



GEORG-AUGUST-UNIVERSITÄT
GÖTTINGEN

Tim Schröder

**Simultane Planung von Standort,
Kapazität und Konfiguration
von Bioraffinerien**



Cuvillier Verlag Göttingen
Internationaler wissenschaftlicher Fachverlag



Simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien





GEORG-AUGUST-UNIVERSITÄT
GÖTTINGEN

Simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien

Dissertation

zur Erlangung des Doktorgrades
der Wirtschaftswissenschaftlichen Fakultät
der Georg-August-Universität Göttingen

vorgelegt von
Tim Schröder
aus Weyhe

Göttingen, 2017

Erstgutachterin: Prof. Dr. Jutta Geldermann

Professur für Produktion und Logistik
an der Georg-August-Universität Göttingen

Zweitgutachter: Prof. Dr. Jan Muntermann

Professur für Electronic Finance und Digitale Märkte
an der Georg-August-Universität Göttingen

Drittprüfer: Prof. Dr. Magnus Fröhling

Professur für ABWL, insbesondere Rohstoffmanagement
an der Technischen Universität Bergakademie Freiberg



Bibliografische Information der Deutschen Nationalbibliothek

Die Deutsche Nationalbibliothek verzeichnet diese Publikation in der Deutschen Nationalbibliografie; detaillierte bibliografische Daten sind im Internet über <http://dnb.d-nb.de> abrufbar.

1. Aufl. - Göttingen: Cuvillier, 2017

Zugl.: Göttingen, Univ., Diss., 2017

© CUVILLIER VERLAG, Göttingen 2017

Nonnenstieg 8, 37075 Göttingen

Telefon: 0551-54724-0

Telefax: 0551-54724-21

www.cuvillier.de

Alle Rechte vorbehalten. Ohne ausdrückliche Genehmigung des Verlages ist es nicht gestattet, das Buch oder Teile daraus auf fotomechanischem Weg (Fotokopie, Mikrokopie) zu vervielfältigen.

1. Auflage, 2017

Gedruckt auf umweltfreundlichem, säurefreiem Papier aus nachhaltiger Forstwirtschaft.

ISBN 978-3-7369-9579-6

eISBN 978-3-7369-8579-7



Vorwort

Die vorliegende Arbeit ist während meiner Tätigkeit als wissenschaftlicher Mitarbeiter an der Professur für Produktion und Logistik entstanden. Ich möchte dieses Vorwort nutzen, den Menschen zu danken, die ihren Teil zum Gelingen meines Promotionsvorhabens beigetragen haben.

Zunächst möchte ich Prof. Dr. Jutta Geldermann dafür danken, dass sie mir ermöglicht hat, an ihrem Lehrstuhl zu promovieren. Durch ihre fachliche Betreuung, aber auch durch das Ermöglichen der Teilnahme an internationalen Konferenzen und eines Forschungsaufenthaltes an der University of British Columbia in Kanada, konnte ich mich fachlich und persönlich deutlich weiterentwickeln. Darüber hinaus möchte ich Prof. Dr. Jan Muntermann und Prof. Dr. Magnus Fröhling für das Prüfen meiner Arbeit danken.

Die vielen Kollegen, die ich während meiner Zeit an der Professur für Produktion und Logistik kennenlernen durfte, haben dafür gesorgt, dass es nie eine Last war, morgens zur Arbeit zu gehen. Ich habe unter euch neue Freunde gefunden und bin mir sicher, dass ich mit vielen in Kontakt bleiben werde. Vielen Dank für das tolle Arbeitsklima, Beatriz Beyer, Francesco Castellani, Anke Daub, Marcel Dumeier, Jan Friedrich, Matthias Garbs, Henning Gösling, Kristin Golombek, Martina Hesse, Ingo Karschin, Nils Lerche, Heti Mulyati, Jose Ortega, Fabian Renatus, Christina Scharpenberg, Meike Schmehl, Genoveva Schmidtman, Katharina Stahlecker, Sadegh Taskhiri, Susanne Wiedenmann und Tobias Witt. Hervorheben möchte ich Lars Lauen, der mich von Beginn an thematisch unter seine Fittiche genommen und mir einen möglichen Pfad zu meiner Dissertation aufgezeigt hat, und Tobias Lühn, mit dem ich jahrelang ein Büro geteilt und ergiebige Diskussionen über unsere jeweiligen Promotionsthemen geführt habe. Vielen Dank auch an alle Promovierenden und Promovierten des Graduiertenkollegs „Ressourceneffizienz in Unternehmensnetzwerken“, dem ich drei Jahre lang angehören durfte und der von Alexander Merz so zuverlässig wöchentlich organisierten Fußballrunde, die mich zwar ein Kreuzband gekostet, aber vor allem sehr viel Spaß gebracht hat. Ebenso gilt ein Dank meinen Freunden aus Weyhe und Hannover, die verlässlich dafür sorgen, dass sich Weyhe und Bremen weiterhin nach Heimat anfühlen und Hannover inzwischen auch ein wenig.

Ein großer Dank gilt meiner Familie. Meine Eltern haben mir durch ihre Unterstützung erst ermöglicht eine akademische Laufbahn einzuschlagen, haben mich auch in schwierigeren Momenten bestärkt und mir alles mitgegeben, was man im Leben so braucht (Neugier, Tischmarnieren, Fußballtraining, Geschwister). Danke!

Der wichtigste Dank gebührt Lena Kemper, ohne deren „sanftes“ Drängen wahrscheinlich bis heute nur ein halbes Kapitel meiner Dissertation niedergeschrieben wäre. Ich bin froh und stolz, dass wir unsere Promotionen zusammen durchziehen durften und freue mich auf die nächsten Schritte mit Dir!



Inhaltsverzeichnis

Abbildungsverzeichnis	IV
Tabellenverzeichnis.....	VIII
Abkürzungsverzeichnis	IX
1 Einleitung	1
2 Transformation des erdölbasierten Wirtschaftssystems zur Bioökonomie	5
2.1 Biomasse und Restbiomasse.....	6
2.1.1 Restholz.....	9
2.1.2 Landwirtschaftliche Reststoffe.....	9
2.1.3 Siedlungsabfall	10
2.1.4 Landschaftspflegematerial.....	11
2.2 Ressourceneffizienz und Kaskadennutzung.....	12
2.3 Bioraffinerien	14
2.3.1 Synthesegasbasierte Bioraffinerien.....	15
2.3.2 Lignocellulose-Bioraffinerien	20
2.3.3 Andere Bioraffineriekonzepte.....	24
2.4 Zusammenfassung	25
3 Ansatz zur strategischen Planung von Bioraffinerien.....	27
3.1 Simultane Optimierung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie	27
3.2 Bestehende Ansätze zur strategischen Planung von Bioraffinerien... 29	
3.3 Methoden zur Optimierung von multimodalen und schwierigen Problemen	38
3.3.1 Globale nichtlineare Optimierung.....	38
3.3.1.1 <i>Das Branch-and-Bound-Verfahren.....</i>	<i>39</i>
3.3.1.2 <i>Optimierung konvexer nichtlinearer Programme</i>	<i>41</i>
3.3.1.3 <i>Der BARON-Solver zur Lösung globaler Optimierungsprobleme</i>	<i>45</i>
3.3.2 <i>Metaheuristiken als Ansatz zur Lösung schwieriger Probleme</i>	<i>46</i>



3.3.2.1 Funktionsweise grundlegender Metaheuristiken	47
3.3.2.2 Eignung von Evolutionsstrategien zur Lösung des entwickelten Modells	49
3.3.2.3 Evolutionsstrategien	51
3.4 Kombination von Evolutionsstrategien und Nichtlinearer Optimierung zur Lösung des Modells	56
3.5 Instrumente zur Implementierung der Evolutionsstrategie mit eingebettetem exakten NLP	60
3.5.1 Geoinformationssysteme	60
3.5.2 Das General Algebraic Modeling System (GAMS) und der BARON-Solver	63
3.5.3 Python	64
3.5.4 Zusammenspiel der vorgestellten Instrumente und Ablauf der Evolutionsstrategie	65
3.6 Zusammenfassung	67
4 Fallstudie I: Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland	69
4.1 Produktionssystem einer High-Temperature-Fischer-Tropsch- Bioraffinerie	69
4.2 Modellierung der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie	72
4.2.1 Nomenklatur	72
4.2.2 Zielfunktion zur Maximierung des Return on Investment einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie	73
4.2.3 Nebenbedingungen Konfiguration	77
4.2.4 Nebenbedingungen mit Bezug zu geografischen Daten: Standort und Kapazität	81
4.3 Vorbereitung der geografischen Daten	83
4.4 Bestimmung der Modellparameter	89
4.4.1 Biomasseverfügbarkeit und Biomassebedarf	90
4.4.2 Transporte	91
4.4.3 Investition und investitionsabhängige Betriebskosten	94
4.4.4 Produkte	97
4.5 Ergebnisse	99
4.5.1 Basisszenario	100



4.5.2 Szenario- und Sensitivitätsanalyse.....	105
4.5.3 Diskussion und Ausblick.....	111
4.6 Zusammenfassung	115
5 Fallstudie II: Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District, British Columbia, Kanada	116
5.1 Produktionssystem einer Organosolv-Lignocellulose-Bioraffinerie...	119
5.2 Modellierung der Lignocellulose-Bioraffinerie.....	123
5.2.1 Nomenklatur	124
5.2.2 Zielfunktion zur Maximierung des Return on Investment einer Lignocellulose-Bioraffinerie	125
5.2.3 Nebenbedingungen Produktionssystem	128
5.2.4 Nebenbedingungen Absatzmarkt	131
5.2.5 Nebenbedingungen mit Bezug zu geografischen Daten: Standort und Kapazität	132
5.3 Vorbereitung der geografischen Daten für den Cariboo District, British Columbia, Kanada	133
5.4 Bestimmung der Modellparameter	135
5.4.1 Biomasseverfügbarkeit und Biomassebedarf.....	135
5.4.2 Transporte.....	137
5.4.3 Investition und investitionsabhängige Betriebskosten.....	138
5.4.4 Produkte	141
5.5 Ergebnisse	142
5.5.1 Ergebnisse Basisszenario	143
5.5.2 Sensitivitäts- und Szenarioanalyse.....	147
5.5.3 Diskussion und Ausblick.....	152
5.6 Zusammenfassung	155
6 Schlussfolgerungen und Ausblick	156
6.1 Beantwortung der Forschungsfragen	156
6.2 Diskussion und Erweiterungsmöglichkeiten.....	159
7 Zusammenfassung	165
8 Literaturverzeichnis	168



Abbildungsverzeichnis

Abbildung 2-1:	Geografische Verteilung des jährlich photosynthetisch gebundenen Kohlenstoffs in Gramm pro Quadratmeter.....	7
Abbildung 2-2:	Optimierungsprinzipien der Kaskadennutzung in der Bioökonomie	12
Abbildung 2-3:	Darstellung der drei verschiedenen Grundtypen von Vergasungssystemen	16
Abbildung 2-4:	Anderson-Schulz-Flory Verteilung für Methan (C_1), Flüssiggas/LPG (C_2 - C_4), Benzin (C_5 - C_{10}), Kerosin (C_{11} / C_{12}), Diesel (C_{13} - C_{17}) und Wachs ($C_{>17}$)	19
Abbildung 2-5:	Anteile von Lignin, Cellulose und Hemicellulose an der Trockenmasse verschiedener verholzter Biomassen.....	20
Abbildung 2-6:	Struktur von originärem Nadelholz-Lignin.....	22
Abbildung 2-7:	Mögliche Produktpfade einer Lignocellulose Bioraffinerie.....	23
Abbildung 3-1:	Ursprüngliches (links) und finales (rechts) Design eines Satellitenauslegers nach Optimierung mit Ziel der Vibrationsdämpfung	37
Abbildung 3-2:	Lösungsbaum im Branch-and-Bound Verfahren	40
Abbildung 3-3:	Ablaufschema Evolutionsstrategien.....	51
Abbildung 3-4:	Diskrete (oben) und intermediäre (unten) Rekombination von Variablen	53
Abbildung 3-5:	Wertebereich möglicher Nachkommen für die intermediäre Rekombination	54
Abbildung 3-6:	Funktion mit (a) und ohne (b) übergeordneter Ordnung	57
Abbildung 3-7:	Ablauf der Evolutionsstrategie mit eingebettetem exakt gelöstem NLP	59



Abbildung 3-8:	Geografische Darstellung einer beispielhaften Polygon-Feature-Class mit zugehöriger Tabelle	61
Abbildung 3-9:	Bilder als Rasterdaten (links) und verschiedene Auflösungen von Rasterdaten (rechts).....	62
Abbildung 4-1:	Grundstruktur der modellierten Fischer-Tropsch-Bioraffinerie.....	71
Abbildung 4-2:	Corine Land Cover Bodenbedeckungskategorien.....	83
Abbildung 4-3:	Bearbeitungsschritte der Corine Land Cover Rohdaten.....	84
Abbildung 4-4:	Deutschland mit einer 250 km Pufferzone. Enthaltene Landmasse ist schraffiert, weiße Flächen repräsentieren Meere.....	85
Abbildung 4-5:	Polygone der drei Bodenbedeckungskategorien Laubwald (dunkelgrün), Nadelwald (hellgrün) und Mischwald (hellblau) vor einem 1×1 km Raster	87
Abbildung 4-6:	Bodenbedeckungskategorien Wald mit aufgelösten inneren Polygongrenzen und 10×10 km Raster zum Zerschneiden von Polygonen >10.000 ha	88
Abbildung 4-7:	Tatsächlich auf der Straße zurückzulegende Distanz im Verhältnis zur euklidischen Distanz (Luftlinie) in Abhängigkeit der euklidischen Distanz mit Exponentialregression durch die ermittelten Daten	93
Abbildung 4-8:	Zielfunktionswerte der jeweils besten gefundenen Lösung über 100 Generationen in 50 Durchläufen.....	101
Abbildung 4-9:	Standort (weiß) und benötigte Biomassequellen in schwarz (links) bzw. rot (rechts) der besten gefundenen Lösung.....	101
Abbildung 4-10:	Optimale Konfiguration: grün eingefärbte Prozesse auf maximaler durch Primärraffination ermöglichter Kapazität	102
Abbildung 4-11:	Kostenstruktur der besten gefundenen Fischer-Tropsch-Bioraffinerie	103
Abbildung 4-12:	Umsatzanteile der marktfähigen Endprodukte der besten gefundene Lösung	103



Abbildung 4-13: Kostenstruktur der drittbesten gefundenen Fischer-Tropsch-Bioraffinerie	104
Abbildung 4-14: neue Konfigurationsstruktur bei niedrigeren Absatzpreisen für Basischemikalien.....	109
Abbildung 4-15: Standort und benötigte Biomasseversorgungspunkte bei ausgedünntem Biomasseangebot	110
Abbildung 5-1: Vom Bergkiefernkäfer befallene Flächen in British Columbia und Alberta, Kanada, im Jahr 2012	117
Abbildung 5-2: British Columbia (blau), Cariboo District (violett), und Naturschutzgebiete (schraffiert)	118
Abbildung 5-3: Weiterverarbeitungspfade von Furfural.....	122
Abbildung 5-4: Grundstruktur der modellierten Lignocellulose-Bioraffinerie	123
Abbildung 5-5: Abgeerntete Waldflächen (schwarz) in British Columbia (blau) und dem potentiellen Einzugsgebiet der Lignocellulose-Bioraffinerie (rosa).....	133
Abbildung 5-6: Ausschnitt der Cutblock-Struktur	134
Abbildung 5-7: Verhältnis der abgeholzten Fläche im Betrachtungsbereich zur insgesamt abgeholzten Fläche in British Columbia.....	136
Abbildung 5-8: Standort (weiß) und Biomassequellen (schwarz) im Cariboo District (grau)	143
Abbildung 5-9: Umsatzstruktur der besten gefundenen Lignocellulose-Bioraffinerie	144
Abbildung 5-10: Kostenstruktur der besten gefundenen Lignocellulose-Bioraffinerie	145
Abbildung 5-11: Return on Investment in Abhängigkeit der Inputkapazität der Bioraffinerie	146
Abbildung 5-12: Zielfunktionswert in Abhängigkeit des Standortes der Bioraffinerie (Provinz- und Nationalparks schraffiert).....	147
Abbildung 5-13: Umsatzstruktur der Lignocellulose-Bioraffinerie mit $\rho = 0,1$	148



Abbildung 5-14: Alle Standorte mit einem ROI $> 37,44\%$ bei Verringerung der Absatzpreise für neuartige Produkte um 25% (links), bzw. ROI $> 19,8\%$ bei Verringerung der Absatzpreise für neuartige Produkte um 50% (rechts), jeweils im unten dargestellten Ausschnitt des Cariboo District	151
Abbildung 6-1: Tatsächliche durchschnittliche Preise (schwarz) und durchschnittliche Vorhersagen der vierteljährlichen Survey of Professional Forecasters der Europäischen Zentralbank für ein bis vier Quartale (orange)	163



Tabellenverzeichnis

Tabelle 3-1:	Überblick über die in der Literaturanalyse vorgestellten Studien.....	35
Tabelle 3-2:	Unterschiede in der Mutation von Genetischen Algorithmen und Evolutionstrategien	50
Tabelle 4-1:	Aggregierte Bodenbedeckungskategorien mit dazugehöriger Restbiomasse	86
Tabelle 4-2:	Verfügbarkeit, Brennwert und Einkaufspreise für Input- Biomassen.....	90
Tabelle 4-3:	Basisinvestition und Skalierungsexponent der primären und sekundären Aufbereitungseinheiten	96
Tabelle 4-4:	Anteil der Rohprodukte am Gesamtproduktstrom nach der Primärraffination.....	98
Tabelle 4-5:	Endprodukte und Verkaufspreise	99
Tabelle 4-6:	Rückflüsse aus den Crackingprozessen der Sekundärraffinationseinheiten $m \in M$ zu den Rohproduktströmen $g \in G$	99
Tabelle 4-7:	Zielfunktionswert sowie Kapazitäts- und Standortvariablen der drei gefundenen Lösungen mit grafischer Darstellung der Lösung...	105
Tabelle 4-8:	Variablenausprägungen bei ausgewählten Szenarien.....	111
Tabelle 5-1:	Anteile von Lignin (s_{lig}), Cellulose (s_{cel}) und Hemicellulose (s_{hem}) an den unterschiedlichen Holzarten.....	137
Tabelle 5-2:	Investitionsdaten und Betriebskosten der Raffinationseinheiten.....	139
Tabelle 5-3:	Marktfähige Endprodukte und Produkteigenschaften	142
Tabelle 5-4:	Veränderte Größendegressionsexponenten.....	149
Tabelle 5-5:	Verringerte Preise für absatzmarktbeschränkte Produkte.....	150
Tabelle 5-6:	Variablenausprägungen bei ausgewählten Szenarien	152



Abkürzungsverzeichnis

ASF	Anderson-Schulz-Flory
atro	absolut trocken
B&B	Branch-and-Bound
BARON	Branch-and-Reduce-Optimization-Navigator
BC	British-Columbia
BGR	Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe
BMVBS	Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung
C	Kohlenstoff
C ₂ H ₄	Ethylen/Ethen
C ₃ H ₆	Propylen/Propen
C ₄ H ₈	Buten
CEPCI	Chemical Engineering Plant Cost Index
CH ₄	Methan
CLC2006	Corine Land Cover 2006
CO	Kohlenstoffmonoxid
CO ₂	Kohlenstoffdioxid
csv-Datei	Comma-Separated-Value-Datei
DBFZ	Deutsches BiomasseForschungsZentrum
EA	Evolutionäre Algorithmen
EJ	Exajoule, entspricht 10 ¹⁸ Joule
engl.	englisch
EP	Evolutionäre Programmierung
ES	Evolutionsstrategie
ESRI	Environmental Systems Research Institute Inc.
EU	Europäische Union
FNR	Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe
FT	Fischer-Tropsch
GA	Genetischen Algorithmen
GAMS	General Algebraic Modeling System
GIS	Geografisches Informationssystem



H	Wasserstoff
ha	Hektar
HMF	5-Hydromethyl-Furfural
HTFT	High-Temperature-Fischer-Tropsch
ISBL	Inside Battery Limits
LPG	Flüssiggas
MS	Microsoft
MW	Megawatt
MWh	Megawattstunde
NLP	Nichtlineares Programm
O	Sauerstoff
ODT	oven dry tonnes
OR	Operations Research
OSBL	Outside Battery Limits
PAS	Publicly Available Specification
ROI	Return on Investment
tkm	Tonnenkilometer
UTM	Universal Transverse Mercator
USA	Vereinigte Staaten von Amerika

1 Einleitung

Die derzeitige industrielle Produktion basiert weltweit zu großen Teilen auf der Nutzung fossiler Ressourcen, wie die folgenden Zahlen verdeutlichen:

- 85,9 % der weltweiten Primärenergiebereitstellung wird mit Kohle, Erdöl, Erdgas und Nuklearenergie gedeckt (Internationale Energieagentur 2016).
- 98 % des Mobilitätssektors in Deutschland wurde im Jahr 2013 mit Kraftstoffen versorgt (Rest: Strom), wovon fossile Kraftstoffe 94,6 % ausmachen (Umweltbundesamt 2015).
- Etwa 90 % der organischen Basischemikalien werden gegenwärtig aus fossilen Rohstoffen gewonnen (Maity 2015a).

Diese fossilen Ressourcen sind allerdings nur begrenzt verfügbar und setzen bei Verbrennung zudem große Mengen Treibhausgase frei, womit sie zum Klimawandel beitragen (Kircher 2012). Daher sollen zukünftig verstärkt nachwachsende Rohstoffe industriell genutzt werden. Die Substitution von fossilen durch erneuerbare Ressourcen wird allgemein als Transformation zu einer Bioökonomie bezeichnet und hat bereits Einzug in die wissenschaftliche, politische und industrielle Agenda gehalten (Golembiewski et al. 2015; Scarlet et al. 2015; Toppinen et al. 2017). Möglich wird eine solche Transformation nur durch eine Kombination von technischen, gesellschaftlichen, politischen und biologischen Veränderungen (Giurca und Späth 2017), für die unter anderem neuartige, innovative Technologien notwendig sind (Langeveld et al. 2010). Eine zentrale Rolle in einer zukünftigen Bioökonomie wird sogenannten Bioraffinerien zugeschrieben (Bundesregierung 2014; Schieb et al. 2015). Unter diesem Begriff werden verschiedene Konzepte zusammengefasst, die aus nachwachsenden Rohstoffen eine Palette an energetischen, stofflichen und pharmazeutischen Produkten herstellen können, die derzeit aus fossilen Ressourcen gewonnene Produkte direkt oder indirekt ersetzen (Liu et al. 2012).

Aus betriebswirtschaftlicher Perspektive ist es jedoch zunächst von grundlegender Bedeutung, dass eine Bioraffinerie wirtschaftlich profitabel betrieben werden kann. Bisher wurden Bioraffineriekonzepte in erster Linie im Labor- und Prototypenstatus getestet und nur selten im industriellen Maßstab umgesetzt (Sukumara et al. 2015; Bundesregierung 2014). Zur Vorbereitung einer Investitionsentscheidung dienen Machbarkeits-



studien, um eine Vorauswahl zwischen alternativen technischen Ausführungen von innovativen Produktionssystemen im industriellen Maßstab zu treffen (Geldermann 2014).

Obwohl die Struktur und die Produktionsprozesse einer Bioraffinerie denen in einer fossilen Erdölraffinerie ähneln, gibt es bei der Planung von Bioraffinerien Fragestellungen, die sich deutlich von denen anderer Industrieanlagen unterscheiden (de Jong und Jungmeier 2015). Wichtig ist hier vor allem die (nachhaltige) Versorgung der Bioraffinerie mit Biomasseinputs (Parajuli et al. 2015), ohne dabei etwa die Produktion von Nahrungsmitteln zu beeinträchtigen (Mohr und Raman 2013). Daher sind vor allem Restbiomassen als Inputmaterial interessant, da diese nicht in Konkurrenz zur Nahrungsmittelproduktion stehen und zumeist auch keine umfassenden stofflichen Nutzungsoptionen bieten. Da Restbiomassen naturgemäß mit deutlich geringeren Flächenerträgen anfallen als eigens angebaute Biomassen (Kaltschmitt 2013), muss die räumliche Verfügbarkeit dieser Inputs beim Planungsprozess einer Bioraffinerie berücksichtigt werden. Dazu können Geoinformationssysteme (GIS) zur Verwendung von geografisch referenzierten Daten über den potentiellen Biomasseanfall genutzt werden.

Durch den Einsatz der geografisch verteilten Biomasse als Input für Bioraffinerien ergeben sich drei Einflussfaktoren auf die Wirtschaftlichkeit einer Anlage, die bei der Planung berücksichtigt werden müssen. Erstens muss aufgrund der regional unterschiedlichen Biomasseverfügbarkeit der Standort geplant werden, da sich dieser direkt auf die Biomassebereitstellungskosten auswirkt. Zweitens muss die Kapazität der Bioraffinerie betrachtet werden, da diese ebenso von der regional unterschiedlichen Verfügbarkeit an Biomasse abhängt. Drittens wird die Konfiguration einer Bioraffinerie, und damit die Entscheidung darüber, welche Endprodukte in welchen Mengen produziert werden sollen, von der Gesamtkapazität beeinflusst. Da die verschiedenen Produktionseinheiten sehr unterschiedliche Investitionen erfordern, die Endprodukte Erlöse in unterschiedlicher Höhe erzielen und zudem Kuppelproduktion mehrerer Endprodukte vorliegt, kann für eine Bioraffinerie mit einer kleineren Gesamtkapazität eine andere Konfiguration der Produktionseinheiten vorteilhaft sein als für eine Bioraffinerie mit einer größeren Gesamtkapazität. Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie stehen also in Wechselwirkung zueinander und müssen daher simultan geplant werden. Für alle drei Bestandteile der Bioraffinerieplanung wurden im Bereich des Operations Research (OR) Methoden entwickelt (Nickel et al. 2014). Durch die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration unter Einbeziehung von Geodaten ergibt sich jedoch ein sogenanntes *schwieriges Problem* (Michalewicz und Fogel 2000), das nicht mit einfachen exakten OR-Methoden gelöst werden kann. Daher



wird eine Kombination verschiedener heuristischer und exakter Ansätze in einem übergeordneten Entscheidungsmodell benötigt.

Somit ergeben sich folgende vier aufeinander aufbauende Forschungsfragen, die in dieser Arbeit beantwortet werden sollen.

1. *Welche Besonderheiten bestehen bei der strategischen Planung von Bioraffinerien?*
2. *Können Geoinformationssysteme in ein Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Bioraffinerien integriert werden?*
3. *Wie muss ein Lösungsansatz ausgestaltet sein, um die Lösung des Entscheidungsmodells zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie zu ermöglichen?*
4. *Ist das entwickelte Entscheidungsmodell auf verschiedene geografische Gebiete und Produktionsprozesse unterschiedlicher Bioraffinerietypen anwendbar?*

Zur Beantwortung der Forschungsfragen wird in dieser Arbeit folgender Lösungsweg verfolgt. Zunächst wird in Kapitel 2 das Konzept der Bioökonomie vorgestellt und in diesem Zusammenhang auf die Bedeutung von Bioraffinerien für eine zukünftige Bioökonomie eingegangen. Insgesamt werden fünf Bioraffineriekonzepte vorgestellt, von denen die Fischer-Tropsch- und die Lignocellulose-Bioraffinerie eingehender erläutert werden.

Mit dem grundlegenden Verständnis zu Aufbau und Konfiguration von Bioraffinerien werden in Kapitel 3 in einer Literaturanalyse die Anforderungen an die strategische Planung von Bioraffinerien herausgearbeitet. Daraus ergibt sich die Auswahl der geeigneten Methoden der exakten globalen Optimierung sowie der heuristischen Evolutionsstrategien. Durch die Zusammenführung dieser methodischen Bestandteile in einem übergeordneten Entscheidungsmodell wird ein Lösungsverfahren entwickelt, das die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Biomasse im stetigen Lösungsraum ermöglicht.

Das entwickelte Entscheidungsmodell wird anschließend exemplarisch in zwei Fallstudien eingesetzt. In Kapitel 4 wird die strategische Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland durchgeführt. In Kapitel 5 wird eine Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District in British Columbia, Kanada, geplant. Damit wird das Entscheidungsmodell für zwei Technolo-



gien in unterschiedlichen Regionen angewendet, die sich in ihrem Rohstoffangebot deutlich unterscheiden.

Abschließend werden in Kapitel 6 die in dieser Arbeit aufgestellten Forschungsfragen beantwortet. Zudem werden die Ergebnisse diskutiert und ein Ausblick auf offene Fragen und mögliche sich künftig anschließende Forschungsfelder gegeben.



2 Transformation des erdölbasierten Wirtschaftssystems zur Bioökonomie

Der Begriff „Bioökonomie“ wird in jüngerer Vergangenheit zunehmend verwendet, um die angestrebte Transformation zu einem Wirtschaftssystem zu beschreiben, das weitestgehend auf Grundlage erneuerbarer Ressourcen besteht (Staffas et al. 2013; Golembiewski et al. 2015). Staffas et al. (2013) unterscheiden Bioökonomie („Bioeconomy“, Fokus auf die Technologien) und biobasierte Ökonomie („Biobased Economy“, Fokus auf Biomasse als Rohstoffbasis). Hingegen definieren Langeveld und Sanders (2010) eine biobasierte Wirtschaft als „technological development that leads to a significant replacement of fossil fuels by biomass in the production of pharmaceuticals, chemicals, materials, transportation fuels, electricity and heat“. Sowohl die Europäische Kommission als auch das Bundesministerium für Bildung und Forschung (BMBF) sowie einige weitere internationale Institutionen sehen die Entwicklung der Bioökonomie als eine der zentralen Herausforderungen der Gegenwart und fördern Forschung in diesem Bereich in verschiedenen Programmen (Scarlat et al. 2015; BMBF 2011; Staffas et al. 2013; The White House 2012).

Angestrebt wird ein bioökonomisches Wirtschaftssystem, das neben Nahrungsmitteln auch Kraftstoffe, chemische Grundstoffe, Fasern für die Herstellung von Kleidung und Papier, Wärme und Strom auf Basis erneuerbarer Ressourcen bereitstellt (Langeveld und Sanders 2010; Johnson und Altman 2014). Angelis-Dimakis et al. (2011) geben einen Überblick über die verschiedenen erneuerbaren Ressourcen und deren Potentiale. Während sich Strom und Wärme gut aus Wind- und Sonnenkraft gewinnen lassen, stellt Biomasse für die Produktion von Basischemikalien und lagerfähigen Kraftstoffen mit hoher Energiedichte die einzige praktische Alternative zu fossilen Ressourcen dar (Zeng und Kaltschmitt 2015). Technisch können solche biogenen Substitute bereits hergestellt werden, vielfach können sie jedoch wirtschaftlich nicht mit fossilbasierten Produkten konkurrieren (Brown und Brown 2014). Gegenwärtig werden daher weltweit noch etwa 80 % der Energie und 90 % der organischen Chemikalien auf Basis fossiler Rohstoffe bereitgestellt (Maity 2015a). Im Vergleich zum Jahr 2005 hat sich der Anteil der aus nachwachsenden Rohstoffen hergestellten Chemikalien damit bereits erhöht. Damals wurden noch etwa 96 % der organischen Chemikalien auf Basis fossiler Eingangsstoffe produziert (Thoen und Busch 2010).



Insgesamt ergeben sich beim Einsatz nachwachsender Rohstoffe in der Produktion einige neue Heraus- und Anforderungen, die beachtet werden müssen (Geldermann 2012). Neben dem technologischen Wandel sind für die Entwicklung hin zu einer Bioökonomie ebenso soziale, politische und biologische Veränderungen nötig (ten Pierick et al. 2010). Gesellschaftlich muss etwa die Akzeptanz von biobasierten Produkten steigen. Sisto et al. (2015) befragen entsprechend in einer Studie verschiedene Vertreter aus der Agroenergiebranche über Meilensteine, die auf dem Weg zu einer Bioökonomie erreicht werden müssen. An erster Stelle wird genannt, dass zunächst ein Markt für biobasierte Produkte geschaffen werden muss. Für die Schaffung eines Marktes wiederum spielt die Akzeptanz und Bekanntheit der Produkte eine wichtige Rolle (Geldermann et al. 2016a; Teuber et al. 2015; Osburg et al. 2016). Die größten Hindernisse werden in mangelnder bzw. unsicherer Unterstützung durch die Politik, sowohl auf lokaler als auch europäischer Ebene, gesehen. Als unproblematisch wird hingegen die Verfügbarkeit von Biomasse wahrgenommen (Sisto et al. 2015).

Im Folgenden wird auf verschiedene Restbiomassen und deren Verfügbarkeit eingegangen und das Konzept der Kaskadennutzung erläutert. Abschließend werden fünf Bioraffineriekonzepte vorgestellt, von denen zwei eingehender erläutert werden.

2.1 Biomasse und Restbiomasse

Für die industrielle Bereitstellung von biobasierten Produkten ist die ausreichende Verfügbarkeit von Biomasse erforderlich. Theoretisch ist diese gegeben: Field et al. (1998) quantifizieren den jährlich durch Photosynthese gebundenen – und damit zu Biomasse umgesetzten – Kohlenstoff auf 104,9 Milliarden Tonnen. Jeweils etwa 50 % davon werden in den Ozeanen und an Land gebunden. Abbildung 2-1 bildet die geografisch verteilte Kohlenstoffbindung in Biomasse ab. An Land verbleibt dieser Kohlenstoff dann im Schnitt 19 Jahre in der Biomasse, aus ozeanischer Biomasse wird er bereits nach zwei bis sechs Tagen wieder freigesetzt. Daher ergibt sich aus der vergleichbaren Kohlenstoffbindung an Land und im Wasser kein gleichverteilter Biomassebestand: etwa 99,8 % des Biomassebestandes befindet sich an Land (Field et al. 1998).

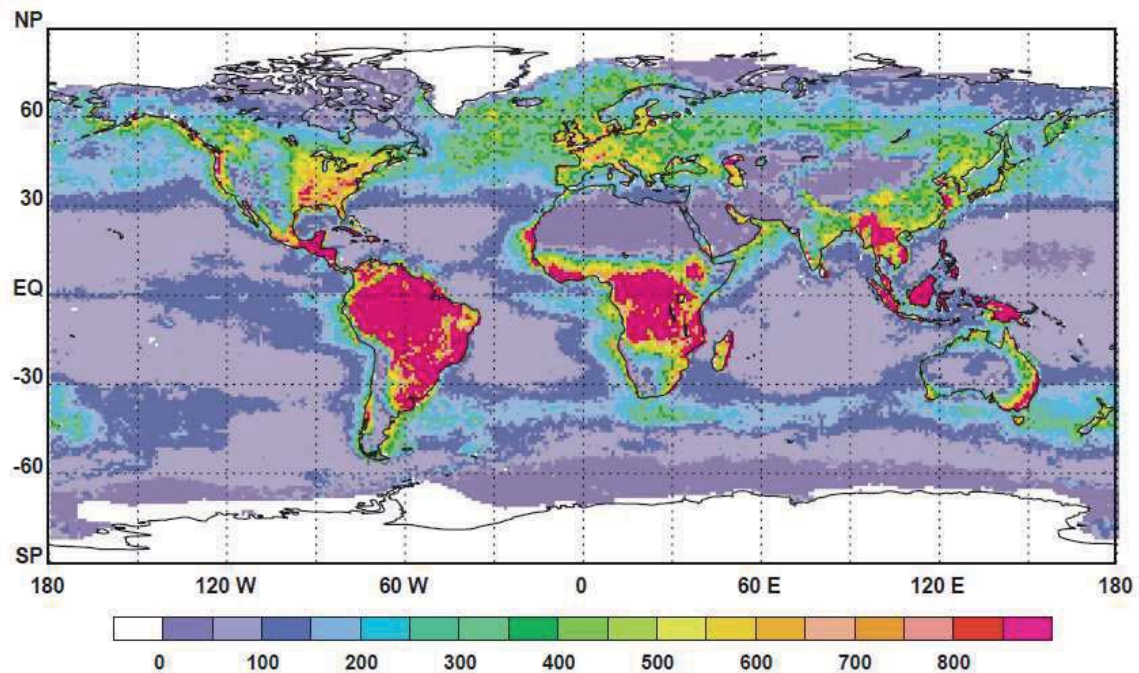


Abbildung 2-1: Geografische Verteilung des jährlich photosynthetisch gebundenen Kohlenstoffs in Gramm pro Quadratmeter [Field et al. 1998].

Nach ten Bos und van Dam (2013) ist das energetische Potential des jährlichen Zuwachses von Cellulose, einem wesentlichen Bestandteil von holzigen Biomassen an Land, zwanzigmal so groß wie der jährliche Verbrauch an Erdöl. Die tatsächliche energetische Nutzung von Bioenergie liegt deutlich darunter: Weltweit wurden im Jahr 2009 etwa 10 % (50 EJ) der insgesamt verbrauchten 500 EJ Primärenergie durch Biomasse bereitgestellt.¹ Ein Großteil dieser 50 EJ entfällt jedoch auf die traditionelle Energiebereitstellung im kleinen Maßstab in Entwicklungsländern, beispielsweise das Kochen über offenem Feuer. Die Bioenergienutzung im industriellen Maßstab in entwickelten Ländern spielt eine deutlich geringere Rolle (Eisentraut und Brown 2012). Auch die zukünftige Rolle der Bioenergie im globalen Energiemix ist unklar. Slade et al. (2011) analysieren eine Vielzahl von Studien, die sich mit der Prognose der energetischen Nutzung von Biomasse beschäftigen und finden eine große Bandbreite breiter gefächerter Szenarien vor. In Szenarien mit einer niedrigen Bioenergienutzung bleibt deren Anteil am weltweiten Primärenergieverbrauch in etwa konstant. Durch eine Steigerung der insgesamt benötigten Energie erhöht sich die absolut durch Biomasse bereitgestellte Energie in diesen Prognosen bis 2050 auf etwa 100 EJ. Szenarien mit extrem hoher Bioenergienutzung gehen von über 600 EJ, im Extremfall bis zu 1600 EJ aus (Smeets et al. 2007). Der Großteil der Szenarien prognostiziert eine Nutzung im Bereich zwi-

¹ Ein Exajoule (EJ) entspricht 10^{18} Joule



schen 100 und 600 EJ, was einen vergleichsweise moderaten Anstieg der Quote der Bioenergie am weltweiten Primärenergieverbrauch bedeutet.

Der Zuwachs an Biomasse kann und sollte jedoch nicht vollständig energetisch genutzt werden. Zunächst steht die Versorgung der Weltbevölkerung mit Nahrungsmitteln im Vordergrund. Erst wenn dieses Bedürfnis befriedigt ist, kann die verbleibende Biomasse stofflich und energetisch verwendet werden. Arvizu et al. (2012) schätzen, dass im Jahr 2000 etwa 219 EJ Biomasse für Nahrung, Futter und Faserstoff geerntet wurden. Der Flächenbedarf für die Bereitstellung von Nahrungsmitteln wird in Zukunft vermutlich mindestens konstant bleiben, eher aber weiter steigen (Field et al. 2008; Qaim 2016). Hier sind die genauen Auswirkungen der gegenläufigen Trends von wachsender Weltbevölkerung und steigenden Flächenerträgen unklar (Godfray et al. 2010). Darüber hinaus hat die direkte stoffliche Nutzung, etwa von Holz in Möbeln, Priorität vor der chemischen Nutzung (Hesse 2015; Taskhiri et al. 2016). Es wird deutlich, dass bereits heutzutage Nutzungskonkurrenzen um vorhandene Biomassen bestehen, die sich in Zukunft noch weiter verschärfen dürften (Gerssen-Gondelach et al. 2014; Murphy et al. 2011). Hinzu kommt, dass Nachhaltigkeitsaspekte beim Biomasseanbau, etwa bezüglich des Nährstoffniveaus im Boden, beachtet werden müssen (Gabrielle et al. 2014; Schmehl et al. 2012).

Für die Produktion von Chemikalien aus Biomasse bieten sich daher Eingangsstoffe an, die nicht in direkter Nutzungskonkurrenz zu Nahrungsmitteln oder der direkten stofflichen Verwertung stehen. Die Umwidmung von Flächen für die Produktion von Biomasse für energetische Zwecke kann durch indirekte Landnutzungseffekte erhöhte Treibhausgasemissionen nach sich ziehen, wohingegen die Nutzung von Reststoffen bestehender Flächen die Emission von Treibhausgasen tendenziell verringert (Havlík et al. 2011). Als „Restbiomasse“ werden z. B. Schnittabfälle der Holzernte, Sägemehl aus der Sägeindustrie, Stroh aus dem Anbau von Lebensmitteln, Landschaftspflegematerial, biogene Abfälle oder zuvor anderweitig verwendete Biomasse bezeichnet (Iakovou et al. 2010; Ekman et al. 2013). Durch die Nutzung von Restbiomasse anstelle von angebauter Biomasse werden positive Effekte auf die weltweiten Treibhausgasemissionen angestrebt. Allerdings müssen Restbiomassen aufgrund einer geringeren spezifischen Verfügbarkeit tendenziell weiter transportiert werden (Jenkins 1997; Cameron et al. 2007). Sollen in erster Linie Restbiomassen als Eingangsstoff für eine industrielle Produktion verwendet werden, ist es daher wichtig zu betrachten, wo diese in welchen Mengen anfallen. Im Folgenden werden die wichtigsten Restbiomassen für den Einsatz in Bioraffinerien kurz vorgestellt.



2.1.1 Restholz

Holz ist sowohl in Deutschland als auch weltweit eine der am intensivsten genutzten Biomassen. Auf dem Energiemarkt spielt Holz insbesondere im Wärmesektor eine wichtige Rolle. Hier werden knapp zwei Drittel der Wärme aus erneuerbaren Ressourcen aus Festbrennstoffen, im wesentlichen Holz, gewonnen. Bei der Stromproduktion beläuft sich der Anteil der Festbrennstoffe auf etwa 10 % (FNR 2015). Zudem wird Holz in einer Vielzahl von stofflichen Produkten verwendet, etwa im Bausektor oder bei der Herstellung von Möbeln.

Als Restholz werden verschiedene Teile und Sorten von Holz klassifiziert. Unter *Waldrestholz* werden allgemein die Teile des Baumes verstanden, die bei der Holzernte im Wald verbleiben. Dabei handelt es sich um das Reisholz aus der Baumkrone und teilweise nicht aufbereitetes Derbholz kleineren Durchmessers. Die Wurzeln und der Stubben verbleiben im Wald (Kaltschmitt et al. 2009). Das Derbholz macht dabei einen Anteil von etwa 56 % der Gesamtmasse eines Baumes aus (Kramer et al. 1988). *Industrierestholz* fällt nicht im Wald, sondern bei der industriellen Weiterverarbeitung von Stammholz an. Der Großteil dieser Restholzpotentiale steht allerdings nicht für potentielle anderweitige Nutzung zur Verfügung, da das meiste Industrieholz bereits entweder stofflich (beispielsweise durch Weiterverarbeitung zu Spanplatten) oder energetisch (beispielsweise als Holzpellets) genutzt wird (Kaltschmitt et al. 2009). Nach der stofflichen Nutzung fällt weiterhin *Altholz* an. Dieses ist oftmals mit Fremdstoffen belastet, was eine weitere Nutzung erschwert (Hesse 2015; Kaltschmitt et al. 2009). Der Fokus für die industrielle Nutzung von Restholz liegt daher auf Waldrestholz, das bisher weniger umfassend genutzt wird als Industrierestholz und Altholz und damit ungehobene Nutzungspotentiale aufweist (Mantau 2012). Die Nutzung von Waldrestholz wird dabei nicht nur in Deutschland untersucht, sondern ist weltweit Gegenstand von aktueller Forschung (Akhtari et al. 2014; Anttila et al. 2015; Paiano und Lagioia 2016; Peter und Niquidet 2016; Roberts et al. 2015). Die absolut gesehen größten Waldrestholzpotentiale ergeben sich in Flächenländern mit starker Holznutzung, vor allem den USA, Russland, China, Kanada, Indien und Brasilien (BMVBS 2010).

2.1.2 Landwirtschaftliche Reststoffe

Restbiomassen aus der Agrarwirtschaft wird ein großes Potential zur Nutzung zugeschrieben (Bentsen et al. 2014; Batidzirai et al. 2016; Lecksiwilai et al. 2016; Fischer et al. 2010; Scarlet et al. 2010). Bei landwirtschaftlichen Reststoffen handelt es sich in erster Linie um *Stroh*, das bei der Getreideproduktion als Nebenprodukt anfällt (Karimi Alavijeh und Yaghmaei 2016). Um dieses Stroh nachhaltig zu nutzen und den Nähr-



stoffgehalt im Boden langfristig zu erhalten, kann nur ein Teil des gesamten anfallenden Stroh verwendet werden (Gabrielle et al. 2014). Je nach Region und Ergiebigkeit der Böden sollten 30 bis 60 % des Stroh auf dem Feld verbleiben, um für eine ausreichende Nährstoffversorgung des Bodens zu sorgen (Hakala et al. 2009). Ähnlich wie beim Holz ergeben sich auch für Stroh zudem Nutzungskonkurrenzen, etwa durch die Verwendung von Stroh als Einstreu in der Tierhaltung oder als Futterzusatz (Thrän und Kaltschmitt 2001). Weiterhin eignet sich insbesondere Getreidestroh zur weiteren Nutzung, da es einen niedrigen Wasseranteil von lediglich etwa 20 % aufweist und daher ohne vorherige Trocknung eingelagert werden kann (Rönsch et al. 2009).

Neben Stroh aus dem Anbau von Getreide kann auch *Heu aus Grünland* als Restbiomasse weiterverwertet werden, sofern die Weiden nicht für die Haltung und Ernährung von Vieh genutzt werden. Da der Bestand an Weidetieren seit den 1990er Jahren deutlich gesunken ist (Statistisches Bundesamt 2016a) und Grünflächen vielfach nicht zu Ackerland umgebrochen werden dürfen, können die frei gewordenen Flächen zur Produktion von Heu verwendet werden (Leible et al. 2005; Rösch et al. 2005). Dabei wird je nach Region von bis zu 20 % der gesamten Grundlandflächen ausgegangen, die dann zur Bereitstellung von Biomasse für die energetische Nutzung bereitstünden (Schlager 2017).

2.1.3 Siedlungsabfall

Den mit knapp 90 % wesentlichen Anteil von Siedlungsabfällen macht der *Hausmüll* aus (Schulze 2011). Hinzu kommen hausmüllähnliche Gewerbeabfälle sowie Sperrmüll (Kranert und Cord-Landwehr 2010). Ein beträchtlicher Anteil der Siedlungsabfälle ist dabei organisch und kann somit als Restbiomasse klassifiziert werden. Teile der organischen Fraktion sind im normalen Restmüll enthalten und stehen damit nicht separat zur Verfügung. Stattdessen werden diese Restbiomassen zumeist als Teil des Restmülls in Müllverbrennungsanlagen zur Strom- und Wärmeproduktion eingesetzt. Ein Teil der organischen Siedlungsabfälle wird jedoch getrennt gesammelt, etwa in *Biotonnen*. Im Jahr 2014 fielen gut 12 % des gesamten Siedlungsabfalls, vorwiegend Küchen- und Gartenabfälle, in Biotonnen an (Statistisches Bundesamt 2016b). Das Statistische Bundesamt (2016b) führt unter dem Oberbegriff „getrennt erfasste organische Abfälle“ neben den Abfällen aus der Biotonne auch biologisch abbaubare Abfälle aus der Park- und Friedhofspflege unter Siedlungsabfällen. In dieser Arbeit werden Abfälle aus der Park- und Friedhofspflege jedoch unter Landschaftspflegematerial (siehe nächster Abschnitt 2.1.4) gefasst.



Die Nutzung von (biogenen) Siedlungsabfällen für die Bereitstellung von Energie (z. B. Korai et al. 2016, Smith et al. 2015, Niziolek et al. 2014, Onel et al. 2014) und anderen Produkten (z. B. Chen et al. 2016, Sadhukhan et al. 2016, Rama Mohan 2016) wird in der aktuellen Forschung ebenso betrachtet, wie die Zusammensetzung vom Hausmüll selbst (Campuzano und González-Martínez 2016).

2.1.4 Landschaftspflegematerial

Unter Landschaftspflegematerial können verschiedene Arten von Biomasse verstanden werden. Kaltschmitt et al. (2009) unterteilen das Landschaftspflegematerial in drei Untergruppen: Straßenrandgrasschnitt, Grasschnitt aus Parks, Anlagen und Friedhöfen und Grasschnitt von Naturschutzflächen.

Straßenrandgrasschnitt wird in dieser Arbeit nicht explizit betrachtet, da dieser auf sehr schmalen Bereichen entlang von Straßen anfällt (6 m Breite an Bundesstraßen) und nur sehr aufwendig zu bergen ist (Prochnow 1995). Zumeist wird diese Biomasse daher gemulcht und verbleibt direkt auf den Flächen am Straßenrand, wo sie verrottet (Kaltschmitt 2013).

Grasschnitt aus Parks, Anlagen und Friedhöfen spielt ebenfalls eine untergeordnete Rolle, da deren Fläche vergleichsweise gering ist. Jedoch ergeben sich hohe Flächenerträge, da Park- oder Sportflächen oft mehrmals im Jahr gemäht werden und etwa Friedhöfe zudem extern mit zusätzlicher Biomasse „versorgt“ werden (Kaltschmitt et al. 2009).

Der dritte Bereich, in dem *Landschaftspflegematerial* im eigentlichen Sinne anfällt, sind Naturschutzgebiete. Die Ziele der Unterschutzstellung (z. B. Biotoperhalt oder die Förderung bestimmter Pflanzenarten) lassen sich vielfach nur durch Beschnitt der Biomasse erreichen oder unterstützen. Die Biomassen aus den verschiedenen Naturschutzgebieten sind sehr inhomogen. Im Vergleich zu Flächen, die direkt auf die Biomasseerzeugung ausgelegt sind, ist der Flächenertrag nutzbarer Biomasse in Schutzgebieten naturgemäß vergleichsweise gering (Kaltschmitt et al. 2009). Dennoch lassen sich beachtenswerte Erträge erzielen. Die Bandbreite reicht dabei etwa von jährlich 1,9 t/ha Trockenmasse auf bewaldeten Wiesen (Melts et al. 2013) bis zu 23 t/ha Frischmasse auf feuchten Wiesen (Prochnow 1995). Dass die Nutzung dieser Biomassen relevant ist, zeigt sich auch in der aktuellen Forschung zur Verwendung von Biomassen aus Schutzflächen in Bioraffinerien (Mapemba et al. 2007; Xu et al. 2014; Lee et al. 2013).



2.2 Ressourceneffizienz und Kaskadennutzung

Ein Problem, das sich speziell in Europa ergibt, ist die dichte Besiedlung bei hoher Industrialisierung und ein damit einhergehender hoher Nahrungsmittel-, Material- und Energiebedarf auf vergleichsweise kleinem Raum. Die europäischen Staaten allein können es daher kaum leisten, neben Nahrungsmitteln und biobasierten stofflichen Produkten auch ihren Energiebedarf, bzw. die Energie-Fehlmengen an wind- und sonnenarmen Tagen, durch Bioenergie zu decken (Trainer 2013). Folglich ist ein weiterer Ansatzpunkt für die Etablierung von bioökonomischen Prinzipien unerlässlich: die Effizienzsteigerung der Nutzung von Biomasse. Insgesamt wird diese darüber definiert, wie viel nutzbares Produkt aus einer bestimmten Menge Biomasse gewonnen werden kann (Kołinski 2013). Dies kann zum einen durch effiziente Technologien erreicht werden, die sicherstellen, dass ein hoher Anteil der Biomasse in das finale Produkt eingeht. Zum anderen kann die Effizienz von Biomasse durch eine Kaskadennutzung verbessert werden (Geldermann et al. 2016a; Haberl und Geissler 2000). Das bedeutet, dass Ressourcen nicht nur einmal, sondern mehrmals stofflich und chemisch genutzt werden, bevor sie als letzte Nutzungskaskade energetisch verwertet werden. Durch die mehrfache Verwendung der gleichen Biomasse kann vermieden werden, dass für verschiedene hierarchisch angeordnete Nutzungsoptionen jeweils „frische“ Biomasse verwendet wird.

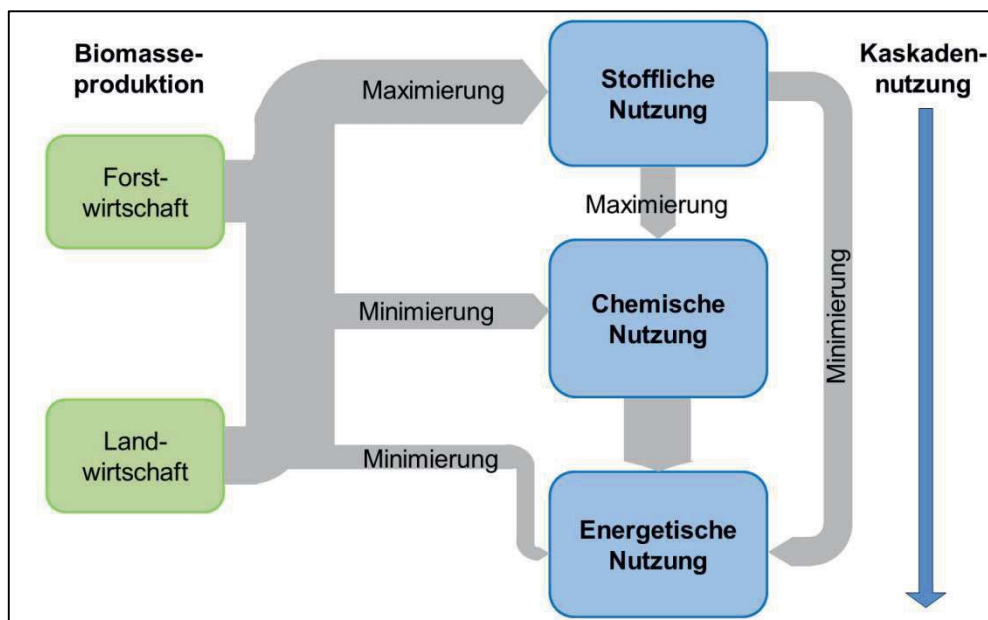


Abbildung 2-2: Optimierungsprinzipien der Kaskadennutzung in der Bioökonomie [Geldermann et al. 2016b]



Grundsätzlich muss die Befriedigung der Nachfrage nach Nahrungsmitteln integriert mit stofflichen und energetischen Nutzungsoptionen betrachtet werden, dennoch genießt die Ernährungssicherheit stets Vorrang (Bundesministerium für Bildung und Forschung 2010). Die Optimierungsprinzipien der Biomassenutzung außerhalb der Nahrungsmittelversorgung sind in Abbildung 2-2 dargestellt. Diese Prinzipien implizieren, dass im Idealfall jeder energetischen Nutzung eine stoffliche Nutzung vorausgeht. Die direkte Nutzung von Biomasse als Energieträger sollte somit nur erfolgen, wenn die Nachfrage zur stofflichen Verwendung bereits gedeckt ist. Die stoffliche Nutzung kann dabei noch einmal in die stoffliche Nutzung im engeren Sinne sowie die chemische Nutzung unterteilt werden. Bei der stofflichen Nutzung geht die Biomasse, zumeist Holz, direkt in Produkte ein. Beispielsweise können Möbel oder andere Baustoffe, wie Spanplatten, hergestellt werden (Hesse 2015). Die chemische Nutzung bricht dagegen die Struktur der Biomasse auf Molekülebene auf und macht chemische Stoffe mit verschiedensten Eigenschaften nutzbar (Turley 2008; Wimmer und Johansson 2014). Diese Aufspaltung kann auch nach einer stofflichen Nutzung geschehen, wodurch sie hierarchisch unter der eigentlichen stofflichen Nutzung angesiedelt ist. Am Ende des Lebenszyklus der chemisch erzeugten Stoffe schließt sich die energetische Nutzung an. Eine Kaskadennutzung weist dabei nicht zwangsläufig diese drei Schritte auf, es ist ebenso möglich, dass auf einer der idealtypischen Stufen mehrere Nutzungskaskaden durchlaufen werden. Beispielsweise ist denkbar, dass ein Möbelstück zunächst zu einer Palette weiterverarbeitet wird, die dann wiederum am Ende ihrer Lebensdauer zerkleinert zur Spanplattenproduktion genutzt wird. Somit ergäben sich allein auf der Stufe der stofflichen Nutzung drei Nutzungskaskaden, bevor die ausgedienten Spanplatten in einer Bio Raffinerie chemisch genutzt werden. In den vergangenen Jahren hat sich die Forschung verstärkt mit der Kaskadennutzung auseinandergesetzt. Viele Studien beschäftigen sich dabei mit der Quantifizierung von umweltrelevanten Aspekten der Kaskadennutzung (Gärtner et al. 2012; Hesse 2015; Höglmeier et al. 2015; Höglmeier et al. 2014; Sathre und Gustavsson 2006; Sikkema et al. 2013; Taskhiri et al. 2016; Werner et al. 2007; Yamashita et al. 2000).

Bioraffinerien ermöglichen dabei die chemische Nutzung von verschiedenen Biomassen. Da in Bioraffinerien die Biomasse mindestens auf Molekülebene heruntergebrochen wird, lassen sich verschiedene Biomassen einsetzen und daraus flexibel neue Produkte herstellen. Abfallstoffe können für die gleiche oder eine höhere Nutzungsstufe wieder aufbereitet werden und verbleiben so im Stoffkreislauf. Somit stellen Biomassen potentiell einen wichtigen Schritt in der Kaskadennutzung von Biomasse dar. Im folgenden



Abschnitt werden daher fünf Bioraffinerie-Konzepte vorgestellt, wovon zwei eingehender beschrieben werden (Bundesregierung 2014).

2.3 Bioraffinerien

Bioraffinerien bieten die Möglichkeit, aus (Rest-)Biomassen ein Produktportfolio ähnlich dem klassischer fossiler Erdölraffinerien herzustellen. Auch die grundlegende Produktionsstruktur mit zwei Konversionsstufen, der Primär- und der Sekundärraffination, haben beide Raffineriearten gemeinsam (Behr et al. 2010). Daher sind auch die Planungsaufgaben für die Konfiguration ihrer Produktionsanlagen vergleichbar. Für beide Raffineriearten ist es von großer Bedeutung, welche Produkte in welchen Produktionseinheiten in welchen Mengen produziert werden sollen (Kiskini et al. 2015; Persson et al. 2004; Rosolio et al. 2008). Jedoch sind bei der Planung von Bioraffinerien zusätzliche Aspekte zu berücksichtigen. Erdölraffinerien werden – zumindest in Deutschland – von einem einzelnen Punkt aus versorgt. Beispielsweise bezieht die Raffinerie Leuna ihren Erdöl-Input aus einer einzelnen Verbindung, der Druschba Pipeline, direkt aus Russland (Götz 2006). Ein anderes Beispiel ist die Rheinland Raffinerie, die größte Raffinerie Deutschlands, die ihr Erdöl ebenfalls aus einer Pipeline erhält, die direkt mit dem Hafen Rotterdam verbunden ist (Hensing et al. 1998). In beiden Fällen spielt jedoch der geografische Anfall des Rohstoffs Erdöl eine untergeordnete Rolle, da das flüssige Erdöl per Schiff (Siddiqui und Verma 2015) und Pipeline (Martínez-Palou et al. 2011) transportiert werden kann. Mit seiner hohen Energiedichte ist Rohöl zudem sehr transportwürdig, was die großen weltweit transportierten Mengen belegen (Wang und Lu 2015).

Anders ist dies bei Bioraffinerien, die aus der Fläche und nicht aus einem einzelnen Anschlusspunkt versorgt werden (Wright und Brown 2007). Sie sind abhängig von der Bereitstellung von Biomasse, die im großen Maßstab entsprechend große Flächen benötigt. Sollen ausschließlich Restbiomassen genutzt werden, verstärkt sich dieser Effekt aufgrund der geringeren Flächenproduktivität weiter (de Jong et al. 2010). Zudem ist die Produktion von Biomasse, beispielsweise aufgrund von Witterungseinflüssen, weit weniger genau planbar als die Gewinnung von Kohle und Erdöl.

Während das Konzept der umfassenden Nutzung von Biomassen in einem integrierten Mehrproduktsystem seinen Ursprung bereits im frühen 19. Jahrhundert hat, und somit vor der industriellen Nutzung von Kohle und Öl, wurde der Begriff Bioraffinerie in den 1990er Jahren etabliert (Kamm et al. 2010a). Gegenwärtig liegt der Schwerpunkt der Forschung vor allem auf der Produktion von Kraftstoffen (Tsita und Pilavachi 2013), bei der wirtschaftlichen Produktion anderer Grundchemikalien besteht daher



noch Forschungsbedarf. Heute umfasst der Begriff Bioraffinerie eine Vielzahl von Konzepten, die jedoch allgemein in drei Unterkategorien eingeteilt werden: thermochemische, biochemische und physikalisch-chemische Konzepte (Maity 2015b).

Der „Arbeitskreis Roadmap Bioraffinerien“ erarbeitete im Auftrag der Bundesregierung (2014) fünf Bioraffineriekonzepte: Zucker- und Stärke-Bioraffinerien, Pflanzenöl- und Algenlipid-Bioraffinerien, Lignocellulose- und Grüne Bioraffinerien, Synthesegas-Bioraffinerien sowie Biogas-Bioraffinerien. Allen Bioraffinerien gemein ist ihre Unterteilung in primäre und sekundäre Raffinationsschritte. In der primären Raffination wird die eingehende Biomasse zu einer geringen Anzahl von Zwischenprodukten verarbeitet, darunter Kohlenwasserstoffe, Proteine, Synthesegas und einige weitere Stoffe. Diese Primärraffination bildet auch die Grundlage der Abgrenzung zwischen den fünf Raffineriekonzepten. In einem zweiten Schritt werden aus diesen Zwischenprodukten in der sekundären Raffination marktfähige Endprodukte hergestellt (Dale und Kim 2010). Dabei ergeben sich in einem Bioraffinerie-Produktionssystem typischerweise verschiedene Kuppelprodukte. Die ausschließliche Produktion eines Endprodukts ist zumeist nicht oder nur schwer möglich. Die Endprodukte von Bioraffinerien lassen sich wiederum in die beiden übergeordneten Kategorien energetisch und stofflich einteilen (Ghatak 2011). Langfristig ließen sich damit Produkte aus fossilen Raffinerien direkt oder nutzenäquivalent ersetzen (Clements und van Dyne 2010).

Bei der Anlagenplanung und der Vorbereitung einer Investitionsentscheidung sind die Kapazität und die Konfiguration der Bioraffinerieanlage ebenso zu planen wie der Standort. Anhand der Konfiguration ergibt sich das Produktspektrum. Im Folgenden werden die Synthesegas-Bioraffinerie (Abschnitt 2.3.1) und die Lignocellulose-Bioraffinerie (Abschnitt 2.3.2) näher beschrieben. Dadurch soll Verständnis für die später folgende Konfigurationsplanung der innovativen Bioraffineriekonzepte geschaffen werden. Abschnitt 2.3.3 gibt einen kurzen Überblick über die übrigen genannten Bioraffinerietypen sowie deren wichtigste Eigenschaften.

2.3.1 Synthesegasbasierte Bioraffinerien

In synthesegasbasierten Bioraffinerien wird aus Kohlenwasserstoffen Synthesegas gewonnen, das anschließend als Plattform für die Produktion marktfähiger Endprodukte dient. Unter Synthesegas wird dabei ein Gasgemisch verstanden, das im Wesentlichen aus Kohlenmonoxid (CO), Kohlendioxid (CO₂) und Wasserstoff (H₂) besteht, wobei die genaue Zusammensetzung vom eingesetzten Brennstoff und der Vergasungstechnologie abhängt (Kaltschmitt et al. 2009; Brown 2010; Lv et al. 2007). Ein bekanntes Verfah-



ren zur Weiterverarbeitung des Synthesegases ist die Fischer-Tropsch-Synthese (Hamelinck et al. 2004).

Erste industrielle Ansätze der Vergasung und Verflüssigung von Kohle wurden bereits vor dem ersten Weltkrieg in Deutschland entwickelt, um die hiesige Erdölknappheit zu umgehen (Höring und Donath 1974). Die grundlegende Technologie der Vergasung von Kohlenwasserstoffen zur Synthesegasproduktion wurde in den 1930er Jahren erstmals auch für Biomasse angewendet (Knoef 2005). Das gewonnene Synthesegas kann entweder direkt energetisch genutzt oder durch zusätzliche Raffinationsschritte zu höherwertigen Stoffen weiterverarbeitet werden. Die enthaltenen Elemente, Kohlenstoff, Sauerstoff und Wasserstoff, bilden die wichtigsten Bausteine einer Vielzahl verschiedener Stoffe, die sich aus Synthesegas herstellen lassen (Dry 2002; Liu et al. 2011).

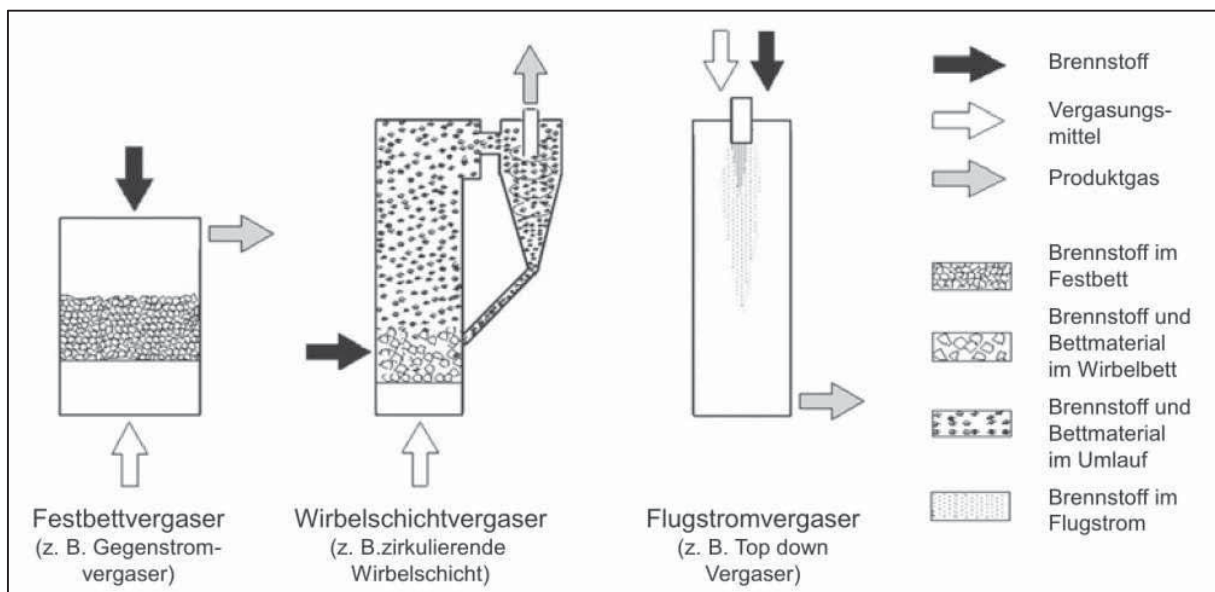


Abbildung 2-3: Darstellung der drei verschiedenen Grundtypen von Vergasungssystemen [Kaltschmitt et al. 2009]

Kohlenwasserstoffe im Allgemeinen und Biomasse im Speziellen können mit verschiedenen Technologien vergast werden, um Synthesegas zu produzieren (Asadullah 2014; Ahmed et al. 2012). Bei allen Technologien wird das Eingangsmaterial unter einem Mangel an Sauerstoff auf 750 bis 1150 °C erhitzt (Heidenreich und Foscolo 2015), jedoch unterscheiden sie sich in Aspekten wie Skalierbarkeit, Etablierung, Effizienz oder Handhabbarkeit (Puig-Arnavat et al. 2010). Durch den fehlenden Sauerstoff verbrennt die Biomasse nicht, sondern zersetzt sich in ihre Bestandteile, wobei der Großteil des Brennwertes erhalten bleibt (Duret et al. 2005). Drei grundlegende Arten von Vergasern lassen sich unterscheiden (Kaltschmitt et al. 2009):



- In *Festbettvergasern* durchläuft der zu vergasende Brennstoff den Vergasungsreaktor in einer Schüttschicht. Diese Schüttschicht wird vom Vergasungsmittel (heißes Gas, typischerweise Luft, Sauerstoff, oder Wasserdampf) durchströmt, wodurch der Brennstoff erhitzt und schließlich vergast wird. Dabei sind entweder die Brennstoffpartikel groß (und schwer) genug und/oder der Gasstrom ausreichend langsam, so dass der Brennstoff sich nicht bewegt, sondern *fest* im Reaktorraum liegt. Festbettvergasen lassen sich weiter unterteilen, je nachdem ob das Vergasungsmittel dem Brennstoff entgegen oder in der gleichen Richtung strömt.
- In *Wirbelschichtvergasern* ist hingegen die Strömungsgeschwindigkeit des Vergasungsmittels so groß, dass die Brennstoffpartikel im Reaktor bewegt werden. Zudem ist die Verwendung eines gleichmäßigen Bettmaterials nötig, beispielsweise Quarzsand, um eine gleichmäßige Durchmischung und damit gleichmäßige Temperaturen im Reaktorraum zu erreichen. Je nachdem, ob das Bettmaterial im Schwebestand im Reaktorraum verbleibt oder aufgrund hoher Strömungsgeschwindigkeiten des Vergasungsmittels ausgetragen wird, wird zwischen stationären und zirkulierenden Wirbelschichtvergasern unterschieden.
- Beim *Flugstromvergaser* muss der Brennstoff sehr fein zermahlen werden, so dass er als Staub in den Reaktorraum eingeblasen werden kann. Durch die kleine Partikelgröße vergast der Brennstoff sehr schnell in einer sogenannten Staubwolke, wodurch, anders als beim Wirbelschichtvergaser, kein zusätzliches Bettmaterial benötigt wird.

Seit Anfang der 2000er Jahre werden zudem *Plasma-Vergasungsanlagen* entwickelt, die speziell darauf ausgelegt sind, inhomogene Materialien, wie Bio- oder Hausmüll, zu vergasen (Tang et al. 2013; Galeno et al. 2011; Ruj und Ghosh 2014). Die Bedingungen im Vergasungsbereich können durch die schnelle Reaktionszeit der Plasmatemperatur trotz der heterogenen Inputs konstant gehalten werden (Hlina et al. 2014).

Das Synthesegas aus der Biomassevergasung kann anschließend in zahlreichen Anwendungsoptionen genutzt werden (Baerns et al. 2013; Tay und Ng 2012), beispielsweise zur Produktion von Strom und Wärme (Gallmetzer et al. 2012; Molino et al. 2013; Wang et al. 2014a), zur Synthese von Dimethylether als Dieselsubstitut (Renk 2009; Papari et al. 2013; Trippe et al. 2013), zur Herstellung von synthetischem Erdgas (SNG) (z. B. Duret et al. 2005, Rönsch et al. 2009 oder Adelt und Vogel 2010) oder in der sogenannten Fischer-Tropsch-Synthese (z. B. Adesina 1996, Dry 2002 oder Dancu et al. 2004). Kim et al. (2013) geben einen Überblick über die wichtigsten derzeitigen betriebenen Forschungs- und Pilotanlagen, die aus biomassebasiertem Synthesegas verschiedene Endprodukte herstellen.



Hier wird die Fischer-Tropsch-Synthese näher betrachtet, deren Produktportfolio dem von Erdölraffinerien ähnelt (z. B. Gregor 1991, Hamelinck et al. 2004). In der Primärraffination der Fischer-Tropsch-Synthese bilden sich unter Drücken zwischen 20 und 45 bar bei Temperaturen zwischen 200 und 350 °C Kohlenwasserstoffe an einem Eisen- oder Cobaltkatalysator² (Dry 2002). Dazu wird das Synthesegas aus der Biomassevergasung innerhalb dieser Bedingungen an Katalysatoren vorbeigeführt, wo es kondensiert und der Fischer-Tropsch-Produktstrom entsteht.

Die Produktverteilung einer Fischer-Tropsch-Synthese ergibt sich näherungsweise aus der Anderson-Schulz-Flory (ASF) Verteilung. Diese Verteilung beschreibt das stochastische Wachstum von Kohlenwasserstoffketten in Abhängigkeit der Kettenwachstumswahrscheinlichkeit α (Elbashir 2010). Diese wiederum ergibt sich aus einer Kombination von drei Parametern der Fischer-Tropsch-Synthese: dem verwendeten Katalysator sowie Druck und Temperatur bei der Synthese. Höherer Druck und niedrigere Temperaturen erhöhen grundsätzlich die Kettenwachstumswahrscheinlichkeit, während niedrigerer Druck und höhere Temperatur sie verringern (Hamelinck et al. 2004). Aufgrund des stochastischen Kettenwachstums kann bei der Fischer-Tropsch-Synthese kein einzelnes Produkt selektiv erstellt werden, sondern es ergibt sich immer eine Verteilung verschiedener Produkte. α beschreibt die Wahrscheinlichkeit, dass sich an eine bestehende „Kette“ von mindestens einem Kohlenstoffatom ein weiteres Kohlenstoffatom anhängt. Dabei ist der Wert von α unabhängig von der Länge der bereits bestehenden Kette. $\alpha = 0$ würde also dazu führen, dass ausschließlich einzelne Kohlenstoffatome (mit vier gebundenen Wasserstoffatomen, also $\text{CH}_4 = \text{Methan}$) im Produktstrom enthalten wären, $\alpha = 1$ würde theoretisch zu unendlich langen Kohlenstoffketten führen. Tatsächliche α -Werte werden kaum jemals diese Extremwerte annehmen, was zu einer Verteilung verschiedener Produkte führt. Der Produktstrom, der die Fischer-Tropsch-Synthese verlässt, enthält also eine Mischung verschiedener Kohlenwasserstoffe mit unterschiedlichen Kettenlängen von C_1 bis C_{30+} , deren Anteile vom α -Wert in der Synthese abhängen (Baliban et al. 2012). Obwohl die ASF-Verteilung die tatsächliche Produktverteilung einer Fischer-Tropsch-Synthese in der Praxis nicht exakt nachbilden kann, ist das Modell etabliert und allgemein anerkannt (Lu et al. 2012) und kommt der tatsächlichen Produktverteilung sehr nah (Kim et al. 2009; Schulz und Claeys 1999). In Abbildung 2-4 ist die ASF-Verteilung für eine beispielhafte Menge von Produkten gegeben, die aus der Fischer-Tropsch-Synthese gewonnen werden können.

² Auch Nickel und Ruthenium können theoretisch als Katalysatoren verwendet werden. Praktisch erzeugt Nickel jedoch zu hohe Anteile Methan und Ruthenium ist nicht ausreichend vorhanden und dadurch zu teuer.

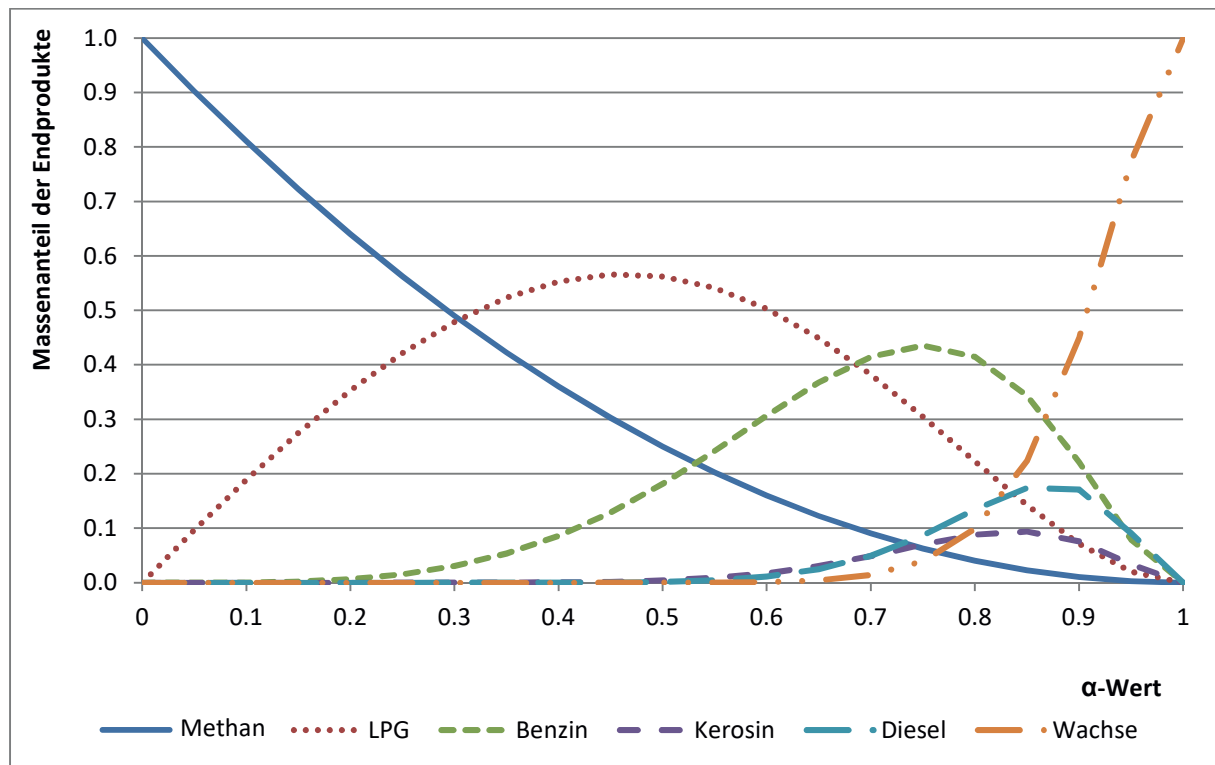


Abbildung 2-4: Anderson-Schulz-Flory Verteilung für Methan (C_1), Flüssiggas/LPG (C_2 - C_4), Benzin (C_5 - C_{10}), Kerosin (C_{11} / C_{12}), Diesel (C_{13} - C_{17}) und Wachs ($C_{>17}$), nach [Breitmaier und Jung 2001]

In der sekundären Raffination durchläuft der Fischer-Tropsch-Produktstrom verschiedene mögliche Aufbereitungsschritte, um marktfähige Endprodukte zu erhalten (Bao et al. 2010). Mögliche Endprodukte umfassen beispielsweise Alkene (auch: Olefine; Kohlenwasserstoffe mit mindestens einer Kohlenstoff-Doppelbindung) mit zwei bis vier Kohlenstoffatomen, die wichtige chemische Grundbausteine darstellen, beispielsweise für die Produktion von Kunststoffen (Botes et al. 2016). Alkane (auch: Paraffine; gesättigte Kohlenwasserstoffe ohne Doppelbindung) im C_2 - bis C_4 -Bereich – Ethan, Propan, Butan – lassen sich vor allem als Brenngase verwenden (Lauven 2011). Kohlenwasserstoffe mit größeren Kettenlängen sind bei Raumtemperatur flüssig und lassen sich daher gut lagern und transportieren. Im Bereich C_5 bis C_{10} werden diese als Benzin bezeichnet, im Bereich C_{11} - C_{12} als Kerosin und im Bereich C_{13} - C_{17} als Diesel. Noch längere Ketten werden zunehmend viskoser und lassen sich etwa als Schmiermittel einsetzen. Ab einer Kettenlänge von etwa dreißig Kohlenstoffatomen entsteht festes Wachs (Breitmaier und Jung 2001).

Neben der direkten Aufbereitung der im Fischer-Tropsch-Produktstrom enthaltenen Kohlenwasserstoffe können die enthaltenen Produktgruppen verändert werden. Zum einen können lange Kohlenwasserstoffketten durch Cracking-Prozesse in kürzere Ketten zerlegt werden. Dadurch ergeben sich zusätzliche Mengen kürzerer Kohlenwasserstoff-



ketten, die wiederum zu Endprodukten aufbereitet werden können. Zum anderen können beispielsweise durch sogenannte Alkylierung oder Oligomerisierung mehrere kürzere Kohlenwasserstoffketten zusammengefügt werden, um zusätzliche Mengen im Benzin- oder Dieselpbereich herzustellen (Dancuart et al. 2004). Insgesamt sind damit sowohl die Produkte als auch die Prozesse in der Aufbereitung der Endprodukte sehr ähnlich denen in petrochemischen Raffinerien und somit bekannt und etabliert.

2.3.2 Lignocellulose-Bioraffinerien

Lignocellulose-Bioraffinerien nutzen Holz und verholzte Biomassen. Diese Biomassen haben durch die Einlagerung des Biopolymers Lignin steife und dicke Zellwände. Neben Laub- und Nadelhölzern zählen etwa auch Stroh und Heu zur Lignocellulose-Biomasse (Kamm et al. 2010b). Alle Lignocellulose-Biomassen enthalten drei wesentliche Bestandteile in variierenden Anteilen: Lignin, Cellulose und Hemicellulose. Hinzu kommen kleinere Anteile an Mineral- und Extraktstoffen. Abbildung 2-5 zeigt einige ausgewählte Biomassearten und deren jeweilige Zusammensetzung.

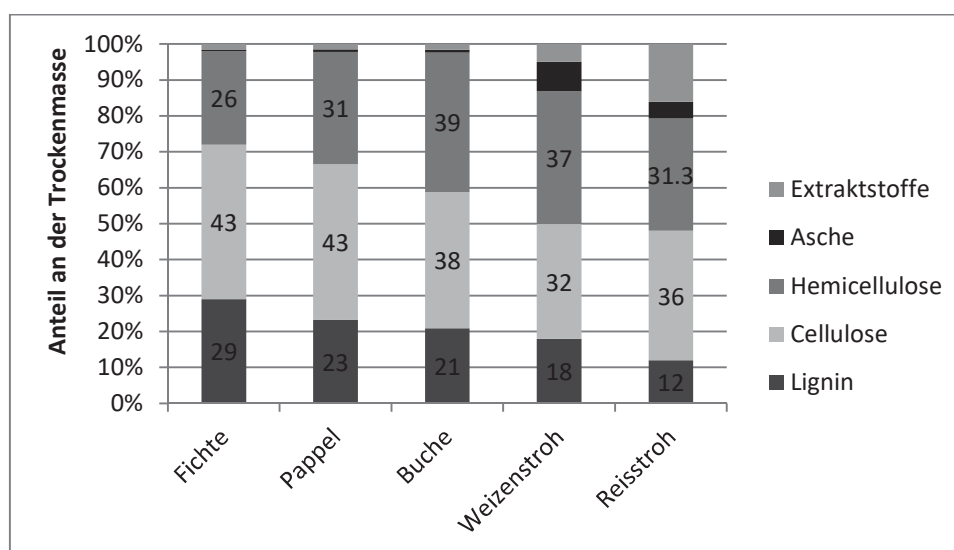


Abbildung 2-5: Anteile von Lignin, Cellulose und Hemicellulose an der Trockenmasse verschiedener verholzter Biomassen [Fan et al. 1987 und Lengyel und Morvay 1973, letztere zitiert nach Kamm et al. 2010b]

Während Lignocellulose und Cellulose bereits seit Jahrtausenden in Form von Papier und Papyrus stofflich genutzt werden, hat deren chemische Nutzung ihre Anfänge vor etwa zweihundert Jahren, als der französische Pflanzenchemiker Henri Braconnot die Umwandlung von Holz in Cellulose, die Holzverzuckerung, entdeckte (Kamm et al. 2010b). Erste Ansätze der kommerziellen Herstellung von Ethanol aus Lignocellulose kamen Anfang des 20. Jahrhunderts in den USA auf, die kontinuierlich weiter erforscht



und entwickelt wurden (Katzen und Schell 2010). Die kommerzielle Nutzung von Lignin und Hemicellulose ist hingegen deutlich jünger und wird erst in den vergangenen Jahrzehnten zunehmend beforscht.

Um die Hauptbestandteile des Holzes für die anschließende Weiterverarbeitung aufzubereiten, muss das Holz zunächst in seine Hauptbestandteile, Lignin, Cellulose und Hemicellulose, aufgeschlossen werden. Für diese Primärraffination steht eine Vielzahl von Methoden mit verschiedenen Vor- und Nachteilen zur Verfügung (Alaejos et al. 2006; Alvira et al. 2010; Johansson et al. 1987; Salehi et al. 2014). Vorherrschend ist sowohl weltweit als auch in Deutschland das Sulfatverfahren (auch: Kraft-Aufschluss), das vor allem in der Papierindustrie angewendet wird (Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe 2009; Chen 2015). Dieses Verfahren liefert Cellulose in hoher Qualität, jedoch werden Lignin und Hemicellulosen nicht gesondert abgetrennt. Da es lange kaum anderweitige Anwendungsoptionen für dieses Gemisch gab, wurde es zumeist zur Energiebereitstellung verbrannt (Martin-Sampedro et al. 2014). In reiner Form stellen jedoch inzwischen sowohl Lignin als auch Hemicellulose selbst Ausgangsstoffe für potentielle chemische und stoffliche Endprodukte dar (Nitzsche et al. 2016).

Um diese Fraktionen ebenfalls extrahieren und isolieren zu können, bietet sich das sogenannte Organosolv-Verfahren an (Schwarz et al. 2016). Dabei wird die zerkleinerte Biomasse mit einer wässrig-organischen Lösung auf 120 bis 240 °C erhitzt (Johansson et al. 1987). Als Lösungsmittel können beispielsweise Methanol, Ethanol oder Butanol verwendet werden, wobei sich Ethanol weitestgehend durchgesetzt hat, da es gut wiederverwendet werden kann (z. B. Weinwurm et al. 2016; Singh und Dhepe 2016; Mesa et al. 2016). Die wässrig-organische Lösung hat typischerweise einen Ethanolanteil von 40 - 60 % (Johansson et al. 1987).

Entscheidend beim Holzaufschluss ist das Herauslösen von Cellulose und Hemicellulose aus den komplexen Ligninmolekülen (siehe Abbildung 2-6), die das Gerüst für die feste Struktur von Holz und holzartigen Biomassen bilden. Der Aufschluss mit dem Organosolv-Prozess ist dabei schonender als beim Kraft-Aufschluss und anderen alternativen Aufschlussmethoden (de la Torre et al. 2013). Dadurch bleiben die einzelnen Molekülgruppen des Lignins weitestgehend intakt und können sehr gut weiterverarbeitet werden (Macfarlane et al. 2014).

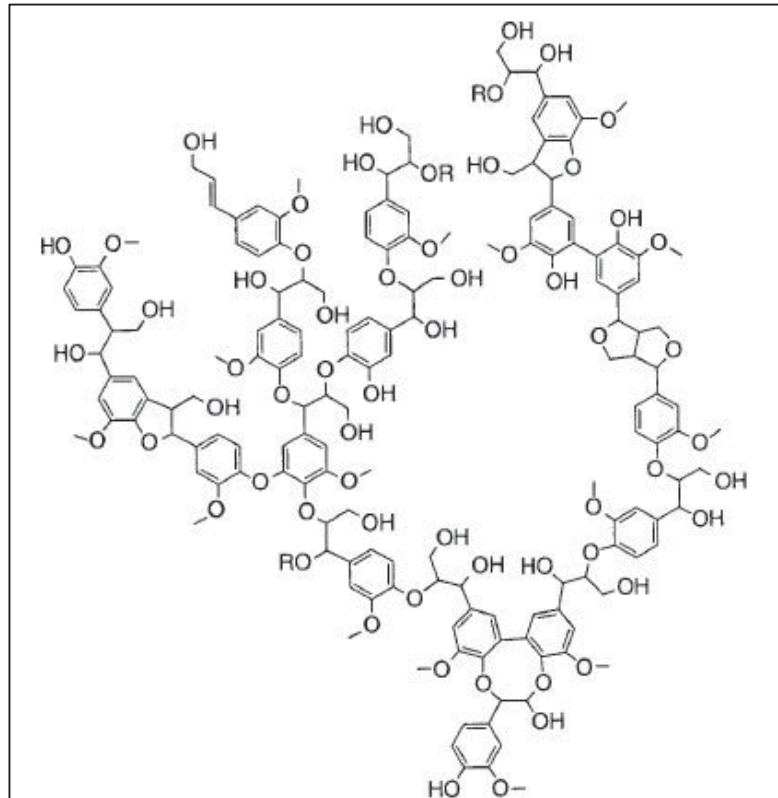


Abbildung 2-6: Struktur von originärem Nadelholz-Lignin [Macfarlane et al. 2014]

Nach dem Holzaufschluss können die drei separierten Hauptbestandteile der Lignocellulosebiomasse, Cellulose, Hemicellulose und Lignin, zu marktfähigen Endprodukten weiterverarbeitet werden. Das Lignin bietet sich vor allem zur Herstellung von Kunstharz an, der durch den hohen Anteil sogenannter Phenole im Organosolv-Lignin sehr stabil und fest ist (Gordobil et al. 2016). Die Cellulose wird zunächst durch Hydrolyse in seine Grundbausteine, den C6-Zucker Glukose, zerlegt. Vorteilhaft ist hier die enzymatische Hydrolyse, bei der die kristallinen und vergleichsweise schlecht wasserlöslichen Cellulose-Polymere mit Hilfe von Enzymen, sog. Cellulasen, in Glukosemonomere aufgespaltet werden. Einfach dargestellt arbeiten vor allem drei Enzyme entscheidend zusammen: Die Endoglucanase erzeugt Enden – und damit Ansatzpunkte im Cellulose-Polymer – von denen die Exoglucanase Glukose-Dimere abschneidet. Abschließend trennt ein drittes Enzym die Glukose-Dimere in zwei Glukose-Monomere, womit die Glukosehydrolyse abgeschlossen ist (Kirsch et al. 2011).

Im Gegensatz zu Cellulose sind Hemicellulosen aus C5-Zuckern aufgebaut, so dass sich nach der Hydrolyse hauptsächlich der C5-Zucker Xylose ergibt. Analog zur Hydrolyse der Cellulose ist auch hier ein Zusammenspiel verschiedener Enzyme nötig, allerdings findet die Zersetzung der Hemicellulose in zwei statt drei Schritten statt. Zunächst werden die Hauptketten gespalten und im zweiten Schritt dann die Ketten in C5-Monomere zerlegt (Schimpf 2014).

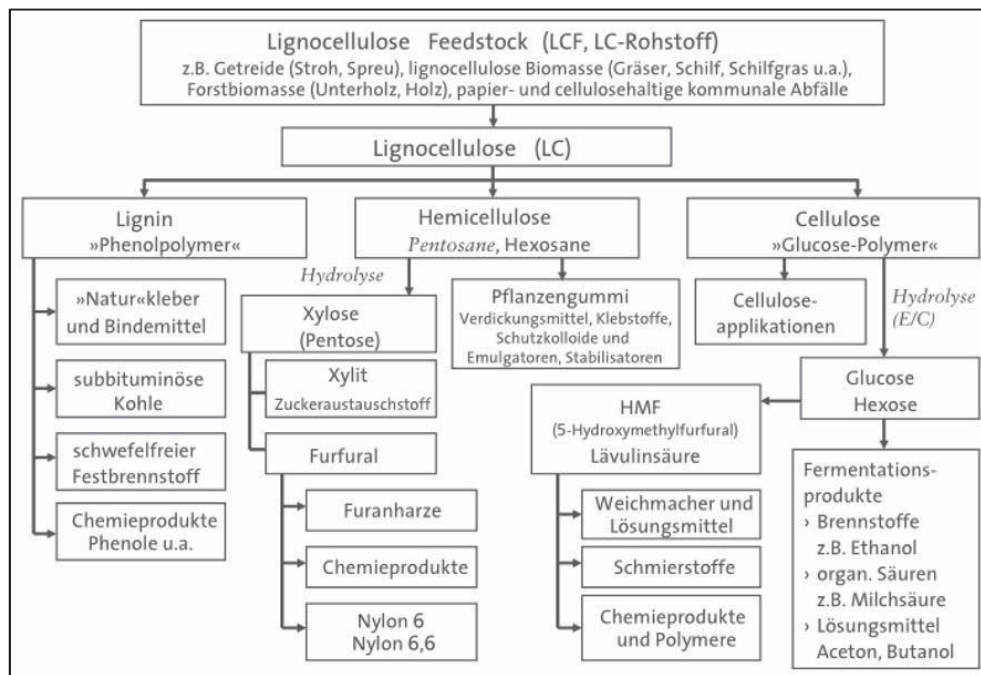


Abbildung 2-7: Mögliche Produktpfade einer Lignocellulose Bioraffinerie [Kamm et al. 2010b]

Die so hergestellten Zucker können im Anschluss durch verschiedene chemische und fermentative Verfahren weiterverarbeitet werden (Wilson und Lee 2014). Abbildung 2-7 zeigt einige mögliche Nahrungsmittel, Grundchemikalien und Energieträger, die in Lignocellulose-Bioraffinerien gewonnen werden können. Beispielsweise kann durch Hydrierung aus Xylose Xylit hergestellt werden, das bei der Produktion von Zahnpflegekaukummis oder als Zuckerersatz zum Einsatz kommt. Bei der Hydrierung werden dem Xylose Molekül ($C_5H_{10}O_5$) mit Hilfe eines Katalysators zwei weitere Wasserstoffatome angehängt ($C_5H_{12}O_5$). Analog lässt sich auch Glukose ($C_6H_{12}O_6$) zu Sorbitol ($C_6H_{14}O_6$) hydrieren, das beispielsweise in Zahnpasta Anwendung findet (Kamm et al. 2010b).

Der zweite wichtige Pfad der Weiterverarbeitung der Zucker aus Cellulose und Hemicellulose ist die Fermentation. Hierbei werden Bakterien eingesetzt, die die jeweiligen Zuckermoleküle zu verschiedenen Endprodukten umsetzen. Abbildung 2-7 listet unten rechts beispielhaft einige Produkte auf, die durch Fermentation aus Glukose gewonnen werden können. So können verschiedene Bakterien unter festgelegten Bedingungen eingesetzt werden, um bestimmte Produkte herzustellen. Zur Herstellung von Milchsäure aus Glukose wird beispielsweise das Bakterium *Lactococcus lactis* verwendet, das bei einem pH-Wert von 6 und einer Temperatur von 30 °C optimal arbeitet (Åkerberg und Zacchi 2000). Grundsätzlich können verschiedenste Mikroorganismen eingesetzt werden, um Zucker in die verschiedenen Endprodukte zu fermentieren (Gupta und Verma 2015). Die genaue Wahl der Mikroorganismen hängt dabei zum einen vom angestrebten



Endprodukt ab, zum anderen aber auch vom eingesetzten Zucker. Die meisten Mikroorganismen sind nur in der Lage, entweder C5- oder C6-Zucker zu verarbeiten (Talebina et al. 2010). Mikroorganismen, die beide Zuckerarten verarbeiten können, werden zwar gezüchtet, weisen jedoch nur geringe Konversionsraten von Zucker zum Endprodukt auf (Watanabe et al. 2007).

Insgesamt können Lignocellulose-Bioraffinerien ein sehr breites Spektrum an Produkten im Bereich der Nahrungsmittel(-zusätze), Basischemikalien und Energie bereitstellen (Cheali et al. 2015). Die in Abbildung 2-7 aufgezeigten Produkte stellen dabei lediglich einige mögliche Zwischenprodukte in einem weit verzweigten Baum an finalen Endprodukten dar (Behr et al. 2010; Devappa et al. 2015).

2.3.3 Andere Bioraffineriekonzepte

Neben den beiden oben eingehend beschriebenen Konzepten der Synthesegas- und Lignocellulose-Bioraffinerie definiert die Roadmap Bioraffinerien der Bundesregierung (2014) drei weitere Raffineriekonzepte, die im Folgenden kurz vorgestellt werden. Diese benötigen allerdings spezifische Einsatzstoffe und sind daher weniger für die Nutzung von Restbiomasse geeignet.

Zucker- und Stärkebioraffinerien verwenden – ähnlich der Lignocellulose-Bioraffinerie – verschiedene Zucker, um daraus Grundchemikalien oder Energieprodukte herzustellen. Der wesentliche Unterschied liegt hier in der Herkunft der Zucker. Während die Lignocellulose-Bioraffinerie holzartige Biomassen als Input verwendet und diese durch vorgeschaltete Raffinationsschritte zu Zucker aufbereitet, ist der Weg zum Zucker als Plattform in der Zucker- und Stärkebioraffinerie direkter. Eingangsbiomasse sind in diesem Fall beispielsweise Zuckerrüben, Zuckerrohr oder Getreide (Moncada et al. 2013). Dadurch ist die Primärraffination weniger aufwendig als bei der Lignocellulose-Bioraffinerie. Die Endprodukte sind jedoch, abgesehen von ligninbasierten Produkten, die gleichen (E4tech et al. 2015). Allerdings setzen die Zucker- und Stärkebioraffinerien Biomassen ein, die auch direkt als Nahrungsmittel verwendet werden können. Dadurch ergeben sich potentielle Nutzungskonkurrenzen mit der Lebensmittelindustrie, die bei Verwendung von Restbiomassen nicht entstehen (Bundesregierung 2014).

Die Gruppe der *Pflanzenöl- und Algenlipid-Bioraffinerien* basiert auf der Weiterverarbeitung von pflanzlichen Fetten. Von Vorteil ist hier, speziell in Deutschland, dass aufgrund der vorhandenen Biodieselindustrie Kapazitäten und Wissen zur Primärraffination von Pflanzenölen vorhanden sind. Allerdings lassen sich aus heimischen Biomassen vor allem langkettige Fettsäuren gewinnen. Die besser weiterzuverarbeitenden kurzkettigen Fettsäuren sind beinahe ausschließlich über den Import verfügbar (Bun-



desregierung 2014). Zudem muss die Biomasse für Pflanzenöl-Bioraffinerien auf Agrarflächen angebaut werden und steht damit in Konkurrenz zur Nahrungsmittelproduktion (Ghatak 2011). Reststoffe können nicht verwendet werden. Hier liegt eine Stärke von Algenlipid-Bioraffinerien, die deutlich weniger auf Agrarfläche angewiesen sind, da die Eingangsbiomasse in Bioreaktoren in Gewächshäusern o. Ä. produziert wird (Maity 2015b). Allerdings ist die Primär- und Sekundärraffination von Algenbiomasse noch in einem frühen Entwicklungsstadium und derzeit wenig wirtschaftlich (Bundesregierung 2014). Dennoch lassen sich aus Algenlipid-Bioraffinerien zunächst Öle und dann neben vergleichsweise einfachen Produkten wie Biodiesel auch Grundchemikalien gewinnen (Rizwan et al. 2015).

Das letzte Biomassekonzept sind die *Biogas-Bioraffinerien*. Hier besteht die Primärraffination aus der Bereitstellung von Biogas, die in Deutschland sehr etabliert und Stand der Technik ist. Allerdings wird das produzierte Biogas derzeit praktisch ausschließlich für die konventionelle Bereitstellung von Strom und Wärme oder der Einspeisung von aufbereitetem Biomethan in das Erdgasnetz genutzt (Bundesregierung 2014). Grundsätzlich kann jedoch Biogas, idealerweise in Verbindung mit erneuerbarem Strom, zur Herstellung von Basischemikalien wie Milchsäure, 1,3-Propandiol oder Bernsteinsäure (Zeng und Kaltschmitt 2015; Kamm et al. 2009) oder flüssigen Kraftstoffen (Budzianowski 2016) verwendet werden. Denkbar ist auch die Integration von Algenlipid- und Biogas-Bioraffinerien, bei der die Nähr- und Kohlenstoffüberschüsse aus der Biogasanlage als Input für die Algenlipid-Bioraffinerie genutzt werden (Ichsan et al. 2014; Zhu et al. 2016). Dennoch sind die Potentiale einer Biogas-Bioraffinerie insgesamt eher gering einzuschätzen. Wenn überhaupt, scheinen sich Biogas-Bioraffinerien in Deutschland als Nischenlösung anzubieten, wenn sie genau zu sehr spezifischen Anforderungen an bestehenden Chemiestandorten passen (Bundesregierung 2014).

2.4 Zusammenfassung

Ziel der Bioökonomie ist die Substitution fossiler durch erneuerbare Ressourcen. Für die Bereitstellung von Basischemikalien wird Biomasse benötigt, um erdölbasierte Produkte zu ersetzen. Die stoffliche, chemische und energetische Nutzung von Biomasse steht in Konkurrenz zur Nutzung als Nahrungsmittel. Ein Ansatz zur Vermeidung dieser Nutzungskonkurrenz ist die Verwendung von Restbiomassen als Einsatzstoff für synthese gasbasierte Bioraffinerien und Lignocellulose-Bioraffinerien. Zu diesen Restbiomassen zählen insbesondere Restholz aus der Forstwirtschaft, Reststoffe aus der Lebensmittelproduktion, Siedlungsabfälle und Landschaftspflegematerial. Der Einsatz von



Restbiomasse in einer Bioraffinerie ist ein zentraler Bestandteil der Kaskadennutzung in der Bioökonomie.

Die Beschreibung der synthese gasbasierten Bioraffinerie und der Lignocellulose-Bioraffinerie zeigt, dass sich bei beiden Konzepten vielfältige Möglichkeiten der konkreten Ausgestaltung ergeben. Die Konfiguration dieser chemischen Anlagen richtet sich also zum einen nach der Verfügbarkeit der Inputs, zum anderen aber auch nach den Absatzmöglichkeiten für die herzustellenden Produkte. Zusätzlich muss berücksichtigt werden, wo die Restbiomasse in welchen Mengen zur Verfügung steht. Daher wird im nächsten Kapitel ein Entscheidungsmodell zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien entwickelt.

3 Ansatz zur strategischen Planung von Bioraffinerien

Nachdem im vorigen Kapitel die wesentlichen technische Anlagenbestandteile einer synthese gasbasierten und einer Lignocellulose-Bioraffinerie beschrieben wurden, wird in diesem Kapitel ein Planungsansatz für die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien entwickelt. Dabei sind speziell die vergleichsweise geringe spezifische Verfügbarkeit von Restbiomasse im Vergleich zu angebaute r Biomasse sowie die potentiell komplexe Struktur des Produktionssystems einer Bioraffinerie zu berücksichtigen. Zunächst wird daher das Planungsproblem mit den Entscheidungsvariablen beschrieben. Anschließend wird die bestehende Literatur nach Lösungsansätzen zur Bioraffinerieplanung sondiert. Dabei wird deutlich, dass es für die Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien verschiedene Methoden und Ansätze gibt. Die Berücksichtigung geografischer Daten stellt hierbei eine besondere Herausforderung dar, wodurch die Kombination verschiedener Methoden und Ansätze in einem Entscheidungsmodell notwendig wird. Dieses Entscheidungsmodell zur Lösung des Entscheidungsproblems zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien wird in diesem Kapitel konzeptionell entwickelt und in der konkreten Umsetzung beschrieben.

3.1 Simultane Optimierung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie

Wie im vorigen Kapitel beschrieben sind Bioraffinerien, anders als fossile Raffinerien, stark abhängig von der Bereitstellung von Biomasse, die im großen Maßstab entsprechend große Flächen benötigt. Dieser Effekt verstärkt sich aufgrund der geringeren Flächenproduktivität weiter wenn hauptsächlich oder ausschließlich Restbiomassen verwendet werden sollen. Neben der Entscheidung über die Kapazität und die Produktionskonfiguration ist somit bei Bioraffinerien auch die Standortentscheidung und folglich die geografische Verfügbarkeit der Inputs von großer Bedeutung für die strategische Planung. Die Verfügbarkeit der Biomasse sollte daher in den Planungsprozess einbezogen werden (Gan und Smith 2011; Stephen et al. 2013), da fundierte Entscheidungen nur getroffen werden können, wenn das gesamte System optimiert wird (Gan 2013). Die strategische Planung einer Bioraffinerie umfasst also die Beschaffung der Input-



Biomasse, die Entscheidung über die Kapazität der (Primär-)Raffination und die Konfiguration der Sekundärraffination zur Herstellung marktfähiger Endprodukte (Stephen et al. 2010; Yue und You 2016).

Bei der Entscheidung über die Produktionskapazität der Anlage muss in erster Linie eine Abwägung zwischen der Ausnutzung von Skaleneffekten und überproportional steigenden Biomassebeschaffungskosten bei höheren Produktionskapazitäten getroffen werden (Jenkins 1997; Lauven 2011; Wright und Brown 2007). Die Biomassebeschaffungskosten hängen zudem stark von der regionalen Verfügbarkeit ab. In Gebieten mit hoher Biomasseverfügbarkeit sind die Beschaffungskosten vergleichsweise gering, da die Biomasse zur Befriedigung der Nachfrage der Inputkapazität weniger weit transportiert werden muss, als es in einem Gebiet mit geringer Biomassedichte nötig wäre. Unterschiede in den Beschaffungskosten können zudem auch aus den regional unterschiedlich verfügbaren Biomassearten herrühren.

Dieser regional unterschiedliche Biomasseanfall lässt sich über Geografische Informationssysteme (GIS) detailliert abbilden und so in ein Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Bioraffinerien implementieren. So ergeben sich in verschiedenen Regionen unterschiedliche spezifische (Rest-)Biomassepotentiale und folglich unterschiedliche optimale Kapazitäten. Tendenziell begünstigt ein Standort in einer Region mit höherer Biomasseverfügbarkeit eine größere Bioraffineriekapazität, da die benötigten Inputs in diesem Falle günstiger beschafft werden könnten. Die strategische Planung von Standort und die Kapazität einer Bioraffinerie sind also eng miteinander verknüpft und voneinander abhängig.

Wie in Abschnitt 2.3 beschrieben, sind Bioraffinerien grundsätzlich so aufgebaut, dass in einer Primärraffination aus Biomasseinputs Zwischenprodukte hergestellt werden, die anschließend in einer Sekundärraffination zu marktfähigen Endprodukten weiterverarbeitet werden. Zumeist handelt es sich bei diesem Produktionssystem um ein Kuppelproduktionssystem, das keine ausschließliche Produktion eines einzelnen Endproduktes zulässt, sondern stets ein Portfolio von Endprodukten herstellt. Je nach Kapazität der Primärraffination der Bioraffinerie sind unterschiedliche sekundäre Raffinationsprozesse, und damit unterschiedliche Konfigurationen, mehr oder weniger wirtschaftlich. Dabei muss sowohl eine Entscheidung für oder gegen die Errichtung einer sekundären Raffinationseinheit, z. B. zur Herstellung hochpreisiger Endprodukte, als auch über ihre Dimensionierung getroffen werden. Bei der Dimensionierung aller Raffinationseinheiten sind zudem Größendegressionseffekte zu berücksichtigen, wodurch die spezifische Investition bei steigender Kapazität sinkt. Die Kapazität der Primärraffination bestimmt die Menge der Zwischenprodukte für die Weiterverarbeitung und damit



die wirtschaftliche Realisierbarkeit der Sekundärraffinationseinheiten. Je nach Standort der Anlage ist die Verfügbarkeit von Restbiomasse unterschiedlich.

Damit ergibt sich ein System, in dem alle Entscheidungsdimensionen, der Standort, die Kapazität und die Konfiguration einer Bioraffinerie, in Wechselwirkung zueinander stehen. Das bedeutet, dass diese Entscheidungsdimensionen nicht als unabhängige Subprobleme betrachtet und sequentiell optimiert werden können, sondern eine simultane Planung aller Variablen nötig ist, um das Problem global optimal zu lösen.

3.2 Bestehende Ansätze zur strategischen Planung von Bioraffinerien

In der Literatur finden sich viele Ansätze zur Planung von (Bio-)Raffinerien (Kiskini et al. 2015; Persson et al. 2004; Rosolio et al. 2008, vergleiche auch Abschnitt 2.3). Für die vorliegende Fragestellung sollen jedoch insbesondere Geoinformationssysteme (GIS) genutzt werden, um die Biomassepotentiale bei der Standort- und Kapazitätsplanung zu berücksichtigen. Grundsätzlich werden Geoinformationssysteme bereits seit einiger Zeit für die Quantifizierung der Biomassebereitstellung verwendet, ohne dabei eine Planung der Biomassenutzung zu beinhalten (z. B. Voivontas et al. 1998; Voivontas et al. 2001; Thomas et al. 2013; Bauböck 2013; Ramachandra und Shruthi 2007; Paiano und Lagioia 2016). Im Folgenden werden jedoch nur solche Studien aufgeführt, die sich mit der Planung von Bioraffinerien oder Bioenergieanlagen befassen.

Zunächst werden die Studien betrachtet, die den Fokus der Betrachtung auf die *Standortplanung* einer Bioraffinerie oder Bioenergieanlage legen. Vielfach werden in diesen Studien auch, in unterschiedlicher Intensität, Geoinformationssysteme verwendet. Die Standortplanung in einem Netzwerk greift von vornherein auf diskrete Standortoptionen, die Knoten des Netzwerkes, zurück, und kann daher die Forderung nach Stetigkeit des Lösungsraumes nicht erfüllen. Dennoch werden hier einige Studien vorgestellt, die sich mit der Standortplanung von Bioraffinerien in einem Netzwerk befassen. Beim Ansatz von Bussemaker et al. (2015) sind Kapazität und Konfiguration der Anlage fix. Zudem steht eher die resultierende Kostenstruktur als die Standortplanung selbst im Mittelpunkt der Arbeit. Duarte et al. (2014) legen den Schwerpunkt ihrer Betrachtung auf die Standort- und Supply-Chain-Planung einer Bioethanol-Produktionsanlage in einem Netzwerk. Zwar wird auch die Konfiguration der Anlage in der Flowsheeting-Software Aspen Plus modelliert, sie ist aber ebenso wie die Kapazität fix.

Zhang et al. (2011) und Zhang et al. (2017a) haben einen zweistufigen Ansatz zur Standortplanung von Bioraffinerien entwickelt und diesen auf verschiedene geografische



Gebiete angewendet. Dabei werden in einem ersten Schritt unter Zuhilfenahme von Geoinformationssystemen eine kleinere Anzahl (13 bzw. 9) Standortkandidaten ausgewählt. Im zweiten Schritt werden dann die Kosten zur Bereitstellung einer fixen Menge Biokraftstoff minimiert. Wird nur eine zentrale Bioraffinerie betrachtet, ist deren Kapazität durch die Kraftstoffnachfrage determiniert und damit fix. Ebenso ist das Endprodukt vorgegeben, womit im Modell keine Betrachtung der Konfiguration stattfindet.

Singh et al. (2011) setzen den Fokus auf das Auffinden optimaler Standorte für vordefinierte Anlagen mit vergleichsweise kleiner Kapazität, die auf Basis von landwirtschaftlichen Reststoffen Strom produzieren. Zwar werden Geoinformationssysteme verwendet, um die Biomasseverfügbarkeit im Modell zu integrieren, allerdings sind die Biomasseverfügbarkeiten für recht große Bereiche aggregiert. Insgesamt werden lediglich sieben Areale mit vier verschiedenen spezifischen Biomasseverfügbarkeiten betrachtet, wobei innerhalb der Areale von einer Gleichverteilung der Biomasse ausgegangen wird.

Auch Ekşioğlu et al. (2009) verwenden aggregierte Biomasseverfügbarkeiten, um auf dieser Basis die Anzahl, die Kapazität und den Standort von einer oder mehreren Bioraffinerien im US-Bundesstaat Mississippi zu bestimmen. Die Bioraffinerie produziert ausschließlich Ethanol und ist nicht auf Kuppelproduktion mehrerer Produkte ausgelegt. Für die Kapazität stehen lediglich fünf diskrete Kapazitäten zur Verfügung.

Einen Ansatz zur Planung mehrerer verteilter Bioenergieanlagen präsentieren Kaundinya et al. (2013). Hier werden biomassebefeuerte Kleinkraftwerke in einem indischen Regierungsdistrikt so verortet und dimensioniert, dass die entstehenden Kosten minimal sind. Mittels einer Clusteranalyse werden aus insgesamt 2.700 Gemeinden mögliche Standorte im Schwerpunkt der Cluster identifiziert und diese als diskrete potentielle Standorte für die Standortplanung verwendet.

Kocoloski et al. (2011) betrachten Anlagen zur Produktion von Bioethanol und minimieren die Herstellungskosten unter Berücksichtigung des Biomasseanfalls, auf County-Ebene aggregiert, in Illinois, USA. Die Produktionsanlagen können hier im geografischen Zentrum eines Countys errichtet werden. Die Kapazität der zu planenden Anlage ist flexibel, muss aber immer die gesamte verfügbare Biomasse eines oder mehrerer Countys aufnehmen. Die anfallende Biomasse innerhalb eines Countys kann also nicht auf verschiedenen Anlagen verteilt oder nur zu Teilen verwendet werden.

Lin et al. (2015) legen den Fokus ihrer Arbeit auf die Implementierung eines Geoinformationssystems, mit dessen Hilfe Transportdistanzen und wiederum auf County-Ebene aggregierte Biomasseverfügbarkeiten einbezogen werden. Ziel der Modellierung ist die Minimierung der Kosten für die Bereitstellung von Bioethanol, wobei über



Standorte und Kapazitäten von Vorbearbeitungsanlagen, Lagerstätten und Produktionsstätten entschieden wird.

In den folgenden vorgestellten Studien werden, anders als zuvor, nicht zunächst Lösungskandidaten bestimmt. Stattdessen wird entweder in der Ebene oder in einem regelmäßigen Raster nach dem besten Standort gesucht. Wiederholt hat sich eine Forschergruppe um Sylvain Leduc unter Zuhilfenahme von Geoinformationssystemen mit der strategischen Planung von Bioraffinerien in verschiedenen Regionen auseinandergesetzt. Im Vordergrund steht bei diesen Ansätzen die Standortplanung. Auch die Kapazität der Anlage ist variabel, spielt aber eine untergeordnete Rolle. Die Konfiguration der Anlagen ist fix, zudem kommen lediglich an einem regelmäßigen Koordinatennetz orientierte diskrete Standorte in Frage (Leduc et al. 2008; Leduc et al. 2010; Natarajan et al. 2014; Schmidt et al. 2010; Wetterlund et al. 2012).

Delivand et al. (2015) nutzen Geoinformationssysteme, um Standort und Kapazität von (mehreren) Anlagen zur Stromproduktion zu optimieren. Der Lösungsraum ist dabei nicht stetig, jedoch sehr fein unterteilt, was den Ansatz einer Betrachtung im stetigen Lösungsraum vergleichsweise nah bringt. Allerdings wird die Konfiguration der Anlagen nicht betrachtet, die ausschließlich auf Stromproduktion ausgelegt sind.

Yagi und Nakata (2011) verwenden ebenso ein Koordinatengitter mit einer Kantenlänge von 2 km, auf denen die optimalen Standorte von mehreren verteilten Biomassevergasungsanlagen kleiner Kapazität bestimmt werden. Die Inputbiomasse ist dabei mit Hilfe eines Geoinformationssystems geografisch referenziert. Da die Kapazität und Konfiguration jeder einzelnen Anlage fix ist, wird eine Kapazitätsanpassung ausschließlich über die Anzahl der zu errichtenden Anlagen durchgeführt.

Ein höher aufgelöstes Koordinatengitter mit einer Zellengröße von einem Quadratkilometer wenden Perpiñá et al. an, um optimale Standorte für Bioenergieanlagen zu bestimmen. Die verfügbare Biomasse wird aus den geografisch referenzierten Bodenbedeckungen hergeleitet und dann auf der Rasterebene aggregiert. Technologisch stehen fünf Verarbeitungsschritte zur Auswahl, die zu einem gewissen Grad auch in der Kapazität anpassbar sind. Insgesamt bleibt jedoch die genaue Modellierung der Konfiguration und Kapazitätsplanung hier sehr unklar und steht deutlich hinter der Standortplanung zurück (Perpiñá et al. 2009; Alfonso et al. 2009).

Der in dieser Arbeit präsentierten Problemstellung kommen die Arbeiten von Rentzelas et al. bereits recht nah. Hier wird im stetigen Lösungsraum nach dem optimalen Standort und der optimalen Kapazität für eine Bioenergie-Anlage gesucht. Die geografisch referenzierte Biomasseverfügbarkeit wird auf Ebene der Gemeinden und Städte aggregiert, ohne die geografische Aggregation der Daten zu beschreiben. Nicht ent-



schieden wird in diesem Modell über die Konfiguration des betrachteten Biomasse-Heizkraftwerkes für die Bereitstellung von Strom, Wärme und Kälte (Rentizelas et al. 2009; Rentizelas und Tatsiopoulos 2010).

Die *Kapazitätsplanung* ist zwar oftmals Bestandteil der vorgestellten Modelle, steht jedoch seltener im Vordergrund der Betrachtung. Eine Ausnahme bilden Wang et al. (2017), die untersuchen, wie sich die Kosten zur Biomassebereitstellung für drei verschiedene Kapazitäten einer Glukose-Bioraffinerie verhalten. Darüber hinaus sind Lauenven et al. (2014) und Kumar et al. (2003) zu nennen. Erstere befassen sich mit der Kapazitätsplanung bei Ethanolproduktion aus Maniok, letztere mit der Stromproduktion in Biomassekraftwerken (Cameron et al. 2007; Kumar et al. 2003). Ähnlich vorgegangen sind Sultana et al. (2010), die sich mit der Kapazitätsplanung einer Pelletieranlage befassen haben. Die Ergebnisse dieser Studie wurden wiederum später in einer Studie zur Standortplanung weiterverwendet (Sultana und Kumar 2012). Auch Gan und Smith (2011) befassen sich mit der Kapazitätsplanung von Bioraffinerien und analysieren die Auswirkungen von Kapazitätsanpassungen sowie unterschiedlich ausgestaltete Versorgungsradien eines Biomassekraftwerks und einer Anlage zur Produktion von Bioethanol.

Die *Konfigurationsplanung* wird in der Literatur häufig weniger detailliert behandelt als die Standort- und Kapazitätsaspekte der Bioraffinerieplanung und zudem oftmals losgelöst von den anderen Planungsgrößen vor- oder nachgeschaltet betrachtet. Zunächst werden einige Studien vorgestellt, die diskrete Konfigurationsoptionen definieren und die der Fragestellung entsprechend beste Alternative bestimmen. Morales-Rodriguez et al. (2011) und Morales-Rodriguez et al. (2016) etwa vergleichen vier verschiedene potentielle Konfigurationen einer Lignocellulose-Bioraffinerie zur simultanen Produktion verschiedener Endprodukte und bewerten diese anhand des potentiellen Gewinns, der sich mit den verschiedenen Konfigurationen erzielen lässt. Andersson (2013) befasst sich mit der Integration von biogenen Raffinationsschritten in bestehende Holzaufschlussanlagen und untersucht die ökonomischen Auswirkungen verschiedener Produktionstechnologien und Kapazitäten.

In mehreren Studien mit ähnlichen Herangehensweisen wird die Konfigurationsplanung und deren Auswirkungen auf die Wirtschaftlichkeit von Bioraffinerien untersucht. Obwohl auch die anderen in diesen Arbeiten behandelten Entscheidungsdimensionen als relevant identifiziert wurden, werden diese nicht explizit in den aufgestellten Modellen berücksichtigt (Mansoornejad et al. 2010; Mansoornejad et al. 2013a; Mansoornejad et al. 2013b). Eine vergleichsweise komplexe Grundstruktur einer Lignocellulose-Bioraffinerie leiten Celebi et al. (2017) her. Hier wird allerdings keine Optimierung der



Konfiguration im eigentlichen Sinne durchgeführt. Stattdessen werden die Zielfunktionswerte für 150 diskrete mit der Grundstruktur mögliche Konfigurationen berechnet und verglichen.

Während die Konfigurationsplanung in den obigen Publikationen lediglich aus der Auswahl eines Setups aus einigen vordefinierten Alternativen besteht, haben einige Autoren eine komplexere Konfigurationsplanung modelliert, die vergleichsweise frei über die optimale Konfiguration entscheiden. Beispielsweise wird in mehreren Studien untersucht, welche Aufbereitungsschritte in einer Bioraffinerie in welchen Kapazitäten ausgewählt werden sollten, um den Bruttogewinn zu maximieren, dabei aber so wenig negative ökologische Auswirkungen wie möglich zu verursachen. Dabei werden Fuzzy-Methoden verwendet, um Unsicherheiten und Unschärfen in der Datenbasis abzubilden. Die Kapazitätsplanung der einzelnen potentiellen Aufbereitungseinheiten wird dabei im stetigen Lösungsraum vorgenommen (Tay et al. 2011; Tay und Ng 2012; Tay et al. 2013). Hamelinck et al. (2004) betrachten verschiedene vielversprechende Fischer-Tropsch-Konfigurationen unter wirtschaftlichen und technischen Aspekten. Bei Lauven (2011; 2014) steht ebenso die Konfigurations- und Kapazitätsplanung einer Fischer-Tropsch Bioraffinerie im Vordergrund. Die Biomasseinputs werden als gleichmäßig in der Fläche verteilt angenommen, so dass keine Standortplanung auf Basis der Biomasseverfügbarkeit durchgeführt werden kann. Giuliano et al. setzen sich in mehreren Studien mit der detaillierten Konfigurations- und Kapazitätsplanung von Lignocellulose-Bioraffinerien auseinander, verzichten aber ebenso auf eine Betrachtung des Bioraffineriestandortes (Giuliano et al. 2015; Giuliano et al. 2014; Giuliano et al. 2016). Ähnlich gehen Cheali et al. (2013) und Cheali et al. (2015) vor, bei denen ebenfalls in erster Linie die Konfigurationsplanung einer Bioraffinerie im Vordergrund steht.

Einen Ansatz, der mehrere der relevanten Aspekte vereint und zudem eine ähnliche Herangehensweise wählt, stellen Fazlollahi und Maréchal (2013) vor. Hier werden mehrere Technologien zur Bereitstellung von Wärme untersucht und deren optimale Größe bestimmt. Die geografische Verfügbarkeit der Inputs und damit die Suche eines Standortes bleiben aber außen vor, da der Standort praktisch durch den Ort der Wärmenachfrage vorgegeben ist. Zudem wird lediglich ein vergleichsweise einfaches Produkt – Wärme – betrachtet. Einen anderen Ausgangspunkt der Konfigurationsplanung stellt zunächst die Definition eines Produkts mit bestimmten angestrebten Eigenschaften dar. Davon ausgehend wird dann in einem zweiten Schritt eine Bioraffinerie so konfiguriert, dass sie entweder in der Lage ist eine maximale Menge des angestrebten Produktes herzustellen oder das „maximale ökonomische Potential“ zu realisieren (Ng et al. 2015a; Ng et al. 2015b).



Alle drei in dieser Arbeit als relevant identifizierten Entscheidungsdimensionen, die *Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration*, werden auch in einigen anderen Studien betrachtet, so zum Beispiel von Schatka (2011) und Walther et al. (2012). Allerdings kann hier lediglich aus sieben unterschiedlichen vordefinierten Kombinationen aus Kapazität und Konfiguration ausgewählt werden, womit die Möglichkeiten der Anpassung von Kapazität und Konfiguration sehr begrenzt sind. Die Biomasseverfügbarkeit ist zwar geografisch referenziert, allerdings ist sie, wie auch die möglichen Standorte, im Modell auf Ebene der niedersächsischen Landkreise zuzüglich Bremen und Hamburg aggregiert. Somit ergeben sich in einem Facility-Location-Modell 39 mögliche Standorte und ebenso viele geografisch spezifizierte Biomasseverfügbarkeiten. Eine weitergehende Differenzierung innerhalb der Landkreise findet nicht statt.

Auch Meyer et al. (2015) betrachten grundsätzlich die drei Dimensionen Standort, Kapazität und Technologie. Dabei wurde das Modell so generisch entwickelt, dass die Flüsse in einem Netzwerk entweder dahingehend optimiert werden, dass ein maximaler Gewinn, eine maximale Energieproduktion oder ein minimaler Ausstoß von Treibhausgasen erreicht wird. Die 20 möglichen Standorte für die Biomassekonversionsanlagen in der Provinz Limburg in Belgien sind dabei zuvor diskret festgelegt, und die Technologieauswahl beschränkt sich auf vier diskreten Optionen: drei verschiedene Größen Biogasanlagen und eine Kompostieranlage.

Marvin et al. (2013) betrachten mit Hilfe von GIS verschiedene geografisch verteilte Biomasse-Inputs, um aus einer diskreten Anzahl von Kandidaten den besten Standort zu bestimmen. Auch werden verschiedene Produktionstechnologien betrachtet, allerdings handelt es sich hierbei lediglich um verschiedene Gesamtkonzepte, die in ihrer Kapazität variiert werden können. Die Konfiguration der Anlagen selbst ist nicht variabel.

Der letzte hier vorgestellte Ansatz von Čuček et al. teilt ein imaginäres Gebiet in zwei Komplexitätsstufen in ein generisches Raster mit 16 bzw. 32 Zonen ein. Diese werden als Biomasseproduktionsgebiete genutzt. Potentielle Standorte ergeben sich an inneren Ecken der Zonen, so dass sich neun bzw. 25 potentielle Raffineriestandorte ergeben. Über zwölf Perioden wird die Produktion der Biomasse, die Vorbearbeitung, das Produktionsprogramm und der Absatz einer Bioraffinerie-Supply-Chain, formuliert als gemischt-ganzzahliges Problem, optimiert. Für die Bioraffinerien stehen sieben Produktionsprozesse zur Auswahl, die in ihrer Kapazität variabel sind. Damit werden alle relevanten Entscheidungsdimensionen betrachtet, jedoch findet weder die Standort- noch die Konfigurationsplanung im stetigen Lösungsraum statt. Die Vorteile einer Implementierung von Geoinformationssystemen werden zwar angedeutet, jedoch nicht umge-



setzt. Alle in diesem Abschnitt vorgestellten Ansätze sind in Tabelle 3-1 aufgeführt, wobei jeweils vermerkt ist mit welchen Aspekten der Bioraffinerieplanung sich die Studien befassen, ob GIS verwendet werden und ob die Betrachtung im stetigen Lösungsraum stattfindet oder auf vordefinierte diskrete Lösungsmengen zurückgreift.

Tabelle 3-1: Überblick über die in der Literaturanalyse vorgestellten Studien

Autoren	Standort	Kapazität	Konfiguration	GIS	stetig
Fokus auf Standortplanung					
Bussemaker et al. (2015)	✓			(✓)	
Duarte et al. (2014)	✓	✓		✓	
Zhang et al. (2011), Zhang et al. (2017a)	✓	(✓)		✓	
Singh et al. (2011)	✓			✓	✓
Ekşioğlu et al. (2009)	✓	✓		(✓)	
Kaundinya et al. (2013)	✓	✓		✓	
Kocoloski et al. (2011)	✓	✓		✓	
Lin et al. (2015)	✓	✓		✓	
Leduc et al. (2008), Leduc et al. (2010), Na- tarajan et al. (2014), Schmidt et al. (2010), Wetterlund et al. (2012)	✓	✓	(✓)	✓	
Delivand et al. (2015)	✓	✓		✓	
Yagi und Nakata (2011)	✓	(✓)		✓	
Perpiñá et al. (2009), Alfonso et al. (2009)	✓	(✓)	(✓)	✓	
Rentizelas et al. (2009), Rentizelas und Tatsiop- oulos (2010)	✓	✓		✓	✓
Fokus auf Kapazitätsplanung					
Wang et al. (2017)		✓		✓	
Lauven et al. (2014)		✓			✓
Cameron et al. (2007), Kumar et al. (2003)		✓			✓
Sultana et al. (2010), Sultana und Kumar (2012)	(✓)	✓		✓	
Gan und Smith (2011)		✓			✓



Autoren	Standort	Kapazität	Konfiguration	GIS	stetig
Fokus auf Konfigurationsplanung					
Morales-Rodriguez et al. (2016)			✓		
Andersson (2013)		✓	✓		
Mansoornejad et al. (2010), Mansoornejad et al. (2013a), Mansoornejad et al. (2013b)			✓		
Celebi et al. (2017)			✓		
Tay et al. (2011), Tay und Ng (2012), Tay et al. (2013)		✓	✓		✓
Hamelinck et al. (2004)		✓	✓		✓
Lauven (2011), Lauven (2014)		✓	✓		✓
Giuliano et al. (2015), Giuliano et al. (2014), Giuliano et al. (2016)		✓	✓		✓
Cheali et al. (2013), Cheali et al. (2015)		✓	✓		
Fazlollahi und Maréchal (2013)		✓	✓		✓
Ng et al. (2015a), Ng et al. (2015b)		✓	✓		✓
Betrachtung der drei Planungsgrößen Standort, Kapazität und Konfiguration					
Schatka (2011), Walther et al. (2012)	✓	✓	✓	(✓)	
Meyer et al. (2015)	✓	✓	✓	(✓)	
Marvin et al. (2013)	✓	✓	(✓)	✓	
Čuček et al. (2013a), Čuček et al. (2013b), Čuček et al. (2014)	✓	✓	✓		

Wie aus der Literaturanalyse deutlich wird, befassen sich die meisten publizierten Arbeiten vordergründig mit Teilaspekten der Bioraffinerieplanung oder, bei Betrachtung von Standort, Kapazität und Konfiguration, mit der Auswahl einer vordefinierten Alternative einer diskreten Lösungsmenge. Die strategische Planung einer Bioraffinerie sollte jedoch im stetigen Lösungsraum vorgenommen werden. Zwar ist die Bestimmung einer optimalen Lösung aus einer diskreten Lösungsmenge gegebenenfalls einfacher, da lediglich aus einer abzählbaren Menge vordefinierter Lösungen die beste ausgewählt



werden muss, jedoch ist keineswegs gesichert, dass nicht eine andere als die vordefinierten Lösungen ein noch besseres Ergebnis erzielt. Diskrete Lösungsoptionen sind oftmals stark an Konventionen, Bekanntem und Regelmäßigem orientiert, während im unintuitiven Bereich mitunter bessere Lösungen „versteckt“ liegen.³ Anschaulich unterstützt wird diese These etwa durch die Arbeit von Keane und Brown (1996), die einen Satellitenausleger dahingehend optimieren, dass dieser Vibrationen möglichst effektiv abdämpft. Das Ergebnis dieser Optimierung ist in Abbildung 3-1 auf der rechten Seite dargestellt, sehr unregelmäßig und deutlich kontraintuitiv. Da das System Bioraffinerie mit den Entscheidungsdimensionen Standort, Kapazität und Konfiguration unter Berücksichtigung des räumlichen Anfalls der Biomasse sehr komplex ist, kann auch hier nicht ausgeschlossen werden, dass die Optimallösung des Problems zunächst wenig intuitiv ist. Daher wird es als angemessen erachtet, die Optimierung im stetigen Lösungsraum vorzunehmen, was die größten Freiheitsgrade bei der Ermittlung der besten Lösung bietet.

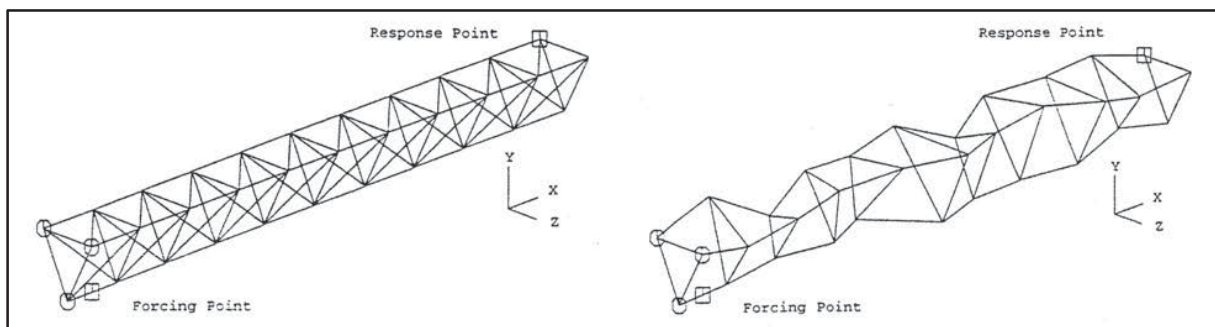


Abbildung 3-1: Ursprüngliches (links) und finales (rechts) Design eines Satellitenauslegers nach Optimierung mit Ziel der Vibrationsdämpfung [Keane und Brown 1996]

Weil es sich bei der Fragestellung um die strategische Planung einer Bioraffinerie handelt, wird es nicht als problematisch angesehen, dass einige Bereiche des zulässigen Lösungsraumes im Modell, beispielsweise Seen, Flüsse oder bereits bebaute Gebiete, in der Realität nicht direkt umsetzbar sind. Die potentiellen Erkenntnisgewinne durch die Planung im stetigen Lösungsraum werden hier als bedeutsamer angesehen, da das Planungsergebnis eben in erster Linie strategischer, konzeptioneller Natur ist und als grundlegende Machbarkeitsstudie gemäß PAS 1059 am Beginn eines Planungsprozesses stünde (Geldermann 2014).

³ Entsprechend liest sich ein Statement von Prof. Lübbecke von der RWTH Aachen im Interview mit (Weber 2016): „Dass wir uns keine bessere Lösung vorstellen können, heißt nach meiner Erfahrung fast nie, dass es keine besseren Lösungen mehr gibt. Intuitiv-Verfahren stoßen hier oft an ihre Grenzen.“



Zusammenfassend ergibt sich also folgende Fragestellung: Wie kann die strategische Planung von Bioraffinerien im *stetigen Lösungsraum* unter simultaner Betrachtung von *Standort*, *Kapazität* und *Konfiguration* unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Biomasse mit Hilfe von *Geoinformationssystemen* durchgeführt werden?

3.3 Methoden zur Optimierung von multimodalen und schwierigen Problemen

In diesem Abschnitt werden Methoden vorgestellt, die benötigt werden, um das in Abschnitt 3.1 beschriebene multimodale nichtlineare Problem der simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie durchzuführen. Zunächst wird in Abschnitt 3.3.1 beschrieben, wie Methoden der globalen Optimierung vorgehen und wann diese benötigt werden. Anschließend wird in Abschnitt 3.3.2 die Funktionsweise von Metaheuristiken erläutert, die zum Einsatz kommen, wenn Probleme zu komplex werden, um sie mit Methoden der exakten globalen Optimierung zu lösen.

3.3.1 Globale nichtlineare Optimierung

Methoden der globalen nichtlinearen Optimierung kommen zum Einsatz, wenn die Zielfunktion multimodal ist, also mehrere lokale Optima aufweist, und das Problem in Zielfunktion oder Nebenbedingungen nichtlineare Zusammenhänge aufweist (Forst und Hoffmann 2010). Viele reale Entscheidungsprobleme sind multimodal,⁴ da die verschiedenen Entscheidungsdimensionen sich überlagern und somit komplexe Zielfunktionslandschaften bilden (Yu und Gen 2010). Multimodalität impliziert auch, dass solche Funktionen nicht konvex sind, was es erschwert, das tatsächliche globale Optimum zu finden, da die Minimierung bzw. Maximierung von einem zulässigen Punkt aus entlang der steilsten Steigung in einem lokalen Minimum bzw. Maximum endet, was jedoch nicht zwangsläufig auch das globale Optimum ist (Strelakovsky 2006). Tatsächlich ist das Finden des globalen Optimums durch Orientierung an der Steigung der Zielfunktion bei stark multimodalen Zielfunktionen sogar sehr unwahrscheinlich (Forst und Hoffmann 2010). Bei der globalen Optimierung von nichtkonvexen Problemen gilt es also sicherzustellen, dass der Optimierungsvorgang nicht lediglich einen lokal optimalen Punkt findet, sondern so lange fortschreitet, bis der global beste Punkt gefunden ist (Floudas 2000). Zu diesem Zweck kann der gesamte Lösungsraum berechnet werden, was bei großen Problemen jedoch zu nicht mehr vertretbaren Rechenzeiten führt. Al-

⁴ Weiterhin kann zwischen multimodalen differenzierbaren Funktionen und (multimodalen) rauen Funktionen unterschieden werden. Letztere sind nicht differenzierbar und ggf. nicht stetig und lassen sich mit exakten Methoden der globalen Optimierung nicht lösen.



ternativ können zunächst Bereiche identifiziert werden, die in jedem Fall ausschließlich suboptimale Lösungen enthalten, um diese aus dem Suchraum zu entfernen (Homburg 2000; Floudas 2000; Scholz 2012). So kann der mögliche Lösungsraum idealerweise so weit eingeschränkt werden, dass dieser mit Hilfe klassischer (lokaler) Optimierungsmethoden gelöst werden kann, bzw. die Zahl der zu berechnenden lokalen Optima handhabbar wird.

Methoden der globalen Optimierung, speziell kommerziell verfügbare Solver, verwenden zumeist Branch-and-Bound-Algorithmen (B&B) in Verbindung mit Methoden der nichtlinearen stetigen Optimierung (Kallrath 2013). In diesem Abschnitt wird daher zunächst das grundsätzliche Vorgehen in den beiden benötigten Methoden – dem Branch-and-Bound-Verfahren und der nichtlinearen Optimierung – beschrieben. Im Anschluss wird die Zusammenführung und Erweiterung dieser Methoden zum von Sahinidis (1996) entwickelten *Branch-and-Reduce-Optimization-Navigator* (BARON) beschrieben, der in der Implementierung des Entscheidungsmodells in Abschnitt 3.4 benötigt wird. Floudas (2000) listet weitere Methoden der globalen Optimierung auf, darunter etwa das Schnittebenenverfahren oder Dekompositionsmethoden, die hier aber nicht näher betrachtet werden.

3.3.1.1 Das Branch-and-Bound-Verfahren

Branch-and-Bound-Algorithmen sind sehr verbreitet und eine der etabliertesten Optimierungsmethoden, die in der überwiegenden Mehrheit der kommerziellen globalen Solver verwendet wird (Ruys 2003). Dabei handelt es sich nicht um einen konkreten, genau festgelegten Algorithmus. Vielmehr bezeichnet der Begriff Branch-and-Bound einen Meta-Algorithmus, also eine übergeordnete Vorgehensweise, die problemspezifisch angepasst und umgesetzt wird (Ellinger et al. 2001). Erstmals wurde die grundlegende Idee Anfang der 1960er Jahre von Land und Doig (1960) beschrieben und wenig später von Dakin (1965) in einen einfach implementierbaren Algorithmus überführt.

Grundsätzlich wird der Lösungsbereich in einem Branch-and-Bound-Algorithmus zunächst in Teilprobleme unterteilt (Branch, engl. für Zweig/abzweigen). Sobald für ein Teilproblem sichergestellt werden kann, dass dieses keine Verbesserung gegenüber einer bekannten zulässigen Lösung enthält, wird der Lösungsbereich entsprechend beschränkt (Bound, engl. für Schranke/beschränken) und damit verkleinert. Die Einsatzmöglichkeiten von Branch-and-Bound-Algorithmen sind breit gestreut. Unter anderem werden sie auch zur Standortplanung in der Ebene verwendet (Schöbel und Scholz 2014; Scholz 2012), was neben der Kapazität und der Konfiguration der dritte Aspekt bei der simultanen strategischen Planung von Bioraffinerien ist. Die Grundidee von Branch-and-



Bound-Verfahren kann auch für raue Zielfunktionen angewendet werden, muss in diesem Falle jedoch um stochastische Ansätze erweitert werden (Fernandes et al. 2014).

Das im Folgenden vorgestellte Vorgehen des Branch-and-Bound-Algorithmus basiert auf den Beschreibungen in Domschke und Drexl (2007). Die Ausführungen beziehen sich dabei auf ein Maximierungsproblem, das Branch-and-Bound-Verfahren kann aber durch Vertauschen der oberen und unteren Schranke ebenso für Minimierungsprobleme verwendet werden.

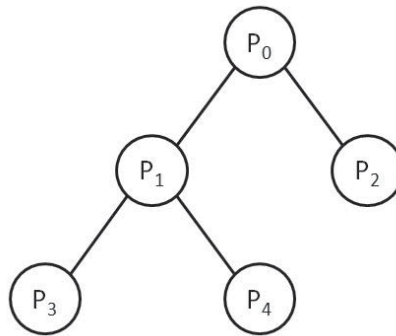


Abbildung 3-2: Lösungsbaum im Branch-and-Bound Verfahren [Domschke und Drexl 2007]

Um ein multimodales Optimierungsproblem P_0 mit Hilfe eines Branch-and-Bound-Algorithmus zu lösen, wird das Problem in kleinere, möglichst disjunkte Teilprobleme P_1, \dots, P_k zerlegt, so dass alle zulässigen Lösungen $X(P_0)$ des Gesamtproblems auch in der Vereinigungsmenge der Lösungen der Teilprobleme enthalten sind (Gleichung 3.1). Die Teilprobleme P_1, \dots, P_k werden anschließend analog zu P_0 weiter verzweigt, so dass ein Lösungsbaum entsteht, wie er in Abbildung 3-2 dargestellt ist.

$$X(P_0) = \bigcup_{i=1}^k X(P_i) \quad 3.1$$

Während eines Branch-and-Bound-Verfahrens wird jederzeit die bisher beste gefundene Lösung als untere Schranke (*Bound*) \underline{B} zwischengespeichert. Zu Beginn des Algorithmus kann dies entweder $\underline{B} := -\infty$ oder der Zielfunktionswert einer beliebigen zulässigen Lösung sein. Nun wird für das Teilproblem P_i die Relaxation P'_i gebildet, die eine deutlich vereinfachte Version des Teilproblems P_i darstellt. Dies kann beispielsweise durch Weglassen von Nebenbedingungen oder Einschränkungen wie der Ganzzahligkeit der Variablen geschehen. Dieses einfachere *relaxierte* Problem P'_i kann nun gelöst werden



und bildet die obere Schranke \bar{B}_i für das Teilproblem P_i . Nach Berechnung der oberen Schranke \bar{B}_i ergeben sich die folgenden vier Möglichkeiten:

1. $\bar{B}_i \leq \underline{B}$: Das Teilproblem P_i enthält damit keine Lösung, die besser ist als die bereits bekannte Lösung.
2. $\bar{B}_i > \underline{B}$ und die optimale Lösung für das relaxierte Problem P'_i ist auch für das nicht relaxierte Problem P_i zulässig: Damit wurde eine bessere Lösung als die bisher bekannte beste Lösung gefunden. Die gefundene Lösung wird als neue beste bekannte Lösung definiert ($\underline{B} := \bar{B}_i$).
3. $X(P_i) = \emptyset$: Das Teilproblem P_i enthält keine zulässige Lösung und kann damit aus dem Suchraum für die global optimale Lösung ausgeschlossen werden.
4. $\bar{B}_i > \underline{B}$, aber die optimale Lösung für das relaxierte Problem P'_i ist für das nicht relaxierte Problem P_i nicht zulässig: Es ist möglich, dass eine zulässige bessere Lösung existiert, diese ist jedoch noch nicht gefunden.

Trifft einer der Punkte 1 bis 3 zu, gilt das Teilproblem als *ausgelotet* und muss damit nicht weiter betrachtet und verzweigt werden (Problem P_2 in Abbildung 3-2). Im Umkehrschluss wird im Fall 4 das Problem weiter verzweigt, da die Möglichkeit der Existenz einer besseren zulässigen Lösung als \underline{B} gegeben ist, diese aber noch nicht gefunden ist. Sobald alle Teilprobleme ausgelotet sind, kann \underline{B} als optimale Lösung ausgegeben werden.

Zur Lösung der (relaxierten) Teilprobleme P'_i wird ein Solver benötigt, der in der Lage ist, die jeweilige Problemklasse zuverlässig zu lösen. In der Regel werden hier Solver für (konvexe) nichtlineare Programme verwendet. Diese Problemklasse wird im folgenden Abschnitt 3.3.1.2 beschrieben.

3.3.1.2 Optimierung konvexer nichtlinearer Programme

Die Optimierung der Teilprobleme P_i im Branch-and-Bound-Verfahren wird mit Hilfe lokaler Optimierungsalgorithmen durchgeführt. Ist dabei das übergeordnete Gesamtproblem nichtlinear, bleiben oftmals auch die Teilprobleme nichtlinear, enthalten also eine Zielfunktion oder mindestens eine Nebenbedingung, die nichtlineare Zusammenhänge aufweist. Die Optimierung solcher nichtlinearer Probleme (NLP) ist zumeist komplexer als die Optimierung linearer Probleme, da der Aufwand zum Lösen nichtlinearer Probleme exponentiell mit der Zahl der Variablen wächst, während der Aufwand zum Lösen linearer Probleme lediglich linear mit der Zahl der Nebenbedingungen steigt. Zudem gibt es mit der Simplex-Methode ein universelles Lösungsverfahren für



lineare Probleme, ein entsprechendes Pendant für NLPs existiert nicht (Kallrath 2013). Ein Lösungsansatz ist die Bestimmung von Extrempunkten als Kandidaten für die Globaloptimierung. Können alle diese Kandidaten bestimmt werden, ist derjenige mit dem höchsten Zielfunktionswert das globale Optimum. Die Bestimmung aller Kandidaten ist jedoch nur bei bestimmten Arten von Problemen möglich (Domschke und Drexl 2007).

Handelt es sich beim Teilproblem P_i um eine differenzierbare eindimensionale nicht-lineare Funktion f , lassen sich Extrempunkte durch Ermittlung der Steigung der Funktion ermitteln. Solche Extrempunkte, Minima oder Maxima, sind ausschließlich von höheren oder niedrigeren Punkten umgeben. Am Extrempunkt selbst ist die Steigung einer Funktion also Null. Das bedeutet, dass auch die erste Ableitung $f'(x)$ der Funktion $f(x)$ an der Stelle des Extrempunktes x^* den Wert Null annimmt ($f'(x^*) = 0$). Durch Ableiten und Nullsetzen der Funktion lassen sich also potentielle Extrempunkte identifizieren. Ist darüber hinaus die zweite Ableitung $f''(x) \neq 0$, ist dies eine hinreichende Bedingung für das Vorhandensein eines Extrempunktes. Im Falle von $f''(x) > 0$ handelt es sich um ein (lokales) Minimum, bei $f''(x) < 0$ um ein (lokales) Maximum. Ist ein (lokales) Minimum gefunden und die zugrunde liegende Funktion konvex (konkav) und unbeschränkt, so handelt es sich bei dem gefundenen Punkt auch um das globale Minimum (Maximum). Ist die Funktion nicht konvex (konkav), müssen die Zielfunktionswerte aller Kandidaten berechnet werden, um das globale Minimum (Maximum) zu bestimmen. Bei beschränkten Funktionen sind immer auch die Randlösungen Kandidaten für globale Extrempunkte (Domschke und Drexl 2007).

Im mehrdimensionalen Fall, also bei der Betrachtung mehrerer unabhängiger Variablen $\vec{x} = (x_1, \dots, x_n)$, muss die Ermittlung der Extrempunkte entsprechend angepasst werden. Die Funktion $f(\vec{x})$ muss nun partiell nach allen Variablen abgeleitet werden. Daraus ergibt sich der in Gleichung 3.2 gegebene Vektor der ersten Ableitungen von $f(\vec{x})$, der Gradient $\nabla f(\vec{x})$.

$$\nabla f(\vec{x}) = \left(\frac{\partial f(\vec{x})}{\partial x_1}, \dots, \frac{\partial f(\vec{x})}{\partial x_n} \right) \quad 3.2$$

Wiederum müssen die zweiten Ableitungen gebildet werden, um Klarheit über die Art des Nullpunktes zu erhalten. Die Matrix der zweiten Ableitungen von $\nabla f(\vec{x})$, $\nabla^2 f(\vec{x})$, ist die Hesse-Matrix $H(x)$, die in Gleichung 3.3 dargestellt ist (Reinhardt et al. 2012).



$$H(x) = \nabla^2 f(\vec{x}) = \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 f(\vec{x})}{\partial x_1^2} & \cdots & \frac{\partial^2 f(\vec{x})}{\partial x_n \partial x_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial^2 f(\vec{x})}{\partial x_1 \partial x_n} & \cdots & \frac{\partial^2 f(\vec{x})}{\partial x_n^2} \end{pmatrix} \quad 3.3$$

Hat die zu optimierende nichtlineare Funktion f Nebenbedingungen, so müssen diese ebenfalls berücksichtigt werden. Die Bestimmung der Kandidaten für global optimale Punkte kann etwa mit Hilfe der Lagrange-Funktion L durchgeführt werden, die die Berücksichtigung von Nebenbedingungen erlaubt. Mit zwei Variablen x_1, x_2 und einer Nebenbedingung g hat die Lagrange-Funktion die Form der Gleichung 3.4. Wird die Lagrange-Funktion partiell nach x_1, x_2 und λ abgeleitet und die resultierenden Gleichungen nullgesetzt, ergeben sich die Kandidatenpunkte der Funktion (Chong und Żak 2013).

$$L(x_1, x_2, \lambda) = f(x_1, x_2) - \lambda g(x_1, x_2) \quad 3.4$$

Zur Klassifikation dieser Punkte wird die geränderte (auch: berandete) Hesse-Matrix herangezogen, die in Gleichung 3.5 für den zweidimensionalen Fall mit einer Nebenbedingung g gegeben ist. Wenn nun $\det \bar{H} > 0$, also die Determinante der berandeten Hesse-Matrix größer Null ist, handelt es sich um ein lokales Maximum, bei $\det \bar{H} < 0$ um ein Minimum. Bei $\det \bar{H} = 0$ kann keine Aussage getroffen werden (Magnus und Neudecker 2002). Mit zusätzlichen Dimensionen und Nebenbedingungen werden die Lagrange-Funktion und die geränderte Hesse-Matrix schnell deutlich komplexer.

$$\bar{H}(x) = \begin{pmatrix} 0 & \frac{\partial g}{\partial x_1} & \frac{\partial g}{\partial x_2} \\ \frac{\partial g}{\partial x_1} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_1^2} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_1 \partial x_2} \\ \frac{\partial g}{\partial x_2} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_2 \partial x_1} & \frac{\partial^2 L}{\partial x_2^2} \end{pmatrix} \quad 3.5$$

Die reine Identifikation von Extrempunkten ist noch keine hinreichende Bedingung dafür, dass auch das globale Optimum einer Funktion darunter ist. Dies kann nur unter bestimmten Bedingungen (z. B. Konvexität) sichergestellt werden. Daher ist die tatsächliche Optimierung nichtkonvexer nichtlinearer Programme sehr komplex. Verfahren



für die Lösung von nichtlinearen Programmen lassen sich nach Ellinger et al. (2001) in sechs Klassen einteilen:

1. *Lagrangesche Multiplikatorenverfahren* beruhen auf dem Auffinden aller möglichen Extrempunkte und der Berechnung der Zielfunktionswerte an diesen Punkten. Diese Verfahren ermöglichen auch die Verwendung von Ungleichungen als Nebenbedingungen.
2. *Kuhn-Tucker-Verfahren* dienen zur Lösung quadratischer Probleme und beruhen auf dem Hinzufügen von künstlichen Variablen. Dadurch kann das Problem so modifiziert werden, dass es sich mit Hilfe des Simplexverfahrens lösen lässt.
3. *Gradientenverfahren* nutzen den Gradienten in einem beliebigen zulässigen Punkt der Funktion. Da der Gradient die Richtung der stärksten Steigung der Zielfunktion angibt, werden bessere Zielfunktionswerte entlang dieses Gradienten gesucht. In diesem neu gefundenen (zulässigen) Punkt wird wiederum der Gradient bestimmt und der Zielfunktionswert in Richtung des Gradienten optimiert. So nähert sich die Lösung schrittweise dem (lokalen) Optimum an. Bei konvexen Problemen ist dies gleichbedeutend mit dem globalen Optimum.
4. *Schnittebenenverfahren* approximieren das nichtlineare Programm durch lineare Programme, die wiederum immer weiter verbessert werden. So nähert sich die Lösung der linearen Programme der Lösung des nichtlinearen Programms an.
5. *Hilfsfunktionsverfahren* transformieren ein beschränktes NLP in ein unbeschränktes NLP. Die beschränkenden Faktoren, die in den Nebenbedingungen abgebildet sind, werden der eigentlichen Zielfunktion zugefügt, so dass eine Verletzung dieser Schranken zwar zulässige Lösungen erzeugt, der Zielfunktionswert aber durch die Verletzung deutlich verschlechtert wird.
6. *Heuristische Verfahren* basieren auf einer zielgerichteten Zufallssuche und werden in Abschnitt 3.3.2 erläutert.

Das genaue Vorgehen innerhalb der sechs Gruppen von Lösungsansätzen kann sich wiederum deutlich unterscheiden (Reinhardt et al. 2012). Konvexe Probleme lassen sich mit klassischen nichtlinearen Solvern optimal lösen, die vorwiegend Methoden aus den Klassen 1 bis 3 verwenden (Bongartz et al. 1997; Friedlander und Saunders 2005; Gill et al. 2005; Stolbjerg Drud 1994; Waltz et al. 2006). Nichtkonvexe Probleme lassen sich eher der globalen Optimierung zuordnen und mit entsprechenden Methoden lösen, etwa einem Branch-and-Bound-Verfahren (Kallrath 2013; Nickel et al. 2014). Bei der Konfigurationsplanung von Bioraffinerien handelt es sich um ein nichtkonvexes nichtlineares Optimierungsproblem. Daher wird im Folgenden der BARON-Solver vorgestellt, der



eine Kombination aus nichtlinearer Optimierung und Branch-and-Bound-Verfahren nutzt.

3.3.1.3 Der *BARON-Solver zur Lösung globaler Optimierungsprobleme*

Zur exakten globalen Optimierung nichtlinearer Probleme können Branch-and-Bound-Verfahren in Verbindung mit nichtlinearer stetiger Optimierung verwendet werden (Kallrath 2013). Misener und Floudas (2013) geben einen Überblick über die Vorgehensweise verschiedener Solver der globalen Optimierung. Unter den dort behandelten Implementierungen findet sich auch der *Branch-and-Reduce-Optimization-Navigator* (BARON, Sahinidis 1996), der einen erweiterten Branch-and-Bound-Algorithmus mit nichtlinearer Optimierung verknüpft. Das dahinterstehende Verfahren zur Globaloptimierung haben Ryoo und Sahinidis (1996) basierend auf dem beschriebenen Branch-and-Bound-Gerüst entwickelt. BARON basiert darauf, den Suchraum der Variablen an jedem Knoten im Branch-and-Bound-Algorithmus zu reduzieren und das Gesamtproblem damit einfacher handhabbar zu machen (Ryoo und Sahinidis 1996). Damit trifft die Forderung nicht mehr zu, dass die Vereinigungsmenge der zulässigen Lösungen der Teilprobleme $\bigcup_{i=1}^k X(P_i)$ der Menge der zulässigen Lösungen des Gesamtproblems $X(P_0)$ entsprechen muss (vgl. Gleichung 3.1 auf Seite 40). Stattdessen werden Bereiche, die zwar zulässig, aber nachweislich nicht optimal sind, aus der betrachteten Menge der Lösungen entfernt. Auf diesen Vorgang lässt sich auch der Name *Branch-and-Reduce-Optimization-Navigator* zurückführen: Der Lösungsraum, in dem der nichtlineare Solver zum Einsatz kommt, um das Teilproblem P_i zu lösen, wird reduziert (Ryoo und Sahinidis 1996). Dadurch wird schneller erreicht, dass ein Teilproblem P_i konvex ist und somit von einem nichtlinearen Solver optimiert werden kann (Tawarmalani und Sahinidis 2004).

Der vorgestellte BARON-Solver kann nichtkonvexe nichtlineare Probleme zuverlässig lösen. Durch die Berücksichtigung der geografisch verteilten Biomasseinputs ergibt sich jedoch eine raue – also nicht differenzierbare und nicht stetige – Zielfunktion. Daher kann BARON die beschriebene Problemstellung der Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerien nicht allein lösen. Bei sehr komplexen oder rauen Zielfunktion werden häufig Metaheuristiken eingesetzt. Daher wird im Folgenden analysiert, welche Metaheuristik für die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie herangezogen werden kann.



3.3.2 Metaheuristiken als Ansatz zur Lösung schwieriger Probleme

Oftmals sind reale Problemstellungen so komplex, dass exakte Verfahren keine Lösung finden können oder deren Berechnung unverhältnismäßig lange dauern würde (Clarke 1983; Pietroń et al. 2016). Solche Probleme werden *schwierige Probleme* (engl. *difficult problems*) genannt und zeichnen sich etwa durch einen großen Lösungsraum, eine unregelmäßige, raue Zielfunktion oder strenge Nebenbedingungen aus (Michalewicz und Fogel 2000; Vassilev et al. 2003). Zur Lösung dieser schwierigen Probleme werden sogenannte *Metaheuristiken* eingesetzt, die auch bei sehr komplexen Zielfunktionen sehr gute Lösungen des Problems finden können (Keane 1996). Folglich werden Heuristiken zur Beantwortung vielfältiger realer Fragestellungen herangezogen (Rothlauf 2011). Eine Auswahl von Problemen, die mit heuristischen Herangehensweisen gelöst wurden, findet sich beispielsweise bei Osman und Kelly (1996), Biethahn (1998) oder Rabadi (2016).

Der Begriff Metaheuristik wurde von Glover (1986) eingeführt, um einen neu entwickelten Algorithmus (Tabu-Suche, siehe Abschnitt 3.3.2.1) als ein Vorgehen zu klassifizieren, das konkret implementierten Heuristiken „aufgesetzt“ wird. Das bedeutet, dass Metaheuristiken keine problemspezifischen Handlungsvorschriften beinhalten, sondern ein grundsätzliches Vorgehen zur Lösung verschiedener Probleme darstellen (Bianchi et al. 2009). In der Literatur wird eine Vielzahl von (Meta-)Heuristiken beschrieben, die sich unterschiedlich gut für die Lösung verschiedener Probleme eignen (LaTorre et al. 2015) und sich vielfach an natürlichen biologischen (Fister Jr. et al. 2013; Saka et al. 2016) oder physikalischen (Salcedo-Sanz 2016) Vorgängen orientieren. Oftmals handelt es sich dabei jedoch lediglich um eine problemspezifische Implementierung etablierter Methoden, so dass es sich vielfach eben nicht um neuartige Metaheuristiken handelt oder teilweise sogar bereits bekannte Vorgehensweise „neu erfunden“ werden (Padberg 2012; Sörensen 2015; Weyland 2010). Wird die Problemspezifität ausgeklammert, bleiben nur wenige „echte“ Metaheuristiken übrig, die sich in ihrem grundsätzlichen Vorgehen tatsächlich unterscheiden (Sörensen 2015).

Für die Lösung der Fragestellung dieser Arbeit kommen vor allem diese „echten“ Metaheuristiken in Frage, die problemspezifisch angepasst werden. Mahdavi et al. (2015) gruppieren diese in dekompositionsbasierte und nicht dekompositionsbasierte Verfahren. Da die beschriebenen Entscheidungsdimensionen des Problems aus Abschnitt 3.1 untereinander abhängig sind, kann das Problem nicht ohne weiteres in unabhängige, separat lösbare Unterprobleme aufgeteilt werden. Für die Lösung des Modells kommen daher in erster Linie nicht dekompositionsbasierte Verfahren in Betracht. Wichtige Vertreter dieser Gruppe sind die Partikelschwarmoptimierung (*Particle*



Swarm Optimization), die simulierte Abkühlung (*Simulated Annealing*), die Tabu-Suche und Evolutionäre Algorithmen (Reche-López et al. 2009), deren Funktionsweisen im folgenden Abschnitt kurz erläutert werden.

3.3.2.1 Funktionsweise grundlegender Metaheuristiken

Die Simulierte Abkühlung, auch in deutschsprachigen Veröffentlichungen oft mit dem englischen Originaltitel *Simulated Annealing* bezeichnet, entstammt einer Analogie aus der Thermodynamik (Kirkpatrick et al. 1983). Der Algorithmus zielt darauf ab, das langsame Abkühlen von Feststoffen nachzubilden: Über der Schmelztemperatur sind die Moleküle in Feststoffen zufällig und chaotisch angeordnet. Wird das Material nun langsam abgekühlt, ordnen sich die Moleküle nach und nach in einer regelmäßigen Struktur an, so dass im Endstadium der Abkühlung ein regelmäßiges Gitter entsteht. Übertragen auf die Optimierung mathematischer Programme bedeutet das, dass zu Beginn des Verfahrens, bei höheren *Temperaturen* c , auch Lösungen iterativ weiterentwickelt werden, die schlechter sind als die bereits bekannte beste Lösung. Im Laufe des Verfahrens nimmt mit der Temperatur die Bereitschaft zum Akzeptieren suboptimaler, „chaotischer“ Lösungen ab, bis bei $c = 0$ nur noch die beste gefundene Lösung akzeptiert wird. Das Verfahren ermöglicht damit, in der frühen Phase bei hohen Temperaturen durch das temporäre Akzeptieren schlechterer Lösungen Konvergenzräume zu verlassen, die lediglich lokal optimal sind (Aarts und Korst 1989). Simulated Annealing kann problemspezifisch mit anderen exakten (z. B. Wang et al. 2015; Xiao et al. 2015) oder heuristischen (z. B. Ku et al. 2011; Pavão et al. 2017) Lösungsverfahren verknüpft werden.

Die *Tabu-Suche* (Glover 1986) wird mit einer zufällig generierten oder vorausgewählten Lösung eines Optimierungsproblems initiiert. Ausgehend von dieser Lösung wird die *Nachbarschaft* abgesucht und nach der Zielfunktion bewertet. Nachbarschaft kann dabei je nach Problem unterschiedlich definiert sein, meint aber eine kleine Abweichung in einer oder mehreren Variablen der bekannten Lösung. Die Lösung in der Nachbarschaft mit dem höchsten Zielfunktionswert wird als neue Standardlösung herangezogen. Dabei kann die beste Lösung in der Nachbarschaft durchaus schlechter sein als die gegenwärtige Lösung. Um zu verhindern, dass der Algorithmus in diesem Falle in der folgenden Iteration zur vorangehenden Lösung zurück springt, wird diese in eine Tabu-Liste aufgenommen. Bereits besuchte Lösungen verbleiben eine bestimmte Zeit in dieser Tabu-Liste, wodurch verhindert wird, dass das Verfahren lediglich zwischen zwei Lösungen hin und her springt oder „im Kreis läuft“. Durch dieses Vorgehen kann der Algorithmus lokale Optima verlassen, um das globale Optimum zu finden (Schneider



und Kirkpatrick 2006). Die Grundform der Tabu-Suche kann problemspezifisch angepasst (z. B. Michel und van Hentenryck 2004; Persson et al. 2004) oder etwa mit Simulated Annealing verknüpft werden (z. B. Jeon und Kim 2004; Lenin et al. 2016), um bessere Ergebnisse zu erzielen.

Die **Partikelschwarmoptimierung** (orig.: *Particle Swarm Optimization*) wurde von Kennedy und Eberhart (1995) entwickelt und basiert auf dem Verhalten von Vogel- oder Fischeschwärmen. Vereinfacht wird in einem Vektor \vec{x} die Position mehrerer *Partikel* (Vögel) festgehalten, wobei ein Partikel einer zulässigen Lösung des Optimierungsproblems entspricht (Brodersen 2008). In einem dazugehörigen zweiten Perturbationsvektor \vec{p} ist die *Geschwindigkeit* des Partikels festgehalten, der darüber entscheidet, wie stark und in welche Richtung sich der Partikel fortbewegt, also die Lösung verändert wird. Die jeweils beste gefundene Lösung \vec{b} wird im Verlauf des Verfahrens vorgehalten (Eiben und Smith 2015). Wie auch die simulierte Abkühlung und die Tabu-Suche ist die Partikelschwarmoptimierung als Metaheuristik sehr flexibel und kann entsprechend den konkreten Anforderungen eines Optimierungsproblems angepasst und mit anderen Methoden kombiniert werden (z. B. Rada-Vilela et al. 2015; Soleimani und Kannan 2015; Zhang et al. 2017b).

Das Feld der **Evolutionären Algorithmen** umfasst mehrere Unterarten von Algorithmen, die ab den 1960er Jahren getrennt voneinander entwickelt wurden, heute aber als Spielarten oder „Dialekte“ desselben Konzepts gelten (Eiben und Smith 2015). Alle Evolutionären Algorithmen orientieren sich an der darwinistischen Evolution und übersetzen diese in Vorgehensweisen zur Optimierung schwieriger mathematischer Probleme. Dabei werden die biologischen Konzepte der *Population*, *Rekombination*, *Mutation*, *Selektion* und *Fitness* verwendet, um optimale oder sehr gute Lösungen schwieriger Probleme zu identifizieren (Simon 2013). In allen Untergruppen der Evolutionären Algorithmen wird eine Gruppe zulässiger Lösungen, eine *Elternpopulation*, als Vektoren vorgehalten. Mittels *Rekombination* werden aus diesen *Eltern* neue Lösungen, *Nachkommen*, generiert. Diese wiederum werden in der *Mutation* zufällig verändert, um *Diversität* in den Variablenwerten sicherzustellen. Anschließend werden die Lösungen mit den besten Zielfunktionswerten, der besten *Fitness*, *selektiert* und damit zur neuen Elterngeneration. Die Untergruppen der Evolutionären Algorithmen unterscheiden sich dabei in der Repräsentation der Variablen, der genauen Art der Rekombination, Mutation und Selektion sowie der Fragestellung in der Zielfunktion. Der Hauptunterschied zwischen Genetischen Algorithmen und Evolutionsstrategien ist die Repräsentation der Variablen im Algorithmus: Während Genetische Algorithmen mit binär codierten (reellen oder ganzzahligen) Variablen operieren, verwenden Evolutionsstrategien direkt reel-



le Variablen (Nissen 1997). Zudem kann die Größe der Population sowohl zwischen als auch innerhalb der Methoden variieren (Pohlheim 1999). Im folgenden Abschnitt 3.3.2.2 wird dargelegt, warum Evolutionsstrategien einen geeigneten Ansatz zur Lösung des in Abschnitt 3.1 definierten Problems darstellen. Anschließend wird in Abschnitt 3.3.2.3 der Ablauf einer Evolutionsstrategie eingehender erläutert.

3.3.2.2 Eignung von Evolutionsstrategien zur Lösung des entwickelten Modells

Für die Verwendung von Evolutionsstrategien für die Optimierung des Problems aus Abschnitt 3.1 sprechen mehrere Faktoren. Zunächst gilt es zu entscheiden, ob eine Metaheuristik verwendet werden soll, die lediglich eine Lösung zur Zeit zulässt, oder ein populationsbasierter Ansatz, in denen mehrere Lösungen parallel im Algorithmus vorgehalten werden. Bei letzteren ist typischerweise der Rechenaufwand höher, da eine größere Anzahl von Zielfunktionswerten berechnet werden muss. Dafür wird im Gegenzug der Lösungsraum gründlicher abgesucht (García del Amo et al. 2006). Da die Zielfunktion des Problems aus Abschnitt 3.1 hochgradig multimodal ist, muss der Lösungsraum zu Beginn der Suche großflächig und gründlich abgesucht werden, um vielversprechende Bereiche zu identifizieren und die Wahrscheinlichkeit zu reduzieren, in der Frühphase des Algorithmus in suboptimalen Zielfunktionsbereichen zu verweilen (Bajer et al. 2016). Diese Überlegungen sprechen für die Verwendung eines populationsbasierten Ansatzes und damit die Partikelschwarmoptimierung oder einen Evolutionären Algorithmus.

Julstrom (1999) zeigt, dass einfache darwinistische Heuristiken, zu denen auch die Evolutionsstrategien zu zählen sind, eine Vielzahl von Problemen vergleichsweise zuverlässig lösen, unabhängig von den Eigenschaften der Zielfunktion. Die Untersuchungen von Vesterstrom und Thomsen (2004) und Fitzpatrick und Grefenstette (1988) kommen zudem zum Ergebnis, dass Evolutionäre Algorithmen besonders geeignet sind, um raue Zielfunktionen zu optimieren. Zu ähnlichen Ergebnissen kommen Li und Yeh (2005), die genetische Algorithmen mit zwei anderen Heuristiken, der Nachbarschaftssuche und Simulated Annealing, zu Standortsuche in Verbindung mit Geoinformationssystemen vergleichen. Dabei kommen sie zu dem Schluss, dass genetische Algorithmen sowohl schneller Ergebnisse berechnen als auch bessere Ergebnisse finden.

Während die vorangegangenen Argumente gleichermaßen für Genetische Algorithmen und Evolutionsstrategien sprechen, haben Evolutionsstrategien im vorliegenden Fall einen wesentlichen Vorteil gegenüber Genetischen Algorithmen: Evolutionsstrate-



gien arbeiten direkt mit der realen Repräsentation der Variablen. Viele andere Heuristiken, darunter auch Genetische Algorithmen, handhaben die Variablen in deren binärer Repräsentation⁵ (Michalewicz 1992). Genetische Algorithmen können bei großen oder reellen Zahlen zu unerwünschten Effekten führen. Wie Tabelle 3-2 verdeutlicht, kann in Genetischen Algorithmen bereits bei Variablen, die mit nur vier Binärstellen⁶ codiert werden, die Mutation von nur einer Stelle in der Binärrepräsentation zu vergleichsweise großen Änderungen des Variablenwertes (Phänotyp) führen. Allerdings sollen im Verlauf der Mutation kleine Veränderungen an der Variablenrepräsentation im Algorithmus auch zu kleinen Änderungen der Variablen selbst führen. Bei größeren oder reellen Zahlen verstärkt sich dieser Effekt noch. Bei Evolutionsstrategien, die direkt mit der realen Repräsentation der Variablen arbeiten, tritt dieses Problem nicht auf.

Tabelle 3-2: Unterschiede in der Mutation von Genetischen Algorithmen und Evolutionsstrategien

	Phänotyp	Genotyp	Mutation	Resultat
Genetische Algorithmen	9	1001	1 101	13
Evolutionsstrategien	9	9	$9 + \mathcal{N}(0,1)$	8,78

Neben klassischen Evolutionsstrategien hat sich zudem in den vergangenen Jahren für realwertige Probleme die Differential-Evolution etabliert. Die von Storn und Price (1997) entwickelte Methode bedient sich ähnlicher Operatoren wie Evolutionsstrategien, um aus einer Menge zulässiger Lösungen neue Lösungen zu generieren und so heuristisch das globale Optimum einer Zielfunktion zu finden. Die Methode hat sich in der Anwendung für vielfältige reale Problemstellungen als schnell und robust bewährt (z. B. Balaji et al. 2016; Koutny 2016; Zhao et al. 2017). Auch an einer Reihe von Testfunktionen performt die Differential-Evolution gut und hat lediglich Schwächen bei rauen Testfunktionen. Hier schneidet ein „realwertiger Genetischer Algorithmus“ noch besser ab (Vesterstrom und Thomsen 2004). Dieser kann aufgrund seiner Realwertigkeit sowie der (extern vorgegebenen) strategisch geringer werdenden Mutationsschrittweite praktisch mit einer Evolutionsstrategie gleichgesetzt werden (Thomsen 2003), was wiederum für die Verwendung von Evolutionsstrategien für die strategische Planung von Bioraffinerien spricht.

⁵ Zur Veranschaulichung: die binäre Repräsentation einer Bioraffineriekapazität in MWh von 50 Mio. wäre 10111110101111000010000000.

⁶ Mit vier Binärstellen lassen sich 16 Ganze Zahlen darstellen, ohne weitere Codierung also die Natürlichen Zahlen 0-15.



Aufgrund der aufgeführten Vorteile werden im Folgenden Evolutionsstrategien zur Optimierung der in Abschnitt 3.1 beschriebenen Problemstellung verwendet. Im folgenden Abschnitt wird erläutert, warum Evolutionsstrategien diese Optimierung trotz der hier vorgestellten Eigenschaften nicht allein leisten können, und wie sich dieses Problem durch Einbettung der in Abschnitt 3.3.1 vorgestellten globalen Optimierungsmethoden dennoch lösen lässt.

3.3.2.3 Evolutionsstrategien

Das Grundkonzept der Evolutionsstrategien wurde bereits in den 1960er und 1970er Jahren von Rechenberg (1973) und Schwefel (1975) entwickelt und wird auch weiterhin regelmäßig zur Lösung komplexer Probleme angewendet (z. B. Abd-el-Motaleb und Bekdach 2016; Mayo und Daoud 2016; Zawidzki 2016) und weiterentwickelt (z. B. Nissen 1997; Datta und Regis 2016; Hellwig und Beyer 2016; Javarone 2016).

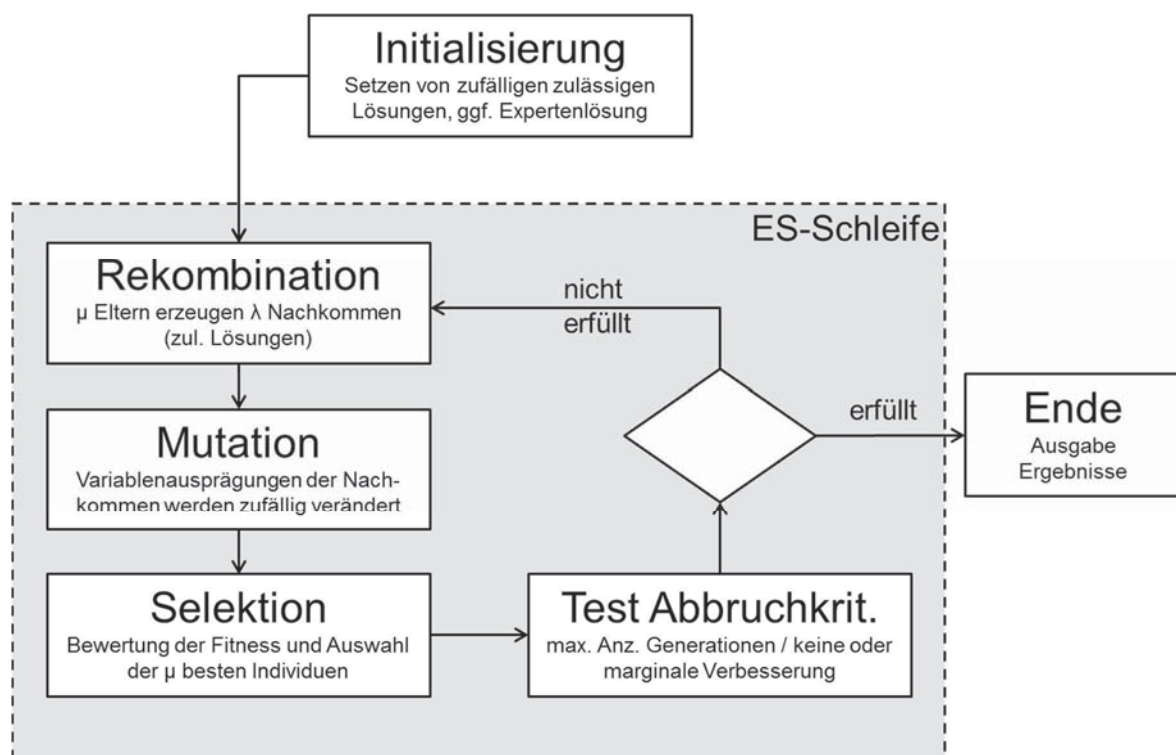


Abbildung 3-3: Ablaufschema Evolutionsstrategien

Der grundlegende Ablauf einer Evolutionsstrategie ist in Abbildung 3-3 dargestellt. Die Evolutionsstrategie beginnt mit der *Initialisierung*. Hier wird zufällig eine Anzahl von μ Individuen \vec{a}_i erzeugt. Jedes dieser Individuen besteht aus den beiden Vektoren \vec{x}_i und $\vec{\sigma}_i$ (Gleichung 3.6).



$$\vec{a}_i = (\vec{x}_i, \vec{\sigma}_i) | i = 1, 2, \dots, \mu \quad 3.6$$

\vec{x}_i enthält alle Entscheidungsvariablen (x_1, \dots, x_n) . Zumeist sind die Entscheidungsvariablen realwertig, gegebenenfalls können Evolutionsstrategien aber auch für die Verwendung ganzzahliger oder binärer Variablen angepasst werden (Pohlheim 1999). Der zweite Vektor $\vec{\sigma}_i$ enthält die sogenannten Strategievariablen $(\sigma_1, \dots, \sigma_{n_\sigma})$. Diese können als durchschnittliche Mutationsschrittweite verstanden werden, deren genaue Funktion später in der Beschreibung der Mutation deutlich wird. Die Anzahl n_σ der Strategievariablen wird meist entweder auf $n_\sigma = 1$ oder $n_\sigma = n$ festgelegt (Bäck 1996). $n_\sigma = 1$ impliziert, dass allen Entscheidungsvariablen in \vec{x}_i die gleiche durchschnittliche Schrittweite zugeordnet wird, bei $n_\sigma = n$ erhält jede Entscheidungsvariable eine eigene durchschnittliche Mutationsschrittweite.

Nachdem in der Initialisierung μ Individuen erzeugt wurden, werden diese in die *Rekombination* und damit die eigentliche ES-Schleife übergeben. Um hier λ Nachkommen zu generieren, müssen die folgenden Schritte λ Mal durchlaufen werden. Zunächst werden aus der Menge der μ Individuen der Elterngeneration zufällig zwei Individuen ausgewählt. Die Wahrscheinlichkeit ausgewählt zu werden ist dabei für jedes Individuum der Elterngeneration gleich groß. Die beiden ausgewählten Elternlösungen \vec{a}_{E_1} und \vec{a}_{E_2} werden dann in der eigentlichen Rekombination zur Erzeugung eines Nachkommen verwendet.

Die Auswahl der optimalen Anzahl Eltern μ und Nachkommen λ ist dabei komplex und erfordert detailliertes Wissen über die Zielfunktion (Ahn 2006). Dies relativiert zu einem gewissen Grad einen zentralen Vorteil von Evolutionsstrategien, nämlich dass kein ausgeprägtes Wissen über die genauen Eigenschaften der Zielfunktion nötig ist (Eiben und Smith 2015). In der Praxis hat sich jedoch ein Verhältnis $\frac{\mu}{\lambda} \approx \frac{1}{7}$ und konkret $\mu = 15$ und $\lambda = 100$ als zielführend erwiesen, so dass die Bestimmung der tatsächlich optimalen Größe von μ und λ nicht notwendig ist, um gute Ergebnisse zu erhalten, auch wenn theoretisch ein besserer Ablauf der Evolutionsstrategie möglich wäre (Nissen 1997; Pohlheim 1999).

Die grundlegenden Varianten der Rekombination sind die *diskrete* und die *intermediäre* Rekombination, die in Abbildung 3-4 veranschaulicht werden (Kramer 2016). Bei der diskreten Rekombination wird zufällig die Variablenausprägung eines Elternteils an den Nachkommen vererbt. Bei der intermediären Rekombination wird der Durchschnitt aus den Variablenwerten der Eltern an den Nachkommen weitergegeben. Neben diesen einfachsten Methoden der Rekombination soll eine weitere Methode kurz erläutert werden: die Raum-Rekombination. Das Vorgehen für die Erzeugung des Nachkommen N

für jede Variable x_i der Eltern E_1 und E_2 gestaltet sich dann wie in Gleichung 3.7 dargestellt (Pohlheim 1999). b_i wird dabei für jede Entscheidungsvariable x_i neu bestimmt.

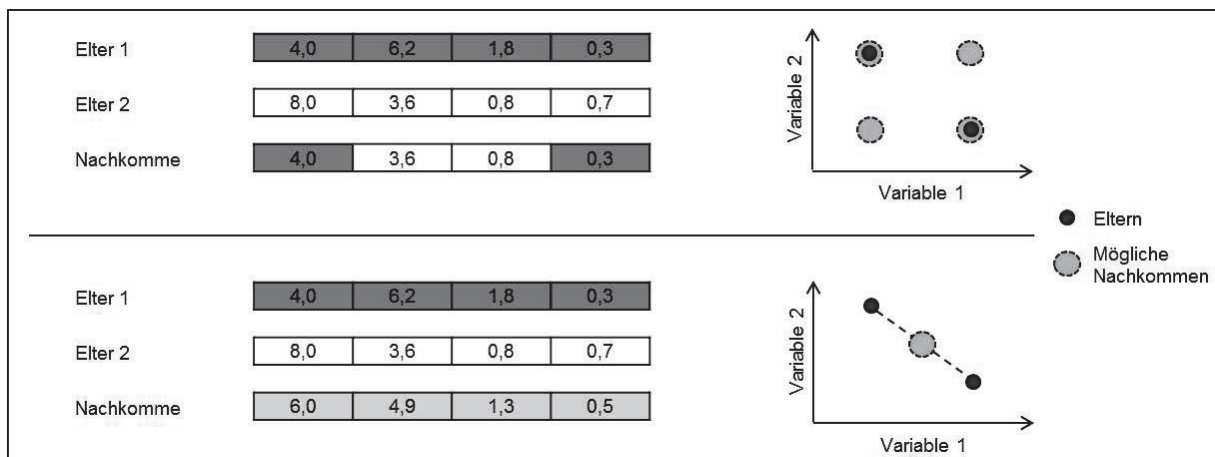


Abbildung 3-4: Diskrete (oben) und intermediäre (unten) Rekombination von Variablen, nach [Nissen 1997 und Pohlheim 1999]

$$x_i^N = x_i^{E_1} \cdot b_i + x_i^{E_2} \cdot (1 - b_i) \quad 3.7$$

$$b_i \in [-d, 1 + d] \text{ gleichverteilt}$$

Diese Form der Rekombination führt zu einer gesteigerten Diversität unter den Nachkommen, da deutlich mehr verschiedene Variablenkombinationen im Nachkommen \vec{a}_N möglich sind. Die gesteigerte Diversität wiederum führt zu einem gründlicheren Absuchen des gesamten Lösungsraumes in der Frühphase des Algorithmus, was speziell bei unregelmäßigen und unbekanntem Zielfunktionslandschaften wichtig ist. Mit einem Wert von $d = 0$ würde sich der mögliche Raum für Nachkommen über eine größere Anzahl von Iterationen automatisch zusammenziehen und kleiner werden, da es eher eine Ausnahme darstellt, dass die Nachkommen genau auf den Grenzen des aufgespannten Raumes liegen. Diesem Effekt kann entgegengetreten werden, indem ein Wert von $d = 0,25$ gewählt wird. Dadurch wird sichergestellt, dass der Raum, der durch die Nachkommen aufgespannt wird, im Schnitt der Größe des Raumes der Elterngeneration entspricht. Die Funktionsweise bei mehr als zwei Variablen entspricht der in Abbildung 3-5 gezeigten zweidimensionalen Darstellung. Die entstehenden Hyperwürfel lassen sich mit mehr als drei Variablen grafisch nicht mehr darstellen (Pohlheim 1999).

Neben diesen Rekombinationsmethoden gibt es einige weitere Ansätze (Arnold 2005; Chen et al. 2009; Cotta und Troya 1999), darunter etwa die Verwendung von mehr als zwei Eltern zur Erzeugung eines Nachkommen (Eiben 2003), die hier aber nicht weiter



betrachtet werden. Zudem wird die Rekombination von Entscheidungsvariablen in \vec{x}_i und Strategievariablen in $\vec{\sigma}_i$ oftmals mit unterschiedlichen Methoden durchgeführt (Nissen 1997).

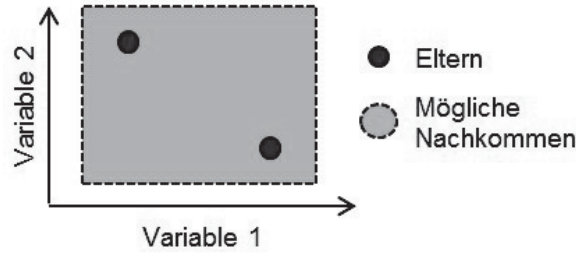


Abbildung 3-5: Wertebereich möglicher Nachkommen für die intermediäre Rekombination

Im Anschluss an die Erzeugung eines Nachkommen \vec{a}_N durch Rekombination folgt dessen *Mutation*. Dazu wird den Werten der Entscheidungsvariablen in \vec{x}_i ein normalverteilter Zufallswert mit dem Erwartungswert null hinzuaddiert. Standardmäßig ist die Mutationsschrittweite selbstadaptiv, passt sich also im Ablauf der Evolutionsstrategie an. Um dies zu erreichen, werden die Strategievariablen in $\vec{\sigma}_i$ benötigt. Der Mutation der Entscheidungsvariablen x_i ist daher die Mutation der Strategievariablen σ_i vorgeschaltet. Gleichung 3.8 zeigt die Vorgehensweise, um aus dem Originalwert σ_i den neuen, mutierten Wert σ'_i zu generieren. σ_i wird dazu mit einer logarithmisch normalverteilten Zufallsgröße multipliziert. Die erste standardnormalverteilte Zufallszahl $N(0,1)$ mit dem Faktor τ_1 wird dabei einmalig für alle σ_i in $\vec{\sigma}_i$ bestimmt. Die zweite Zufallszahl $N_i(0,1)$ mit dem Faktor τ_2 wird für jedes σ_i neu realisiert. Für die Faktoren τ_1 und τ_2 haben sich Werte zwischen 0,1 und 0,2 als günstig erwiesen. Durch die Verwendung der *e*-Funktion ergeben sich drei erwünschte Effekte. Erstens bleiben die Standardabweichungen immer positiv, was bei multiplikativer Mutation unerlässlich ist. Zweitens treten, wie im biologischen Vorbild, kleine Änderungen häufiger auf als große. Drittens liegt der Median des Exponentialfunktionsterms bei Eins, so dass sich σ'_i über viele Wiederholungen nur dann verändert, wenn diese Änderung auch Verbesserungen nach sich zieht. Der Wert von σ'_i „driftet“ über mehrere Iterationen also nicht allein aufgrund der Berechnungsvorschrift in eine Richtung ab (Schwefel 1995).

$$\sigma'_i = \sigma_i \cdot \exp(\tau_1 \cdot N(0,1) + \tau_2 \cdot N_i(0,1)) \quad 3.8$$

Nach der Mutation der Strategievariablen σ_i zu σ'_i , kann nun σ'_i verwendet werden, um die Entscheidungsvariablen x_i zu mutieren. Im Gegensatz zu den Strategievariablen



geschieht diese Mutation additiv und nicht multiplikativ. Der neue Wert x'_i ergibt sich, indem zum alten Wert x_i die zugehörige Strategievariable σ_i hinzuaddiert wird, nachdem diese zunächst mit einer standardnormalverteilten Zufallszahl multipliziert wurde (Gleichung 3.9).

$$x'_i = x_i + \sigma'_i \cdot N_i(0,1) \quad 3.9$$

Aus Gleichung 3.9 wird nun auch die Funktionsweise der selbstadaptiven Schrittweitensteuerung deutlich, die eine Besonderheit der Evolutionsstrategien darstellt (Bäck 2000). Dadurch kann die Mutationsschrittweite, also die erwartete Entfernung zwischen dem Originalwert und dem mutierten Wert, $x'_i - x_i$, zu Beginn des Algorithmus-Ablaufs vergleichsweise groß gewählt werden, um den gesamten Lösungsraum abzusuchen und sich schnell vielversprechenden Bereichen der Zielfunktion anzunähern. Im späteren Verlauf des Algorithmus kann sich diese Schrittweite dann anpassen, um das Optimum präziser annähern zu können. Dies geschieht, weil Lösungen mit einer zur jeweiligen Situation passenden Mutationsschrittweite mit höherer Wahrscheinlichkeit zu guten Zielfunktionswerten führen. In der Endphase der Evolutionsstrategie, wenn es um die präzise Annäherung des Optimums mit kleinen Schritten geht, werden diejenigen Individuen mit großer Mutationsschrittweite sich tendenziell weiter vom Optimum entfernen, bzw. deutlich darüber „hinausschießen“, was zu schlechteren Zielfunktionswerten führt. In der folgenden Selektion werden diese Individuen mit großer Wahrscheinlichkeit nicht ausgewählt, wodurch Individuen mit unpassenden Mutationsschrittweiten aus der Population entfernt werden.

Die präzise Annäherung des Optimums in späteren Phasen der Evolutionsstrategie wird in erster Linie durch die Mutation der Entscheidungsvariablen erreicht, während die Rekombination primär für das gründliche Absuchen des Lösungsraumes in der Frühphase des Algorithmus zuständig ist und eine schnelle Identifikation potentiell interessanter Bereiche der Zielfunktion ermöglicht (Nissen 1994; Spears 2000). Diese Selbstadaptation funktioniert so gut, dass viele der anderen Unterarten der evolutionären Algorithmen (vgl. Seite 48 im vorangegangenen Abschnitt 3.3.2.1) diesen Mechanismus übernommen haben (Nguyen et al. 2012; Simon 2013).

Nach der Mutation ist die Veränderung der Entscheidungsvariablen abgeschlossen. Aus den λ neu erzeugten Lösungen werden nun in der *Selektion* μ Lösungen ausgewählt, die die neue Elterngeneration bilden. Dazu wird zunächst der Zielfunktionswert aller λ Lösungen berechnet. Anschließend werden diejenigen μ Lösungen mit den höchsten Zielfunktionswerten deterministisch ausgewählt, um die neue Elterngeneration zu



stellen. Diese Selektionsart wird als *diskriminierend* bezeichnet, da die Individuen mit schlechteren Zielfunktionswerten keine Chance haben, in die neue Elterngeneration aufgenommen zu werden. Zudem können nur neu erzeugte Individuen selektiert werden. Lösungen aus der Elterngeneration haben keine Möglichkeit, noch einmal in die Menge der μ Eltern aufgenommen zu werden. Diese Selektionsmethode nennt sich *Komma-Selektion* und wird gewöhnlich mit der Notation „ (μ, λ) “ dargestellt. Demgegenüber steht die „ $(\mu + \lambda)$ “ notierte *Plus-Selektion*. Bei der Plus-Selektion können Eltern-Individuen in der folgenden Generation wiederum zu Eltern werden und werden nicht kategorisch vom Selektionsprozess ausgeschlossen. Die Komma-Selektion hat einige Vorteile gegenüber der Plus-Selektion. So werden lokale Optima leichter verlassen, da lokale Optimallösungen aus der Elterngeneration nicht beinahe automatisch auch in der neuen Elterngeneration enthalten sind. Zudem behindert die Plus-Selektion den Prozess der Selbstadaptation, da auch die Strategievariablen nicht angepasst werden (Eiben und Smith 2015). Neben den deterministischen Selektionsmethoden (auch: *Truncation-Selektion*) existieren auch stochastische Selektionsmethoden, bei denen alle Individuen in die nächste Elterngeneration übernommen werden können. Zumeist wird die Selektionswahrscheinlichkeit anhand des Zielfunktionswertes festgelegt, wobei Lösungen mit höherem Zielfunktionswert mit höherer Wahrscheinlichkeit selektiert werden (Pohlheim 1999). Bei Evolutionsstrategien wird aber zumeist die diskriminierende (μ, λ) -Selektion angewendet (Simon 2013).

Abschließend wird geprüft, ob ein *Abbruchkriterium* erfüllt ist und die ES-Schleife damit beendet und die Ergebnisse ausgegeben werden können. Abbruchkriterien sind typischerweise das Erreichen einer maximalen Anzahl von Generationen oder die Stagnation des Zielfunktionswertes über eine bestimmte Anzahl von Generationen. Ist dies nicht der Fall, wird die selektierte neue Elterngeneration erneut der Rekombination zugeführt und die ES-Schleife beginnt von neuem.

3.4 Kombination von Evolutionsstrategien und Nichtlinearer Optimierung zur Lösung des Modells

Da bei der simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Inputbiomasse viele reelle Variablen berücksichtigt werden müssen, stoßen heuristische Standardverfahren an ihre Grenzen. Mahdavi et al. (2015) beschreiben dies als den „curse of dimensionality“ – den Fluch der Dimensionalität. Zum einen liegt das an einer erhöhten Komplexität der Zielfunktionslandschaft durch die höhere Zahl der Variablen/Dimensionen. Heuris-



tiken funktionieren zuverlässig, wenn die Zielfunktionslandschaft eine übergeordnete Ordnung aufweist (Muñoz et al. 2015). Die Funktion a) in Abbildung 3-6 ließe sich beispielsweise gut mit einer Heuristik lösen, während dies für Funktion b) nicht möglich wäre, da hier eine übergeordnete Ordnung fehlt. Mit steigender Dimensionalität eines Problems erhöht sich die Komplexität der Zielfunktion durch Interferenzen zwischen den Variablen, wodurch sich (im höherdimensionalen Raum) eine Zielfunktion wie in Abbildung 3-6 b) ergibt. Zum anderen erhöht sich durch zusätzliche Dimensionen die Größe des Lösungsbereichs exponentiell, was ein gründliches Absuchen des gesamten Lösungsraumes erschwert (Mahdavi et al. 2015). Weise et al. (2012) geben einen umfassenden Überblick, welche Probleme bei der Verwendung von Heuristiken auftreten können und welche Lösungsansätze helfen, diese zu überwinden.



Abbildung 3-6: Funktion mit (a) und ohne (b) übergeordneter Ordnung, nach [Rechenberg 1994]

Frühe Testläufe mit rudimentärer Konfigurationsoptimierung haben gezeigt, dass Evolutionsstrategien in der Lage sind, Standort und Kapazität einer Bioraffinerie zu optimieren (Schröder et al. 2016). Wird jedoch das gesamte beschriebene Problem mit den Entscheidungsvariablen über den Standort, die Kapazität der Primärraffination und die Kapazitäten aller möglichen Aufbereitungseinheiten als Evolutionsstrategie umgesetzt, degeneriert eine reine Evolutionsstrategie aufgrund der fehlenden übergeordneten Ordnung zu einer Zufallssuche. Wenn überhaupt, findet Konvergenz lediglich in Richtung einfach zu findender Randlösungen statt, selbst wenn bessere Lösungen bekannt sind und als Startlösungen gesetzt werden. Da aber die Nebenbedingungen im Bereich der Konfiguration (siehe Abschnitt 4.2.3) vergleichsweise streng sind, findet die Evolutionsstrategie in der multimodalen Zielfunktionslandschaft ohne übergeordnete Ordnung keinen „Evolutionspfad“ in sehr gute Zielfunktionsbereiche. Es handelt sich also um ein „schwieriges“ Problem (Michalewicz und Fogel 2000).

Ein Ansatz, um solche schwierigen Probleme lösbar zu halten, ist die Dekomposition. Das bedeutet, dass zunächst unabhängige Variablen identifiziert werden, um diese



in einem einfacheren Subproblem separat zu lösen (Sayed et al. 2015). Beim vorliegenden Problem sind die Variablen jedoch, wie in Abschnitt 3.1 erläutert, untereinander abhängig und das Gesamtproblem kann nicht in kleinere unabhängige Teilprobleme zerlegt werden (Omidvar et al. 2015; Yang et al. 2008). Eine Dekomposition bei jeder einzelnen Berechnung des Zielfunktionswertes innerhalb der Evolutionsstrategie ist jedoch möglich. Bei Betrachtung der Zielfunktion (Gleichung 3.10)⁷ wird deutlich, dass die Rauheit der Zielfunktion, der wichtigste Grund für die Verwendung der heuristischen Evolutionsstrategien, ausschließlich aus den Termen der Zielfunktion stammt, die Variablen mit direktem Bezug zu geografischen Daten haben. Dabei handelt es sich ausschließlich um die Variablen zur Festlegung des Standortes $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ in Verbindung mit der Gesamtkapazität κ .

$$ROI = \frac{U(x_l) - C_{Bio}(\kappa, \xi_{loc}, \varphi_{loc}) - C_{Opp}(x_{11}) - C_{Inv}(\kappa, x_l)}{I(\kappa, x_l)} \quad 3.10$$

Eine Veränderung in einer dieser Variablen führt dazu, dass andere Biomassequellen verwendet werden, um die Bioraffinerie mit Inputs zu versorgen. So führt etwa eine Erhöhung von ξ_{loc} ⁸ dazu, dass weiter östlich liegende Biomassequellen zur Versorgung der Bioraffinerie verwendet werden. Ähnliche Effekte ergeben sich aus der Veränderung der Kapazität κ . Wird diese nach und nach erhöht, wird irgendwann eine zusätzliche Biomassequelle zur Versorgung der Kapazität notwendig, sobald die gesamte Biomasse an der zuvor letzten benötigten Biomassequelle nicht mehr ausreicht um die Kapazitätsnachfrage zu befriedigen. Dadurch steigen die Kosten zur Bereitstellung der Biomasse sprunghaft an, was wiederum die Unstetigkeit (Rauheit) der Zielfunktion nach sich zieht. Die Rauheit der Zielfunktion wird allein durch diese Effekte hervorgerufen. Die optimalen Werte der übrigen Entscheidungsvariablen x_l sind zwar wiederum von der Kapazität κ und den Biomassebeschaffungskosten C_{Bio} abhängig, verursachen selbst aber keine Rauheit in der Zielfunktion. Das bedeutet auch, dass sich die optimalen Kapazitäten x_l der sekundären Raffinationseinheiten mit Hilfe des globalen BARON-Solvers bestimmen lassen, da diese nun zwar noch multimodal, aber nicht mehr unste-tig und undifferenzierbar, also rau, sind.

⁷ Eine detailliertere Betrachtung der Zielfunktion findet bei der konkreten Definition der ersten Fallstudie in Abschnitt 4.2.2 statt. Die Notation ist ein Vorgriff auf die dortige Modellformulierung, wobei x_l für die Kapazitäten sekundärer Aufbereitungseinheiten steht, κ für die Gesamtkapazität der Anlage und $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ für die Koordinaten des Bioraffineriestandortes.

⁸ Eine Erhöhung von ξ_{loc} ist gleichzusetzen mit einer Verschiebung des potentiellen Standortes $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ nach Osten.

Für den Ablauf der Optimierung bedeutet dies, dass lediglich die Variablen für $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ für den Standort und κ für die Gesamtkapazität in der Evolutionsstrategie optimiert werden. Der Lösungsvektor \vec{a}_i in der Evolutionsstrategie enthält also nunmehr nur noch die Entscheidungsvariablen $\vec{x}_i = \{\xi_{loc_i}, \varphi_{loc_i}, \kappa_i\}$ und die Strategievariablen $\vec{\sigma}_i = \{\sigma_{\xi_{loc_i}}, \sigma_{\varphi_{loc_i}}, \sigma_{\kappa_i}\}$. Diese werden im Ablauf Evolutionsstrategie mit Hilfe der in Abschnitt 3.3.2.3 beschriebenen intermediären Rekombination und der selbstadaptiven Mutation variiert. Für jedes so erzeugte Individuum i können aus dem Standort $(\xi_{loc_i}, \varphi_{loc_i})$ und der Kapazität κ_i die jeweiligen Biomassekosten C_{Bio_i} ermittelt werden. Somit sind Standort und Kapazität, sowie die resultierenden Biomassekosten, temporär fixiert und fungieren im NLP nicht mehr als Variablen, sondern als fixe Parameter, wodurch sie keine Rauheit in der Zielfunktion mehr auslösen können. In diesem Rahmen kann das Subproblem der Optimierung der Kapazitäten x_i der sekundären Aufbereitungseinheiten mit Hilfe eines globalen Solvers für globale nichtlineare Probleme gelöst werden. Die Optimierung der Konfigurationsvariablen x_i erfolgt für alle λ Lösungen in der Population. Anschließend folgt der nächste Schritt in der Evolutionsstrategie, die Selektion der besten μ Lösungen. Der Ablauf mit dem eingebetteten exakten NLP in die klassischen Evolutionsstrategien ist in Abbildung 3-7 schematisch dargestellt.

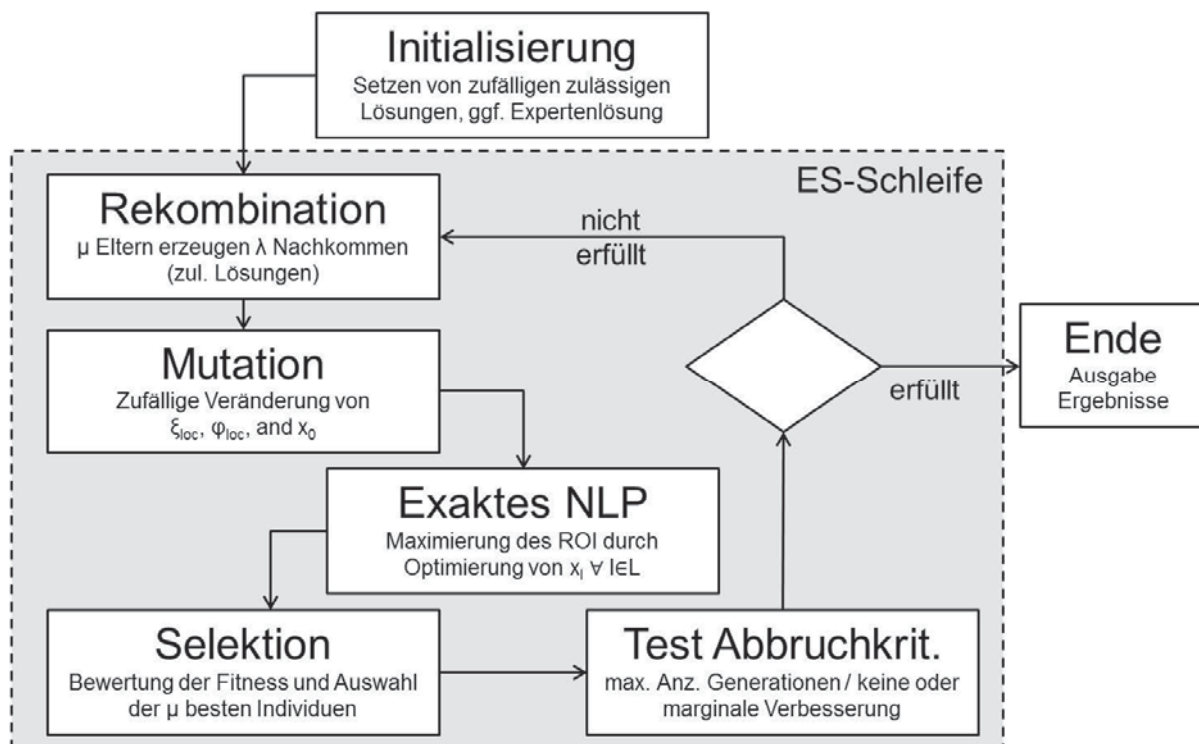


Abbildung 3-7: Ablauf der Evolutionsstrategie mit eingebettetem exakt gelöstem NLP



Ähnliche Ansätze wurden beispielsweise bereits von Redondo et al. (2013), El-Shorbagy et al. (2016) oder Urselmann und Engell (2015) genutzt, die ebenfalls einen übergeordneten Evolutionären Algorithmus mit einer eingebetteten lokalen Suche verbinden, die wiederholt ausgeführt wird. Oftmals werden solche Ansätze, die eine übergeordnete Heuristik mit einer lokalen Optimierung verbinden, unter den Begriffen *Memetische* oder *Hybride Algorithmen* zusammengefasst (Eiben und Smith 2015). Zudem wird der Begriff *Matheuristik* für Lösungsansätze verwendet, die eine Metaheuristik mit einer mathematisch exakten Methode zur Lösung von Subproblemen kombinieren (Sender 2014; Voll 2014). Die Umsetzungen solcher Hybrider Algorithmen oder Matheuristiken unterscheiden sich im Detail stark voneinander, da sie oftmals stark problemspezifisch angepasst werden müssen, so dass es sich dabei eher um Meta-Metaheuristiken handelt als um konkrete Algorithmen.

3.5 Instrumente zur Implementierung der Evolutionsstrategie mit eingebettetem exaktem NLP

Um den im vorherigen Abschnitt 3.4 beschriebenen Lösungsansatz umzusetzen, bedarf es der Kombination verschiedener Werkzeuge, die in diesem Abschnitt beschrieben werden. Zunächst wird für die Verarbeitung der geografischen Daten ein Geoinformationssystem benötigt. Darüber hinaus muss das eingebettete exakte NLP in einer geeigneten Umgebung modelliert und gelöst werden. Schließlich wird eine Programmiersprache zur Implementierung der Evolutionsstrategie und Einbindung der anderen Werkzeuge ausgewählt.

3.5.1 Geoinformationssysteme

Zur angestrebten Berücksichtigung der geografisch verteilten Verfügbarkeit von Biomasse bei der strategischen Planung einer Bioraffinerie können sogenannte Geoinformationssysteme (GIS) genutzt werden. GIS umfassen dabei sowohl Programme zur Bearbeitung von geografischen Daten, als auch die geografischen Daten selbst (de Lange 2013).

Geografisch referenzierte Daten können in vier verschiedenen Formaten vorliegen: Als *Punkte*, *Linien*, *Polygone* oder *Raster*. Jedes dieser Formate bietet sich für die Darstellung unterschiedlicher Sachverhalte an. Die drei erstgenannten Formate werden unter dem Begriff *Vektordaten* zusammengefasst und bestehen aus einzelnen Punkten oder bilden aus Punkten Geometrien (Goodchild 2015). Bei Punktdaten handelt es sich um ein Koordinatenpaar ohne räumliche Ausdehnung. Linien entstehen aus der Verbindung



mehrerer Punkte und haben als Attribut eine Länge. Geometrisch handelt es sich bei diesen Linien also um Strecken bzw. eine Aneinanderreihung von Strecken. Wenn Linien wiederum einen geschlossenen Streckenzug bilden, ergibt sich ein Polygon, das neben der Länge (Umfang) zusätzlich einen Flächeninhalt hat. Jedes dieser geometrischen Konstrukte wird in Geoinformationssystemen als *Feature* bezeichnet, das im geografischen Raum dargestellt werden kann. Mehrere Konstrukte gleicher Art können zu einem *Multipart-Feature* zusammengefasst werden. Es ist aber nicht möglich, verschiedene Arten von Features, *Feature-Classes*, in einem Datensatz zusammenzufassen. Dennoch können verschiedene Arten von Features in der gleichen Umgebung eingebunden, bearbeitet und dargestellt werden. Zu diesem Zweck werden mehrere Schichten, *Layer*, übereinander gelegt. Neben den geografischen Daten beinhaltet jeder Feature-Class Datensatz eine Tabelle, in der zusätzliche *Attribute* der einzelnen enthaltenen Features abgelegt werden können (ESRI 2016). Wie Abbildung 3-8 verdeutlicht, wird dabei jedes einzelne Feature durch eine Zeile in der Tabelle repräsentiert.

Geographic View		Tables View				
		Object ID	Shape	Name	LV Code	Management Agency
		1		Shady Pines	20	Private
		2		Pinewood Village	30	Pinewood Village Association
		3		Sarah Park	80	City Park Board
		4		Town Park	99	City Park Poard

Abbildung 3-8: Geografische Darstellung einer beispielhaften Polygon-Feature-Class mit zugehöriger Tabelle [ESRI 2016]

Rasterdaten basieren, anders als Vektordaten, nicht auf Punkten und deren Verknüpfungen, sondern auf einem geografisch referenzierten Gitter aus Quadraten, sogenannten *Zellen*. Jeder dieser Zellen ist ein Wert zugeordnet, der Informationen über das reale geografische Gebiet enthält, das die jeweilige Zelle repräsentiert. Beispiele hierfür können etwa Bodenarten, Einwohneranzahl oder Temperatur sein (ESRI 2016). Wie die linke Seite der Abbildung 3-9 angedeutet, sind beispielsweise auch Luftbilder als Rasterdaten gespeichert, in denen jeder Pixel einer Rasterzelle entspricht. Zudem hängt von der Größe der einzelnen Zellen eines Rasters ab, wie genau die Realität vom Rasterdatensatz wiedergegeben wird (rechte Seite der Abbildung 3-9).

Die Anwendungsmöglichkeiten von Geoinformationssystemen sind über verschiedene wissenschaftliche Disziplinen und Industrien breit gestreut und sehr etabliert, wie etwa



die Proceedings der Konferenz Geocomputation 2015 zeigen (Griffith et al. 2017). Zudem haben sie, etwa über Google Maps, Einzug in das tägliche Leben gehalten (Panigrahi 2014). Im Bereich der Biomassenutzung werden sie beispielsweise verwendet, um Biomassepotentiale zu bestimmen (z. B. Babcock et al. 2016; Bauböck 2013; Fiorese und Guariso 2010; Frampton et al. 2013; Resch et al. 2014) oder Standorte von Bioenergieanlagen zu optimieren (z. B. Delivand et al. 2015; Perpiña et al. 2013; Singh et al. 2011; Wetterlund et al. 2012).

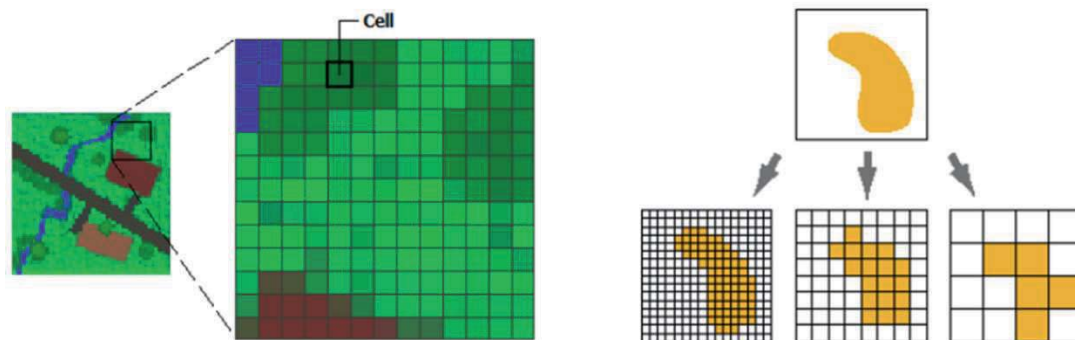


Abbildung 3-9: Bilder als Rasterdaten (links) und verschiedene Auflösungen von Rasterdaten (rechts) [ESRI 2016]

Das Angebot an Geoinformationssystemen ist sehr groß, mit vielen kleinen Firmen, die teils hochgradig spezialisierte GIS anbieten (Bill 2016). Entsprechend listet Harzer (2015) im GIS-Report 2015/2016 über 1.000 GIS-Programme auf. Eines der am weitesten verbreiteten Geoinformationssysteme ist das ArcGIS-Paket der Firma ESRI, das auch in dieser Arbeit verwendet wird. ArcGIS enthält vielfältige Werkzeuge zur Erstellung, Bearbeitung und Analyse solcher geografisch referenzierter Daten, die unter ESRI (2016) ausführlich dokumentiert sind. Unter den am häufigsten angewendeten Werkzeugen (engl. *Tool*) sind dabei etwa die Overlay-, Buffer- und Konversions-Tools. Overlay-Tools erlauben beispielsweise die Erzeugung von Schnitt- oder Vereinigungsmengen verschiedener Polygon-Feature-Class-Layer. Mit Hilfe von Buffer-Tools lassen sich gleichmäßige Pufferzonen um Features herum erzeugen. Konversions-Tools erlauben beispielsweise die Umwandlung von Feature-Class-Tabellen in Excel-Dateien und umgekehrt. ArcGIS beinhaltet zudem das ArcPy-Paket. Dies ermöglicht alle Werkzeuge, die in ArcGIS enthalten sind, auch direkt aus Python-Code aufzurufen und auszuführen (Lawhead 2013). Dadurch können geografische Operationen direkt, ohne den Umweg über die grafische Benutzeroberfläche, in komplexe, übergeordnete Algorithmen eingebunden werden. Damit kann ArcGIS in das Entscheidungsmodell zur simultanen



Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien eingebunden werden und Daten und Operationen für die anschließende Optimierung bereitstellen.

3.5.2 Das General Algebraic Modeling System (GAMS) und der BARON-Solver

Das General Algebraic Modeling System (GAMS) wurde Ende der 1970er Jahre von der Weltbank entwickelt und ist eine Programmiersprache und -umgebung zur Modellierung großer und komplexer mathematischer Probleme (Zenios 1996). Das Softwarepaket wird regelmäßig durch etwa zwei bis drei Patches pro Jahr auf dem neuesten Stand gehalten. Aktuell (Stand: 04/2017) ist Version 24.8.3 (GAMS Software GmbH 2016b).

Ein GAMS-Modell setzt sich aus sogenannten *Symbolen* zusammen, die zu einem von sechs *Typen* gehören müssen und in ihrer mathematischen Bedeutung überwiegend selbsterklärend sind: *Menge*, *Parameter*, *Akronym*, *Variable*, *Gleichung*, oder *Modell*. Der Typ Akronym kann dabei weitestgehend ignoriert werden und wird selbst im offiziellen *User's Guide* kaum näher erläutert (Rosenthal 2016). Unter Verwendung von Mengen, Parametern, Variablen und Gleichungen können Modelle formuliert werden, die sich dann mit Hilfe verschiedener Solver lösen lassen. Da GAMS durch seine große Flexibilität die Modellierung verschiedenster Optimierungsprobleme erlaubt, bietet es Zugriff auf eine große Zahl von Solvern, die auf verschiedene Modellklassen, wie z. B. lineare, gemischt-ganzzahlige oder nichtlineare Programme, spezialisiert sind. Die GAMS Software GmbH (2016b) listet insgesamt 30 kompatible Solver für neun verschiedene grundlegende Modellklassen auf. Zudem weist GAMS, ähnlich wie ArcGIS, die Möglichkeit auf, Modelle aus Python (und anderen Programmiersprachen) heraus zu verändern und auszuführen.

GAMS ist als Modellierungsumgebung sehr etabliert und wird regelmäßig in verschiedenen Disziplinen zur Modellierung von Optimierungsproblemen angewandt (z. B. Nojavan et al. 2017; Amosa und Majozi 2016; Tartibu et al. 2015; Günther 2016).

Der nichtlineare Solver BARON, der in Abschnitt 3.3.1.3 vorgestellt wurde, kann über verschiedene Modellierungsumgebungen angesteuert werden, darunter GAMS (Sahinidis 2016). GAMS-Modelle wiederum lassen sich durch eine Schnittstelle aus Python-Code heraus bearbeiten, ausführen und auslesen. Damit erfüllt GAMS in Verbindung mit BARON die Anforderungen, die in dieser Arbeit an den globalen Solver gestellt werden. Im Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Bioraffinerien wird das in die Evolutionsstrategie eingebettete nichtlineare nichtkonvexe Programm



zur Optimierung der Bioraffineriekonfiguration daher in GAMS programmiert und mit BARON gelöst.

3.5.3 Python

Für die Umsetzung einer übergeordneten Evolutionsstrategie mit Zugriff auf geografische Werkzeuge aus ArcGIS und den globalen BARON Solver in GAMS gibt es keine Standardsoftware. Durch die deshalb notwendige eigene Programmierung der Evolutionsstrategie kann diese sehr genau auf die Ansprüche des Optimierungsmodells ausgerichtet werden. Zudem bleiben die durchgeführten Rechenoperationen transparent und nachvollziehbar, was bei Verwendung von Drittanbieter-Software nicht immer gegeben ist. Als Programmiersprache bietet sich Python an, da es über Schnittstellen zu vielen Standardprogrammen verfügt und zudem einfach zu erlernen und nachzuvollziehen ist (Theis 2011). Als universelle Programmiersprache ist Python universell einsetzbar und weist kaum Beschränkungen bei der Implementierung der Evolutionsstrategie auf (Lutz 2013).

Python wurde 1990 von Guido van Rossum eingeführt, war aber zunächst eine kaum bekannte und wenig genutzte Programmiersprache. Erst mit der Einführung von Python 2.0 im Jahr 2000 wurde sie aufgrund einiger grundlegender Änderungen attraktiver und zunehmend genutzt. Im Jahr 2008 wurde die neueste Version, Python 3.0 eingeführt, die jedoch nicht rückwärtskompatibel mit den 2.x Versionen von Python ist. Einige wichtige Programmbibliotheken sind daher bis heute nicht für die 3.x Versionen verfügbar, weswegen gegenwärtig Python 2.7 und Python 3.3 parallel verwendet werden (Gutttag 2013). Auch ArcPy für ArcGIS Desktop und die GAMS-API sind nur für Python 2.7 verfügbar (ESRI 2016; GAMS Software GmbH 2016a).

Stewart (2014) klassifiziert Python zudem auch als für die Wissenschaft gut geeignet, was er daran festmacht, dass die Sprache etabliert und frei verfügbar ist, über eine gute Online-Community zur Beantwortung offener Fragen, Bereitstellung von Beispielen und anderer Hilfe verfügt und auf allen gängigen Betriebssystemen läuft. Zudem gibt es viele *Module*, die als Erweiterungen der Kernsprache für verschiedene Zwecke verstanden werden können. Durch das Fehlen vieler mathematischer Programmbibliotheken für Python 3.3 wird vielfach noch, gerade für wissenschaftliche Anwendungen, Python 2.7 empfohlen (Langtangen 2012). Aufgrund der geforderten Kompatibilität mit ArcGIS und GAMS wird dementsprechend auch für die Implementierung der Evolutionsstrategie in dieser Arbeit Python 2.7 verwendet.

Zum Schreiben des Programmcodes wird der frei verfügbare Editor *Notepad++* verwendet, der viele verschiedene Programmiersprachen unterstützt, darunter auch



Python. Die übergeordnete Evolutionsstrategie zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie, die Schnittpunkte zu ArcGIS und GAMS und die Ausgabe der Endergebnisse in einer csv-Datei werden in Python programmiert. Ausgeführt wird der Python-Code über die *Windows PowerShell*, die standardmäßig Bestandteil von MS-Windows ist.

3.5.4 Zusammenspiel der vorgestellten Instrumente und Ablauf der Evolutionsstrategie

Bei der Entwicklung eines Entscheidungsmodells zur strategischen Planung von Bioraffinerien sollen ein Geoinformationssystem und GAMS eingebunden werden. Die Verknüpfung dieser Instrumente in einer übergeordneten Evolutionsstrategie werden in Python-Code realisiert. Dieses Zusammenspiel wird in diesem Abschnitt dargelegt, um ein genaues Verständnis der Abläufe zu schaffen.

Für ein zu untersuchendes Gebiet müssen zunächst geeignete Geodaten gefunden und in das richtige Format überführt werden. Anschließend können diese geografisch referenzierten Daten in Python eingelesen und im Entscheidungsmodell verwendet werden. Ergebnis der Bearbeitung der Rohdaten ist eine Tabelle, in der jede Zeile einem Biomasseversorgungspunkt $j \in J$ mit Informationen über die Koordinaten, Art und Menge der Biomasse entspricht. Diese Tabelle wird aus Geo-Datensätzen zu Bodenbedeckungsarten in ArcGIS konstruiert und als Excel-Datei exportiert. Mit Hilfe von MS-Excel wird diese in ein Comma-Separated-Value (.csv) Format überführt, welches über Python eingelesen werden kann. Der Import der Daten zu den Biomasseversorgungspunkten $j \in J$ aus der csv-Datei in Python-interne Formate ist also der Initialisierung der eigentlichen Evolutionsstrategie vorgeschaltet. Die Daten werden im Verlauf des Berechnungen je nach Bedarf als Liste oder Python-Dictionary vorgehalten. Erstere stellt dabei eine geordnete Sammlung an Daten dar, letzteres ein Format aus dem beliebige Daten abgerufen werden können, indem ein zuvor definierter, zu den gespeicherten Daten gehöriger Schlüssel aufgerufen wird.

Anschließend kann die Evolutionsstrategie initialisiert werden. Dazu müssen μ zufällige zulässige Lösungen der drei in der Evolutionsstrategie gehandhabten Entscheidungsvariablen ξ_{loc} , φ_{loc} und κ erstellt werden. Die Kapazität κ wird innerhalb eines zulässigen Bereichs mit gleichverteilter Wahrscheinlichkeit direkt in Python realisiert. Für die Initialisierung von zulässigen Koordinatenpaaren wird über eine Programmierschnittstelle das Tool *CreateRandomPoints* aus ArcGIS verwendet, das die zufällige gleichverteilte Erstellung beliebig vieler Punkte innerhalb eines beliebigen Polygons ermöglicht. Ein Polygon mit dem passenden Umriss, z. B. die Grenzen Deutschlands,



muss entsprechend bereitgestellt werden. Die Strategievariablen $\vec{\sigma}$ werden deterministisch vorgegeben. Damit ergeben sich nach der Initialisierung μ Individuen mit jeweils zulässigen Standorten und Kapazitäten.

Die μ Individuen der nullten Generation werden nun in die eigentliche Evolutionsstrategie-Schleife eingespeist. In der Rekombination werden λ neue Individuen generiert. Die Schritte zur Erstellung neuer Individuen sind in Python umgesetzt. Bei der Prüfung der Zulässigkeit der neu erstellten Standortvariablen wird auf ArcGIS zugegriffen. Mit der ArcPy-Funktion `geography.polygon.contains(arcpy.Point(ξ_{loc}, φ_{loc}))` kann für ein beliebiges Polygon-Objekt überprüft werden, ob dieses den Punkt $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ enthält. Ist dies nicht der Fall, wird die intermediäre Rekombination der Variablen ξ_{loc} und φ_{loc} mit einem anderen Gewichtungsfaktor b_i wiederholt und erneut geprüft (vgl. Gleichung 3.7 auf S. 53). Nach 25 vergeblichen Versuchen, durch Rekombination einen zulässigen neuen Standort zu generieren, wird der Standort eines der Elternindividuen ohne Rekombination direkt übernommen. Bei der Rekombination der Kapazität wird analog vorgegangen, ohne dass jedoch auf ArcGIS zugegriffen werden müsste.

Nachdem in der Rekombination λ zulässige neue Individuen generiert wurden, werden diese der Mutation zugeführt. Nach der Mutation jedes Individuums wird erneut geprüft, ob die Lösung weiterhin zulässig ist. Der Mutationsschritt ist abgeschlossen, sobald alle λ Lösungen mutiert und zulässig sind.

Um mit Hilfe des GAMS-Modells die jeweils optimale Konfiguration zu den Kombinationen aus Standort $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ und Kapazität κ jedes Individuums zu bestimmen, werden zunächst die zugehörigen Biomassebeschaffungskosten C_{Bio} benötigt. Diese werden innerhalb des Python-Codes fallspezifisch berechnet (siehe Abschnitte 4.2.2 und 5.2.2). Grundsätzlich werden dazu zunächst die Transportdistanzen d_{s_j} aller Biomasseversorgungspunkte $j \in J$ zum potentiellen Standort des Individuums bestimmt und anschließend aufsteigend nach der Distanz d_{s_j} angeordnet. Aus dieser geordneten Liste der Biomasseversorgungspunkte werden nun so lange Punkte entnommen, bis die aggregierte verfügbare Biomasse von diesen Punkten der Kapazität der Bioraffinerie κ_i entspricht. Die Kosten C_{Bio} für den Kauf und Transport von ausreichend Biomasse zum potentiellen Standort werden berechnet.

Über die Python-GAMS Schnittstelle kann nun eine Instanz des GAMS Modells initialisiert werden. In dieser Instanz sind zunächst für die Optimierungsparameter Kapazität κ und Biomassekosten C_{Bio} Dummy-Werte eingesetzt, die nach der Initialisierung des Modells wiederum über die Python-GAMS Schnittstelle verändert werden können. Die zuvor temporär fixierte Kapazität κ sowie die berechneten Biomassekosten C_{Bio} werden in die Modellinstanz eingespeist und der Befehl zum Lösen des nichtkonvexen



nichtlinearen Programms gegeben. Anschließend werden die optimalen Variablenwerte für alle x_i sowie der zugehörige Zielfunktionswert aus GAMS ausgelesen und in Python-Formaten abgespeichert. Da BARON über GAMS nicht in mehreren Instanzen parallel laufen kann, muss die Initialisierung und Lösung aller λ Individuen sequentiell vorgenommen werden. Auf einem Standard-Desktop-PC kann die Rechenzeit für das einmalige Lösen des NLP dabei im Bereich von bis zu einer Sekunde liegen, so dass das wiederholte Lösen einen großen Teil der gesamten Rechendauer benötigt.

Sobald alle λ Individuen gelöst sind, werden diese nach dem Zielfunktionswert sortiert und die besten μ Lösungen deterministisch selektiert. Die Variablen und Zielfunktionswerte der μ selektierten Lösungen werden aus dem Python-Code im csv-Format in eine externe Datei geschrieben, die im Anschluss mit einem Tabellenkalkulationsprogramm geöffnet und analysiert werden kann.

Sobald ein Abbruchkriterium greift und die ES-Schleife damit beendet wird, werden zudem die verwendeten Biomassequellen der besten Lösung aus der letzten Generation in eine csv-Datei exportiert, um diese im Anschluss in ArcGIS einlesen und visualisieren zu können.

3.6 Zusammenfassung

Anders als fossile Erdölraffinerien, die zumeist aus einem einzelnen Punkt versorgt werden, sind Bioraffinerien, insbesondere bei der Verwendung von Restbiomassen, stark vom in der Fläche bereitgestellten Input abhängig. Diese Information lässt sich über Geoinformationssysteme bei der strategischen Planung von Bioraffinerien berücksichtigen. Allerdings sind in diesem Planungsproblem Standort, Kapazität und Konfiguration voneinander abhängig und müssen somit simultan optimiert werden. Es wird ein Entscheidungsmodell für den stetigen Lösungsraum entwickelt, um ggf. auch unintuitive Lösungen zuzulassen.

Dazu wurde zunächst die globale nichtlineare Optimierung eingeführt, die zur Lösung multimodaler Probleme verwendet wird. Grundsätzlich besteht diese aus der Kombination eines Branch-and-Bound-Verfahrens mit Solvern zur Lösung lokaler konvexer nichtlinearer Probleme. Sobald Probleme zu schwierig werden, um mit Hilfe der Methoden der globalen Optimierung gelöst zu werden, kommen vielfach Metaheuristiken zum Einsatz. Dies ist vor allem der Fall, wenn die Zielfunktion rau und unstetig ist. Eine etablierte und vielseitige metaheuristische Methode ist die Evolutionsstrategie, die sich an den Prinzipien der biologischen Evolution orientiert und durch Rekombination und zufällige Veränderung zulässiger Lösungen neue Lösungen erzeugt. Die Methode stellt ein gründliches Absuchen des gesamten Lösungsraumes in der Frühphase



des Ablaufs sicher und ermöglicht durch Selbstadaption der Optimierungsparameter ein präzises Annähern an sehr gute Lösungen in späteren Phasen.

Aufgrund der relativ hohen Zahl von Entscheidungsvariablen im stetigen Lösungsraum der in dieser Arbeit betrachteten Problemstellung können aber auch Evolutionsstrategien das vorliegende Problem nicht zuverlässig lösen. Das kann jedoch erreicht werden, indem die Methoden der globalen Optimierung mit metaheuristischen Evolutionsstrategien verknüpft werden. Eine wiederholte De- und Rekombination des Gesamtproblems erlaubt es, die Anzahl der Variablen in der Evolutionsstrategie auf drei zu reduzieren, um die Schwierigkeiten zu umgehen, die sich aus der hohen Dimensionalität des Gesamtproblems ergeben. Das Subproblem der Konfigurationsplanung kann dann in einem eingebetteten nichtlinearen Programm durch den BARON-Solver optimiert werden, der Methoden der globalen Optimierung nutzt.

Um einen solches Entscheidungsmodell zu implementieren, werden verschiedene Werkzeuge benötigt: Die übergeordnete Evolutionsstrategie wird in Python Script programmiert und greift über Schnittstellen auf das Geoinformationssystem ArcGIS und die Modellierungsumgebung GAMS zu. In GAMS wird das stetige nichtlineare Subproblem zur Optimierung der Konfiguration einer Bioraffinerie modelliert und mit Hilfe des globalen Solvers BARON gelöst. Durch dieses Zusammenspiel kann die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien durchgeführt werden. In den Kapiteln 4 und 5 wird die strategische Planung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland sowie einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo-District in British Columbia, Kanada, durchgeführt.

4 Fallstudie I: Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland

In diesem Kapitel wird das entwickelte Entscheidungsmodell für die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland angewendet. Dazu wird zunächst das konkrete Produktionssystem, das innerhalb der Grenzen Deutschlands platziert, dimensioniert und konfiguriert werden soll, in Abschnitt 4.1 beschrieben und dann in Abschnitt 4.2 formal modelliert. Zur Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Biomasse mit Hilfe von Geoinformationssystemen müssen verfügbare Roh-Geodaten zunächst entsprechend angepasst werden. Die dazu nötigen Schritte werden in Abschnitt 4.3 beschrieben. Anschließend werden die Optimierungsparameter in Abschnitt 4.4 quantifiziert. Zum Ende des Kapitels werden in Abschnitt 4.5 die Ergebnisse vorgestellt und analysiert.⁹

4.1 Produktionssystem einer High-Temperature-Fischer-Tropsch-Bioraffinerie

Die Fischer-Tropsch-Bioraffinerie, die in diesem Kapitel geplant wird ist eine Hochtemperatur-Fischer-Tropsch-Synthese (HTFT-Synthese) mit anschließender Destillation und Aufbereitung der Syntheseprodukte zu marktfähigen Endprodukten. Zunächst wird dabei in einem Wirbelschichtvergaser bei einem Druck von knapp 30 bar die Biomassevergasung durchgeführt (vgl. Abschnitt 2.3.1), der benötigte Sauerstoff wird innerhalb der Anlage in einer Luftzerlegungseinheit (*Air Separation Unit*) aus der Luft gewonnen (Kreutz et al. 2008). Die eigentliche Hochtemperatur-Fischer-Tropsch-Synthese wird anschließend bei 20 bar und 340 °C an einem Eisenkatalysator durchgeführt (Dry 2004). Die für diese Prozesse benötigten Anlagen bilden die Primärraffination. Der gewonnene Fischer-Tropsch-Produktstrom, der Kohlenwasserstoffe unterschiedlicher Kettenlängen enthält, kann dann in die Sekundärraffination eingespeist werden, wo marktfähige Endprodukte hergestellt werden.

Die Auswahl der möglichen Prozesse zur Produktion von marktfähigen Endprodukten orientiert sich an Prozessen, die für verschiedene real existierende Fischer-Tropsch-

⁹ Die Inhalte der hier präsentierten Fallstudie sind in Teilen bereits als Research-Paper im *European Journal of Operational Research* erschienen (Schröder et al. 2017).



Anlagen auf Basis von fossilen Rohstoffen beschrieben werden (Dancuart et al. 2004). Die Substitution fossiler Rohstoffe durch nachwachsende Rohstoffe, insbesondere auch Restbiomasse, in der Synthesegasgewinnung ist technisch möglich. Vor allem ist die Art der Synthesegasgewinnung für den Raffinationsprozess bedeutungslos. Als potentielle Sekundärraffinationseinheiten stehen zunächst Anlagen zur Abtrennung von Methan, Ethylen, Propylen und Buten zur Verfügung. Methan (CH_4) kann als Erdgas in das Erdgasnetz eingespeist und dann für die gleichen Anwendungen wie natürliches Erdgas verwendet werden (Rönsch et al. 2009). Ethylen (C_2H_4), Propylen (C_3H_6) und Buten (C_4H_8) dienen als Grundstoffe in der chemischen Industrie und können etwa zu Kunststoffen weiterverarbeitet werden (Dancuart et al. 2004). Für die Gruppe der C_5 und C_6 Kohlenstoffe stehen mehrere Aufbereitungsalternativen zur Auswahl. Auch hier können die Alkene (Olefine), speziell mit einer Doppelbindung an der ersten Position (α -Position), abgetrennt und als vielseitige Grundchemikalie genutzt werden (Baerns et al. 2013). In einer Alkylierungseinheit können Additive für Ottokraftstoff gewonnen werden, die eine hohe Oktanzahl aufweisen und somit beim Einhalten von Kraftstoffspezifikationen (z. B. Super plus) helfen (Dancuart et al. 2004). Die dritte Option für diese Produktfraktion im Rohproduktstrom ist die Isomerisierung, in der Moleküle umstrukturiert werden, um Ketten im Bereich der Ottokraftstoffe zu bilden, die als Benzin verkauft werden können. Alle Rohproduktbestandteile mit sieben oder mehr Kohlenstoffatomen werden einer von drei Fraktionen zugeordnet, die wiederum zu unterschiedlichen Endprodukten verarbeitet werden können. Die Naphtha-Fraktion mit 7 - 16 Kohlenstoffatomen kann in der Naphtha-Aufbereitung zu Benzin verarbeitet werden, die Fraktion mit 17 - 35 Kohlenstoffatomen kann zu Diesel aufbereitet und alle Moleküle mit mehr als 35 Kohlenstoffatomen können zu Wachs verarbeitet werden. Alternativ können diese drei Fraktionen jedoch auch jeweils in einer Cracking-Einheit in kürzere Ketten aufgebrochen werden, die dann wiederum zusätzlichen Input für die anderen Sekundärraffinationseinheiten darstellen. Dabei ist zu beachten, dass diese Sekundärraffinationsoptionen nicht direkt Endprodukte herstellen, sondern wiederum Zwischenprodukte für die Weiterverarbeitung zu anderen Endprodukten (Dancuart et al. 2004). Das System der möglichen sekundären Aufbereitungseinheiten wird von einer Turbine zur Stromproduktion komplettiert. Die Turbine ist in der Lage alle Fraktionen aus dem Rohproduktstrom aufzunehmen. Alle Rohprodukte, die nicht in einer anderen sekundären Raffinationseinheit weiterverarbeitet werden, werden in der Turbine verbrannt, so dass die Massenbilanzen im Gesamtsystem in jedem Falle ausgeglichen sind (Lauven 2011). Das hier beschriebene Produktionssystem findet sich in Abschnitt 4.2.3 in den Nebenbedingungen zur Konfiguration wieder.

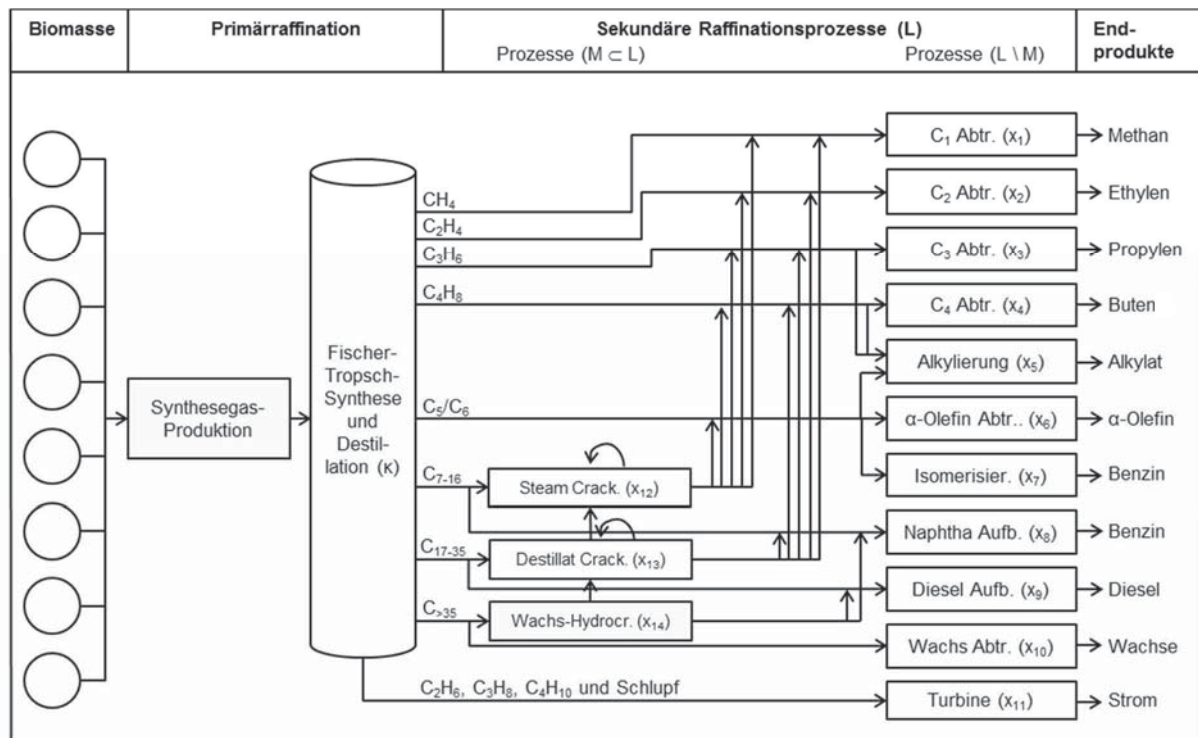


Abbildung 4-1: Grundstruktur der modellierten Fischer-Tropsch-Bioraffinerie

Das gesamte Planungssystem ist in Abbildung 4-1 dargestellt und erstreckt sich von der Beschaffung der Input-Biomasse über die Entscheidung über die Kapazität der Primärraffination zur Konfiguration der Sekundärraffination zur Herstellung marktfähiger Endprodukte. Bei der Entscheidung über die Produktionskapazität der Anlage muss in erster Linie eine Abwägung zwischen der Ausnutzung von Größendegressionseffekten und überproportional steigenden Biomassebeschaffungskosten getroffen werden, die sich jeweils bei einer Erhöhung der Produktionskapazität ergeben (Jenkins 1997). Die Biomassebeschaffungskosten hängen zudem von der regionalen Verfügbarkeit ab, die sich über Geografische Informationssysteme detailliert abbilden und in das Entscheidungsmodell implementieren lassen. Dadurch ergeben sich in verschiedenen Regionen unterschiedliche verfügbare Biomassen und folglich unterschiedliche optimale Kapazitäten. Bei unterschiedlichen Kapazitäten wiederum können unterschiedliche Konfigurationen der Sekundärraffination optimal sein. Somit ergibt sich ein System, in dem alle Entscheidungsdimensionen, der Standort, die Kapazität und die Konfiguration einer Bioraffinerie, in Wechselwirkung zueinander stehen. Das bedeutet, dass diese Entscheidungsdimensionen nicht sequentiell optimiert werden können, sondern eine simultane Planung aller Variablen benötigt wird, um das Problem global optimal zu lösen. Dadurch ergibt sich ein schwieriges mathematisches Problem mit einer rauen, nicht-konvexen, nichtlinearen Zielfunktionslandschaft.



4.2 Modellierung der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie

In diesem Abschnitt wird die in Abschnitt 3.1 bzw. Abschnitt 4.1 beschriebene Problemstellung der simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie formal definiert. Dazu wird zunächst in Abschnitt 4.2.1 die verwendete Nomenklatur eingeführt. Anschließend wird in Abschnitt 4.2.2 die Zielfunktion zur Maximierung des Return on Investment definiert, gefolgt von den Nebenbedingungen zur Einhaltung der Massenbilanzen des Produktionssystems (Abschnitt 4.2.3) und den geografischen Nebenbedingungen (Abschnitt 4.2.4).

4.2.1 Nomenklatur

Folgende Nomenklatur wird in diesem Kapitel zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration im stetigen Lösungsraum genutzt.

Mengen

G	Menge aller Rohprodukte g
I	Menge aller marktfähigen Endprodukte i
J	Menge aller Biomassequellen j
K	Menge aller primären Raffinationseinheiten k
L	Menge aller sekundären Raffinationseinheiten l
M	$\subset L$ aller sekundären Raffinationseinheiten l , die ausschließlich nicht marktfähige Zwischenprodukte herstellen

Parameter

vp_l	Verkaufspreis des Endprodukts aus den sekundären Raffinationseinheiten $l \in (L \setminus M)$ [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
ep_h	Einkaufspreis je Tonne Biomasse an Biomassesorte h [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
m_j	Masse der Biomasse an Biomassequelle j [t]
z_j	Energiegehalt der Biomasse an Biomassequelle j [MWh]
t_f	fixe Biomasse-Transportkosten [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
t_v	variable Biomasse-Transportkosten [$\text{€} \cdot \text{km}^{-1} \cdot \text{t}^{-1}$]
d_s	geschätzte Distanz auf der Straße [km]
ξ_j, φ_j	geografische Länge und Breite der Biomassequelle j [m]
β, γ	Parameter zur Approximation der regionalen Infrastruktur
Ω	Verhältnis energetischer Input zu Endproduktmasse [$\text{MWh} \cdot \text{t}^{-1}$]
Θ	Faktor zur Bestimmung der Investition außerhalb der Anlagengrenzen
Ψ	Kosteneskalationsindex



f	Kapitalkostensatz [$\% \cdot \text{a}^{-1}$]
e	Anteil Stromproduktion an der Gesamtkapazität κ , der zum Betrieb der Anlage benötigt wird [%]
a_k	Basisinvestition für 1 Tonne Produktionskapazität der primären Raffinationseinheit k [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
δ_k	Größendegressionsexponent der primären Raffinationseinheit k
c_g	Anteil des Rohprodukts g aus der primären Raffination am gesamten Rohproduktstrom [%]
a_l	Basisinvestition für 1 Tonne Produktionskapazität der sekundären Raffinationseinheit l [€]
δ_l	Größendegressionsexponent der sekundären Raffinationseinheit l
$r_{g,m}$	Rückstrom aus der sekundären Raffinationseinheit $m \in M$, die zusätzlichen Input an Rohstoff $g \in G$ bereitstellt [%]

Variablen

ξ_{loc}, φ_{loc}	geografische Länge und Breite des potentiellen Bioraffinerie-Standortes [m]
κ	Produktionskapazität der Primärraffination [$\text{t} \cdot \text{a}^{-1}$]
x_l	Produktionskapazität der sekundären Raffinationseinheiten $l \in L$ [$\text{t} \cdot \text{a}^{-1}$]
\bar{j}	Anzahl benötigter Biomassequellen j zur Befriedigung der Nachfrage der Kapazität κ

4.2.2 Zielfunktion zur Maximierung des Return on Investment einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie

Die Zielfunktion enthält Variablen zu Standort, Kapazität und Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie und berechnet den Return-on-Investment (ROI), der maximiert werden soll. Die Berechnung des ROI ist eine etablierte Methode zur Bewertung von Investitionsobjekten, die auch im Bereich der Bioraffinerien wiederholt eingesetzt wurde (Mansoornejad et al. 2013a; Sen et al. 2012; Schaidle et al. 2011). Speziell für eher konzeptionelle Investitionsrechnungen in frühen Projektstadien werden vorwiegend statische Ansätze, zu denen auch der ROI gehört, verwendet. Aufwendigere dynamische Investitionsrechnungsmethoden können dann ggf. im weiteren Verlauf der Planung angewendet werden, wenn verlässliche Prognosen über Preis- und Marktentwicklungen vorliegen (Chittenden und Derregia 2015). Daher wird der ROI für die konzeptionelle Planung von Bioraffinerien als angemessen angesehen und verwendet.



Der ROI ergibt sich dabei aus dem Quotienten des Gewinns über der Gesamtinvestition (Peters et al. 2003). In Gleichung 4.1 ist diese Zielfunktion gegeben, wobei der Gewinn grob aufgeschlüsselt dargestellt ist. U steht dabei für den Umsatz, der mit den hergestellten Produkten erzielt werden kann, C_{Bio} bezeichnet die Kosten, die für Kauf und Transport der Input-Biomasse anfallen, C_{Opp} repräsentiert die Opportunitätskosten für den Eigenverbrauch von Strom und C_{Inv} investitionsabhängige Kosten, etwa für Versicherung, Instandhaltung und Betrieb der Anlage. Daraus ergibt sich im Zähler des Bruches der Gewinn der Anlage, der durch die Investition I im Nenner geteilt wird, um auf den ROI zu kommen. Die Berechnung der einzelnen Terme wird im Folgenden erläutert.

$$\max ROI = \frac{U - C_{Bio} - C_{Opp} - C_{Inv}}{I} \quad 4.1$$

Der Umsatz U wird nach Gleichung 4.2 berechnet. Dazu wird der Verkaufspreis vp_l des Produktes aus der sekundären Raffinationseinheit l mit der entsprechenden Produktionskapazität x_l multipliziert. Um den Gesamtumsatz zu erhalten, werden Umsätze aus den Aufbereitungseinheiten $l \in (L \setminus M)$ aufsummiert, die marktfähige Endprodukte herstellen. Die Komplementärmenge $M \subset L$ enthält diejenigen Aufbereitungseinheiten, die statt marktfähiger Endprodukte zusätzlichen Input für die anderen Aufbereitungseinheiten herstellen. Dieser Zusammenhang wird in der Modellierung der Nebenbedingungen des Produktionssystems in Abschnitt 4.2.3 noch einmal deutlicher.

$$U = \sum_{l \in (L \setminus M)} (vp_l \cdot x_l) \quad 4.2$$

Die Biomassekosten C_{Bio} beinhalten die Kosten für die Biomassebeschaffung und werden nach Gleichung 4.3 berechnet. Zur Bestimmung der Biomassekosten wird zunächst die Masse m_j der Biomasse an Biomassequelle j benötigt. Diese wird mit drei Termen multipliziert, um die Biomassekosten für Versorgungspunkt j zu erhalten.

$$C_{Bio} = \sum_{j=1}^J (m_j (t_v \cdot d_s + t_f + ep_j)) \quad 4.3$$

Der Term $t_v \cdot d_s$ bezeichnet die variablen Transportkosten. Dabei bildet t_v den Kostensatz pro Tonnenkilometer ab, d_s approximiert die auf der Straße zurückzulegende Dis-



tanz anhand von Gleichung 4.4. Die Distanz auf der Straße d_s wird auf Basis der euklidischen Distanz zwischen den Koordinaten des potentiellen Standortes $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ und den Koordinaten der Biomassequelle j , (ξ_j, φ_j) geschätzt. Da die Koordinaten der Biomassequellen und des Standortes im Geoinformationssystem in Metern hinterlegt sind, resultiert zunächst auch eine geschätzte Entfernung in Metern. Daher wird der Faktor 10^{-3} am Ende von Gleichung 4.4 benötigt, um die Transportdistanz auf der Straße in Kilometer umzurechnen. Die Parameter β und γ , die das Verhältnis zwischen euklidischer Distanz und der Distanz auf der Straße beschreiben (auch: Umwegfaktor, z. B. Gudehus 2010), können sich regionenspezifisch unterscheiden und lassen sich mit Hilfe von GIS empirisch herleiten. Mit größer werdender Entfernung zwischen Standort und Biomassequelle nähert sich dabei die Distanz auf der Straße der euklidischen Distanz an. Die Bestimmung der konkreten fallspezifischen Werte von β und γ für diese Arbeit wird in Abschnitt 4.4.1 vorgenommen.

$$d_s = \beta \cdot \sqrt{(\xi_{loc} - \xi_j)^2 + (\varphi_{loc} - \varphi_j)^2}^\gamma \cdot 10^{-3} \quad 4.4$$

Die beiden übrigen Terme in Gleichung 4.3 bezeichnen die von der Distanz unabhängigen fixen Transportkosten je Tonne t_f und den Einkaufspreis je Tonne ep_j für den Einkauf der Biomasse an Biomassequelle j . Der Einkaufspreis kann dabei je nach Biomasseart variieren. Die gesamten Biomassekosten C_{Bio} ergeben sich aus der Summe der Kosten aller benötigten Biomassequellen $\{j_1, j_2, \dots, j_{j-1}, j_j\}$.

Um C_{Bio} vollständig zu definieren, muss dementsprechend die obere Grenze \bar{j} der Summe in Gleichung 4.3 bestimmt werden. Diese ergibt sich nach Gleichung 4.5, die nach demjenigen Element j' sucht, das als letztes benötigt wird, um die Gesamtkapazität κ der Bioraffinerie mit Biomasse zu versorgen. Die Menge J der Biomassequellen muss dabei geordnet sein, so dass alle Biomassequellen $j \in J$ aufsteigend nach der Entfernung d_{s_j} zum potentiellen Standort $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ sortiert sind. Der Umrechnungsfaktor Ω dient zur Konversion der in Tonnen angegebenen Produktionskapazität auf den Energiegehalt z_j der Biomasse an Punkt j . Die Biomassenachfrage der Kapazität κ wird dabei energetisch ausgedrückt, da so das Produktionspotential der Inputs besser dargestellt wird als bei Betrachtung der (frischen) Masse der Biomasse. Für die Bestimmung der Transportkosten ist jedoch die Masse m_j , nicht der Energiegehalt entscheidend, so dass bei der Berechnung der Transportkosten in Gleichung 4.3 m_j und nicht z_j verwendet wird.



$$\bar{j} = \arg \min_{j' \in J} \sum_{j=1}^{j'} z_j \mid \sum_{j=1}^{j'} z_j \geq \Omega \cdot \kappa \quad 4.5$$

Unter die Opportunitätskosten C_{Opp} fallen hier ausschließlich die Kosten für den selbst verbrauchten Strom, der für den Betrieb der Bioraffinerie benötigt wird. Aufgrund der Modellierung ist es zunächst notwendig, die gesamte Stromproduktionsmenge x_{11} der Turbine ($l = 11$) in Gleichung 4.2 als Umsatz zu verbuchen. Durch die Opportunitätskosten C_{Opp} nach Gleichung 4.6 wird der Strom, der zum Betrieb der Anlage nötig ist, $e \cdot \kappa$, bewertet mit dem Stromverkaufspreis vp_{11} vom Umsatz wieder abgezogen. In den Nebenbedingungen zur Konfiguration (Abschnitt 4.2.3) wird sichergestellt, dass die Turbine ausreichend groß ist, um den Strom zum Betrieb der Anlage bereitzustellen.

$$C_{Opp} = \kappa \cdot e \cdot vp_{11} \quad 4.6$$

Der letzte Term im Zähler der Zielfunktion bezeichnet die investitionsabhängigen Kosten C_{Inv} . Zur Berechnung der investitionsabhängigen Kosten muss zunächst anhand der beiden Summen am Ende der Gleichung 4.7 die Investition bestimmt werden.

$$C_{Inv} = f \cdot \Theta \cdot \Psi \cdot \left(\sum_K (a_k \cdot \kappa^{\delta_k}) + \sum_L (a_l \cdot x_l^{\delta_l}) \right) \quad 4.7$$

Die erste Summe über die Menge K bestimmt die Höhe der Investition für die Primärraffination. Die Kapazität der Primärraffination wird dabei Gesamtkapazität κ definiert. Für jedes Modul $k \in K$ der Primärraffination wird dazu eine Basisinvestition a_k unter Berücksichtigung von Skaleneffekten auf die benötigte Kapazität κ skaliert. Die Basisinvestition a_k entspricht dabei einer Produktionskapazität von einer Tonne Endprodukte. Die Standardformel zur Investitionsschätzung durch Kapazitätsanpassung mit Größendegressionseffekten ist in Gleichung 4.8 gegeben (z. B. Geldermann 2014).

$$a_1 = a_0 \cdot \left(\frac{\kappa_1}{\kappa_0} \right)^\delta \quad 4.8$$

Durch die Normierung der Basiskapazität κ_0 auf eine Tonne vereinfacht sich diese Darstellung zu der in Gleichung 4.9 gegebenen Form. Für gewöhnlich liegen diese Skalierungsexponenten in der Prozessindustrie im Bereich 0,6 bis 0,8 (Peters et al. 2003), was



auch für die Verarbeitungsprozesse im Bereich der Biomassenutzung gilt (Nguyen und Prince 1996; Gardezi et al. 2013).

$$a_1 = a_0 \cdot \left(\frac{\kappa_1}{1}\right)^\delta = a_0 \cdot \kappa_1^\delta \quad 4.9$$

Das Vorgehen wird für die Bestimmung der Investition der Sekundärraffinationseinheiten $l \in L$ analog angewendet. Auch hier sind die Basiskapazitäten auf eine Tonne normiert. Allerdings haben die Sekundärraffinationseinheiten l neben individuellen Größendegressionsexponenten δ_l auch unterschiedliche Kapazitäten x_l . Sofern es sich bei den Investitionsdaten um ältere Werte handelt, werden diese durch den Kosteneskalationsindex Ψ auf das heutige Niveau angepasst. Hier bieten sich international etwa der *Chemical Engineering Plant Cost Index (CEPCI)* oder für Deutschland der *Kölbel-Schulze-Index* an (Geldermann 2014). Der Faktor Θ erhöht die Investition um Komponenten, die außerhalb der Betriebsgrenzen liegen (*Outside Battery Limits, OSBL*) und nicht in der eigentlichen Investitionsschätzung für die Anlagen berücksichtigt sind. Die Bandbreite dieses Faktors liegt typischerweise bei $1,05 \leq \Theta \leq 2$ (Brennan 1998). Damit ist die Investition bestimmt und kann nun mit dem Kapitalkostensatz f multipliziert werden, um die investitionsabhängigen Kosten C_{Inv} zu erhalten.

Aus den Gleichungen 4.2 bis 4.7 ergibt sich im Zähler der Zielfunktion der jährliche Gewinn der Bioraffinerie. Dieser jährliche Gewinn muss nun durch die Investition dividiert werden, um den ROI zu erhalten. Diese berechnet sich nach Gleichung 4.10, die bis auf den Kapitalkostensatz f der vorhergehenden Gleichung 4.7 zur Berechnung der investitionsabhängigen Kosten entspricht.

$$I = \Theta \cdot \Psi \cdot \left(\sum_K (a_k \cdot \kappa^{\delta_k}) + \sum_L (a_l \cdot x_l^{\delta_l}) \right) \quad 4.10$$

4.2.3 Nebenbedingungen Konfiguration

Die hier vorgestellten Nebenbedingungen zur Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie entsprechen im Wesentlichen dem Modell von (Lauven 2011). Die folgenden Gleichungen und Ungleichungen definieren das Produktionssystem, sichern die Einhaltung der Massenbilanzen und zeigen die Nutzungsoptionen für die Rohprodukte aus der Primärraffination. Die Primärraffination selbst muss nicht explizit modelliert werden, da die Investitionshöhe hier ausschließlich von der Gesamtkapazität abhängt.



Der Kohlenwasserstoff mit der niedrigsten Anzahl Kohlenstoffatome im Rohproduktstrom ist Methan mit einem Anteil von c_1 . Ungleichung 4.11 gibt dementsprechend die maximale Produktionskapazität x_1 von marktfähigem Methan an. Zusätzlich zum Input-Rohprodukt $c_1 \cdot \kappa$, das direkt aus der Primärraffination kommt, ist es möglich, in den Crackingeinheiten $m \in (M \subset L)$ zusätzlichen Input für die Produktion von Methan zu generieren. Das geschieht, indem lange Kohlenwasserstoffketten mit mindestens sieben Kohlenstoffatomen in kürzere Ketten aufgespaltet werden (engl.: cracking). Daraus ergibt sich eine stochastische Verteilung der kürzeren Kohlenwasserstoffe, die sich praktisch äquivalent zu den entsprechenden Rohproduktgruppen einsetzen lassen, die direkt aus der Primärraffination kommen. Der Rückfluss von Rohmethan ($g = 1$) wird als Anteil $r_{1,m}$ der sekundären Raffinationseinheit (Crackingeinheit) $m \in M$ mit der Kapazität x_m ausgedrückt. Durch mögliche Rückflüsse aus den Crackingeinheiten kann sich die für den Prozess $l = 1$ zur Verfügung stehende Rohproduktmenge damit erhöhen. Die Raffinationseinheiten m selbst werden in den Ungleichungen 4.16 bis 4.18 modelliert.

$$x_1 \leq c_1 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{1,m} \cdot x_m) \quad 4.11$$

Analog zur maximalen Kapazität der Methanproduktion gibt Ungleichung 4.12 die maximale Produktionskapazität x_2 von Ethylen ($g = 2$) an. Der Anteil c_2 an Ethylen im Rohproduktstrom wird mit der Gesamtkapazität κ multipliziert. Die resultierende absolut verfügbare Menge an Ethylen kann sich durch Rückflüsse aus Crackingeinheiten m erhöhen.

$$x_2 \leq c_2 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{2,m} \cdot x_m) \quad 4.12$$

Die Ungleichungen 4.13 und 4.14 modellieren die Verwendungsoptionen von Propylen ($g = 3$) und Butenen ($g = 4$) aus dem Rohproduktstrom. Während die rechte Seite der Ungleichungen denen aus den Ungleichungen 4.11 und 4.12 entspricht, weist die linke Seite eine andere Struktur auf. Grund dafür ist, dass beide Rohprodukte jeweils in zwei verschiedenen sekundären Raffinationseinheiten zu marktfähigen Endprodukten aufbereitet werden können. Zum einen können sowohl das Rohpropylen als auch das Rohbuten zu marktfähigem Propen bzw. Buten aufbereitet werden. Die maximalen Kapazitäten dieser Anlagen sind entsprechend x_3 für Propen bzw. x_4 für Buten. Beide Rohpro-



dukte können aber auch in der Alkylierung ($l = 5$) mit der maximalen Kapazität x_5 verwendet werden, in der Ottokraftstoff-Additive mit sehr hoher Klopfestigkeit hergestellt werden (siehe auch Ungleichung 4.15). Propylen oder Buten machen jedoch lediglich 40 % der Masse der in der Alkylierung hergestellten Additive aus, so dass der Rest weiterhin für die Produktion von Propylen und Buten für den Absatzmarkt verwendet werden kann.

$$x_3 + 0,4 \cdot \frac{c_3}{c_3 + c_4} \cdot x_5 \leq c_3 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{3,m} \cdot x_m) \quad 4.13$$

$$x_4 + 0,4 \cdot \frac{c_4}{c_3 + c_4} \cdot x_5 \leq c_4 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{4,m} \cdot x_m) \quad 4.14$$

Ungleichung 4.15 definiert die Verwendungsmöglichkeiten der Rohproduktfraktion mit fünf und sechs Kohlenstoffatomen ($g = 5$). Wie bereits angedeutet, kann diese Fraktion den übrigen Masseanteil in der Alkylierung mit einer Kapazität von x_5 ausmachen. Alternativ kann die C₅/C₆-Fraktion in der α -Olefin-Produktion mit der Kapazität x_6 oder der Isomerisierung mit der Kapazität x_7 eingesetzt werden. Die erste Produktionseinheit liefert ein chemisches Grundprodukt für Polymerisierungsreaktionen, die zweite Ottokraftstoff.

$$x_6 + x_7 + 0,6 \cdot x_5 \leq c_5 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{5,m} \cdot x_m) \quad 4.15$$

Ebenfalls Ottokraftstoff wird in der Naphtha-Aufbereitung ($l = 8$) hergestellt. Die Kapazität x_8 wird zum einen durch die Verfügbarkeit von Inputs limitiert (rechte Seite der Ungleichung 4.16). Zum anderen konkurriert die Naphtha-Aufbereitung mit dem Steam-Cracking-Prozess ($l = 12$) um den Naphthaanteil im Rohproduktstrom. Im Steam-Cracker werden Kohlenwasserstoffketten mit 7 - 16 Kohlenstoffatomen in kürzere Ketten zerteilt. Der Steam-Cracking-Prozess ist der erste Prozess $l \in (M \subset L)$, der keine marktfähigen Endprodukte, sondern ausschließlich zusätzlichen Input für andere Aufbereitungsprozesse herstellt.

$$x_8 + x_{12} \leq c_6 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{6,m} \cdot x_m) \quad 4.16$$



Ungleichung 4.17 folgt dem gleichen Prinzip wie Ungleichung 4.16. Kohlenwasserstoffe mit einer Kettenlänge von 17 - 35 Kohlenstoffatomen ($g = 7$), die zur Dieselfraktion zählen, können entweder mit einer Kapazität von x_9 zu marktfähigem Dieselkraftstoff aufbereitet werden oder im Destillat-Cracking Prozess mit der Kapazität x_{13} zusätzlichen Input für andere Raffinationsprozesse bereitstellen.

$$x_9 + x_{13} \leq c_7 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{7,m} \cdot x_m) \quad 4.17$$

Nochmals sehr ähnlich ist die Struktur von Ungleichung 4.18, die die Verwendungsoptionen von allen Kohlenwasserstoffen mit mehr als 35 Kohlenstoffatomen modelliert. Wiederum kann diese Fraktion ($g = 8$) mit der Kapazität x_{10} direkt zu marktfähigen Wachsen aufbereitet oder mit der Kapazität x_{14} in einer Wachs-Cracking-Einheit zu zusätzlichen Inputs für andere Aufbereitungseinheiten weiter verarbeitet werden.

$$x_{10} + x_{14} \leq c_8 \cdot \kappa + \sum_{m \in M} (r_{8,m} \cdot x_m) \quad 4.18$$

Alle Produktströme, die nicht in modellierte stoffliche Endprodukte eingehen, werden in der Turbine thermisch genutzt. Die Turbine ($l = 11$) zur Stromproduktion fungiert damit im Modell als Ausgleichseinheit, die sicherstellt, dass die Massenbilanzen zulässig bleiben und alle Inputmaterialien sich in einem der marktfähigen Endprodukte wiederfinden. Mögliche Überhänge aus den Ungleichungen 4.11 bis 4.18 werden schlussendlich, genau wie Rohprodukte, die nicht zur stofflichen Aufbereitung in Betracht gezogen werden, zur Stromproduktion in der Turbine verwendet. Insgesamt muss die Eingangskapazität κ der Bioraffinerie der Summe der Produktionskapazitäten der Raffinationseinheiten entsprechen, die marktfähige Endprodukte herstellen. Damit ergibt sich aus Gleichung 4.19 direkt die Kapazität x_{11} der Turbine, da alle anderen Kapazitäten $x_l \forall l \in (L \setminus (M \cup \{x_{11}\}))$ definiert sind. Beschränkt ist die Kapazität x_{11} der Turbine zudem durch eine geforderte Mindestgröße e in Prozent der Gesamtkapazität κ , um den Betrieb der Bioraffinerie mit ausreichend Strom sicherzustellen (Ungleichung 4.20).

$$\kappa = \sum_{l \in (L \setminus M)} x_l \quad 4.19$$

$$x_{11} \geq e \cdot \kappa \quad 4.20$$



Die Ungleichungen 4.21 und 4.22 definieren weitere Einschränkungen für die Kapazität x_5 der Alkylierung. Die maximale Größe dieser Aufbereitungseinheit ist an das Vorhandensein von zwei verschiedenen Inputs geknüpft. Zum einen werden zur Produktion des Endproduktes 40 % Propen oder Buten und zum anderen 60 % C₆ Kohlenwasserstoffe benötigt. Letzteres impliziert, dass nicht der gesamte C₅/C₆ Rohproduktstrom ($g = 5$) verwendet werden kann, sondern lediglich aromatisierbare C₆ Kohlenwasserstoffe. Lauven (2011) schätzt deren Anteil auf 25 % am gesamten C₅/C₆ Rohproduktstrom (Ungleichung 4.22).

$$x_5 \leq \frac{\kappa \cdot c_3 + \sum_{m \in M} (x_m \cdot r_{3,m})}{0,4} + \frac{\kappa \cdot c_4 + \sum_{m \in M} (x_m \cdot r_{4,m})}{0,4} \quad 4.21$$

$$x_5 \leq 0,25 \cdot \frac{\kappa \cdot c_5 + \sum_{m \in M} (x_m \cdot r_{5,m})}{0,6} \quad 4.22$$

Die letzte Nebenbedingung des Produktionssystems in Ungleichung 4.23 spiegelt wider, dass lediglich 60 % der Alkene in der C₅/C₆ Fraktion ($g = 5$) die Doppelbindung an der α -Position aufweisen (Davis 2002), was Voraussetzung für die Produktion von α -Olefinen ist. Dieser vergleichsweise hohe Anteil an α -Olefinen in der C₅/C₆ Fraktion ist typisch für Kohlenwasserstoffe, die mittels Fischer-Tropsch-Synthese gewonnen werden. Für Kohlenwasserstoffe aus den Cracking-Einheiten $m \in M$ kann keine fundierte Annahme über den Anteil an α -Olefinen getroffen werden, so dass die Rückströme $r_{5,m}$ aus den Cracking-Einheiten hier nicht als potentielle Inputs behandelt werden.

$$x_6 \leq 0,6 \cdot c_5 \cdot \kappa \quad 4.23$$

4.2.4 Nebenbedingungen mit Bezug zu geografischen Daten: Standort und Kapazität

In dieser Arbeit soll der geografische Anfall von Biomasse bei der Planung von Bioraffinerien berücksichtigt werden. Daher gehen die geografischen Längen- und Breitengrade des Biomasseanfalls aus dem GIS in das mathematische Modell ein. Nachdem im vorigen Abschnitt die Nebenbedingungen für die Konfigurationsvariablen x_i definiert wurden, werden in diesem Abschnitt Beschränkungen für die übrigen Variablen ξ_{loc} , φ_{loc} , κ und \bar{j} definiert. Die Nebenbedingungen für diese Variablen sind deutlich weniger komplex als die Nebenbedingungen für das Produktionssystem.



Die Koordinaten $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ des potentiellen Bioraffinerie-Standortes müssen innerhalb der Grenzen der definierten Region liegen (4.24). Da nicht nur rechteckige Lösungsräume, sondern beliebige Polygone als zulässige Region definiert werden können, muss die Zulässigkeit des Koordinatenpaars mit Hilfe von ArcGIS getestet werden. Ein sequentielles Testen zunächst der einen und dann der anderen Koordinate ist nicht möglich. Daher wird an dieser Stelle direkt auf Werkzeuge aus einem Geoinformationssystem zugegriffen. Dies erlaubt die Überprüfung, ob ein beliebiger Punkt mit den Koordinaten $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ innerhalb eines bestimmten Polygons liegt. Der Ausdruck „zulässiger Bereich“ in Gleichung 4.24 verweist auf eben dieses Polygon, das die geografisch referenzierten Umrisse des zulässigen Bereichs darstellt. Dabei muss beachtet werden, dass die Koordinaten des Standpunkts $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ im gleichen Format vorliegen, in dem auch das Polygon des zulässigen Bereichs im GIS hinterlegt ist (hier: Meter, ausgehend vom Nullmeridian bzw. dem Äquator).

$$(\xi_{loc}, \varphi_{loc}) \in \text{zulässiger Bereich} \quad 4.24$$

Die beiden übrigen Variablen und deren Beschränkungen stehen in engem Zusammenhang. Die Kapazität κ der Bioraffinerie soll > 0 sein. Eine Kapazität $\kappa = 0$ ist nicht erlaubt, um im Falle negativer ROIs dennoch die Planung einer Anlage mit einer Kapazität > 0 zu erzwingen. Zudem kann die Kapazität nicht größer werden, als die gesamte Menge an Input Biomasse es zulässt (Ungleichung 4.25).

$$0 < \kappa \leq \sum_j \frac{z_j}{\Omega} \quad 4.25$$

$$\bar{j} \leq j_{|J|} \quad 4.26$$

Die Beschränkung der Kapazität auf die maximale Verfügbarkeit der Biomasse ist notwendig, da andernfalls die Möglichkeit besteht, dass die Suche nach der letzten benötigten Biomassequelle in der Zielfunktion (Gleichung 4.5 auf Seite 76) nicht definiert ist. Durch Gleichung 4.25 wird nun aber sichergestellt, dass gegebenenfalls die letzte Biomassequelle $j_{|J|}$ gleich der letzten benötigten Biomassequelle j_J ist. Diese Beschränkung ist in Ungleichung 4.26 noch einmal formalisiert.



4.3 Vorbereitung der geografischen Daten

Die Verfügbarkeit von Biomasse als Input für die zu planende Bioraffinerie wird mit Hilfe von Geoinformationssystemen durchgeführt. Um die Daten zu den Biomasseangebotspunkten in eine Form zu bringen, die in der Evolutionsstrategie verarbeitet werden kann und die geografische Verteilung der Biomasse realistisch darstellt, müssen zunächst die Rohdaten eines geeigneter Datensatz entsprechend bearbeitet werden.

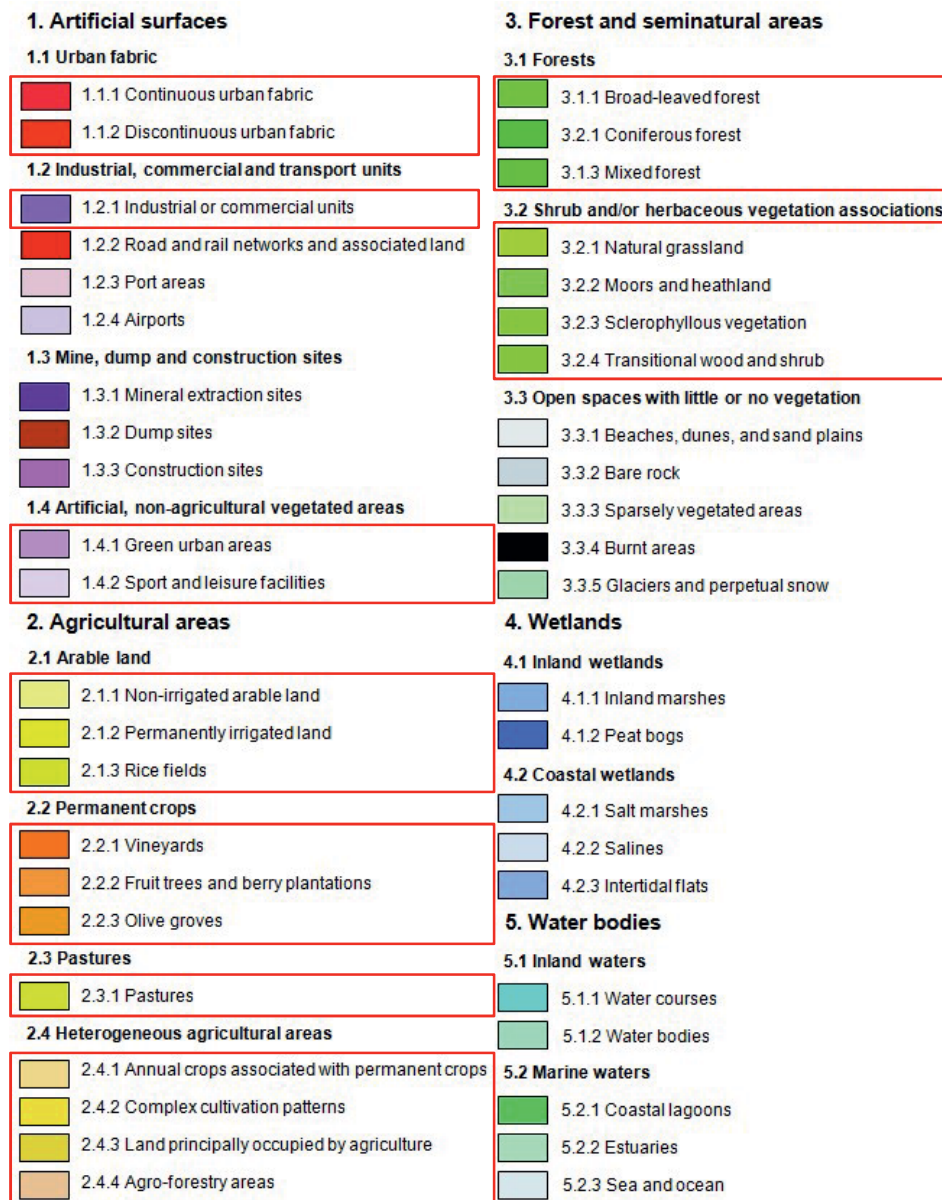


Abbildung 4-2: Corine Land Cover Bodenbedeckungskategorien [EEA 2011]

Als Datengrundlage wird der *Corine Land Cover 2006* (CLC2006) Datensatz verwendet, der vom Deutschen Zentrum für Luft- und Raumfahrt und dem Umweltbundesamt bereitgestellt wird und frei zugänglich ist (Umweltbundesamt 2009). In diesem Daten-



satz sind die Bodenbedeckungen in 37 europäischen Ländern in 44 Kategorien unterteilt, die in Abbildung 4-2 dargestellt sind. Für die Bereitstellung von Restbiomasse kommen 23 der 44 Kategorien in Frage, die in Abbildung 4-2 rot umrahmt sind. Die Bodenbedeckungsdaten sind dabei sowohl im Raster- als auch im Vektordatenformat verfügbar. Hier werden die Vektordaten verwendet, da diese deutlich genauer aufgelöst sind und flexibler bearbeitet werden können.

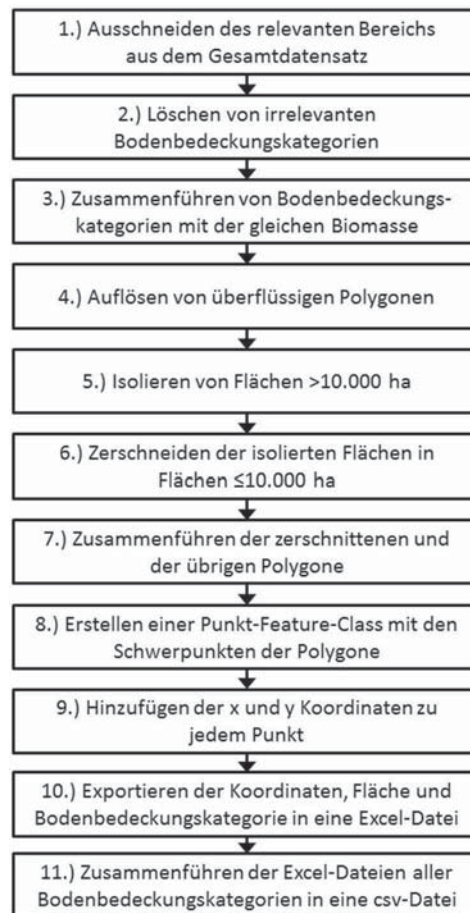


Abbildung 4-3: Bearbeitungsschritte der Corine Land Cover Rohdaten

Im zweiten Schritt werden die relevanten Bodenbedeckungskategorien aus dem Gesamtdatensatz isoliert. Bodenbedeckungskategorien, auf denen keine Restbiomasse anfällt, werden dabei aus dem Gesamtdatensatz gelöscht. Von den oben identifizierten 23 Bodenbedeckungskategorien, auf denen potentiell Restbiomasse anfällt, existieren im Untersuchungsbereich 21 (Reisfelder und permanent bewässertes Ackerland existieren in Deutschland und um die deutschen Grenzen herum nicht). Damit ergeben sich 21 einzelne Polygon Feature-Class Datensätze, die jeweils eine Bodenbedeckungskategorie enthalten. Der Umfang der Datensätze ist dabei sehr unterschiedlich und reicht von einem einzelnen Polygon mit einer Fläche von 171 ha (ein Olivenhain am südlichen



Rand des Puffers auf italienischem Staatsgebiet) bis zu einem Datensatz mit knapp 55.000 Polygonen und einer Fläche von 10,5 Mio. ha (Nadelwald). Insgesamt enthalten die 21 Datensätze 384.306 Polygone und repräsentieren eine Fläche von 124,9 Mio. ha.

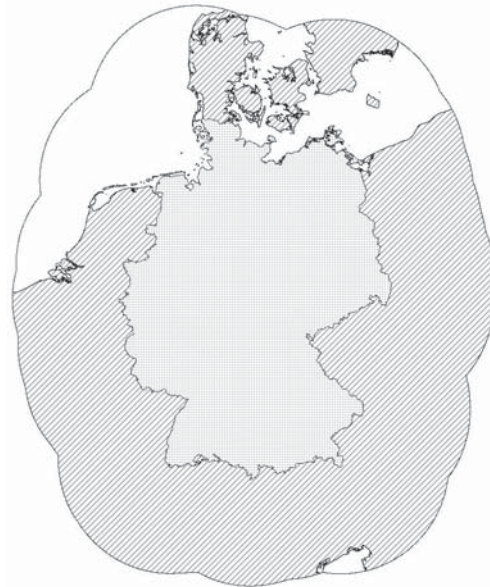


Abbildung 4-4: Deutschland mit einer 250 km Pufferzone. Enthaltene Landmasse ist schraffiert, weiße Flächen repräsentieren Meere

Die Vorbearbeitungsschritte drei und vier (vgl. Abbildung 4-3) dienen der Verringerung der großen Anzahl Polygone, was zu einer Verkürzung der Rechenzeit führt. Gleichzeitig soll die Aussagekraft des Datensatzes möglichst erhalten bleiben (van Zyl 2014). Schritt drei führt Bodenbedeckungskategorien zusammen, die die gleiche Biomasse liefern. Beispielsweise ist der Waldbestand in vier Kategorien aufgeteilt: Laubwald, Nadelwald, Mischwald und agroforstlich genutzte Flächen. Diese Kategorien werden hier in eine Kategorie „Wald“ zusammengefasst, wodurch sich die Struktur des Datensatzes teilweise erheblich vereinfacht. Abbildung 4-5 auf Seite 87 bildet beispielhaft ein Waldgebiet ab, das aus vielen kleinteiligen Waldpolygonen unterschiedlicher Kategorien besteht. Werden diese nun in einem Datensatz zusammengefasst, ergibt sich ein einheitlicheres Bild. Schritt drei bringt diese Polygone lediglich in einem Datensatz zusammen, die Struktur mit den gegebenen Polygongrenzen bleibt zunächst erhalten. Insgesamt werden die 21 existierenden Bodenbedeckungskategorien in sieben übergeordneten Kategorien zusammengefasst, so dass sich nach Schritt drei die sieben in Tabelle 4-1 abgetragenen Datensätze mit Bodenbedeckungen ergeben.

Der vierte Schritt löst daher die inneren Grenzen zwischen den Polygonen auf. Abbildung 4-6 zeigt, wie sich das Gebiet aus Abbildung 4-5 nach diesem Schritt darstellt. Die Struktur der Bodenbedeckung ist vereinfacht und die Anzahl der Polygone deutlich



reduziert. Im Falle der Kategorie Wald reduziert sich die Anzahl der Polygone damit von 117.813 auf 50.999. Allerdings illustriert Abbildung 4-6 ein Problem, das durch die Zusammenlegung von Polygonen entstehen kann: Unter Umständen entstehen sehr große zusammenhängende Polygone. Da jedes Polygon im Entscheidungsmodell durch einen einzelnen Punkt repräsentiert werden soll, entstünde durch diese großflächigen Polygone eine ungenaue Darstellung der tatsächlichen geografischen Verteilung der Biomasse. Um diesem potentiellen Problem vorzubeugen, folgen die Schritte fünf bis sieben.

Tabelle 4-1: Aggregierte Bodenbedeckungskategorien mit dazugehöriger Restbiomasse

Biomasse	zusammengefasste Bodenbedeckungskategorie	ursprüngliche Bodenbedeckungskategorie
Waldrestholz	Wald	<ul style="list-style-type: none"> - Laubwald - Nadelwald - Mischwald - Agro-Forst
Stroh	Ackerland	<ul style="list-style-type: none"> - nicht bewässertes Ackerland - dauerhaft bewässertes Ackerland - einjährige Kulturen zusammen mit Dauerkulturen - komplexe Parzellenstrukturen - Landwirtschaftliche und natürliche Bodenbedeckung,
Landschaftspflegematerial	Verschiedene naturbelassene Flächen	<ul style="list-style-type: none"> - natürliches Grünland - Heiden und Moorheiden - Hartlaubgewächse - Wald-Strauch-Übergangsstadien
Organische Abfälle	Städtische Gebiete	<ul style="list-style-type: none"> - durchgängig städtische Prägung - nicht durchgängig städtische Prägung - Industrie- und Gewerbeflächen
Parkpflegematerial	Parks und Sportanlagen	<ul style="list-style-type: none"> - städtische Grünflächen - Sport- und Freizeitanlagen
Heu	Wiesen und Weiden	<ul style="list-style-type: none"> - Wiesen und Weiden
Blätter	Plantagen	<ul style="list-style-type: none"> - Obst- und Beerenobstbestände - Weinbauflächen - Olivenhaine

In Schritt fünf werden zunächst diejenigen Polygone, die eine Fläche von mehr als 10.000 ha aufweisen, identifiziert und aus dem Datensatz herausgezogen. Die beiden resultierenden Datensätze derselben Bodenbedeckungskategorie enthalten dann ausschließlich Polygone >10.000 ha beziehungsweise ≤10.000 ha.



Im sechsten Schritt werden die Polygone >10.000 ha daher von einem 10×10 km Raster zerschnitten, so dass die maximale Größe der resultierenden Polygone bei genau 10.000 ha liegt (siehe Abbildung 4-6). Die meisten resultierenden Polygone sind jedoch kleiner, da kaum ein Rasterquadrat komplett von einer Bodenbedeckungskategorie ausgefüllt ist.

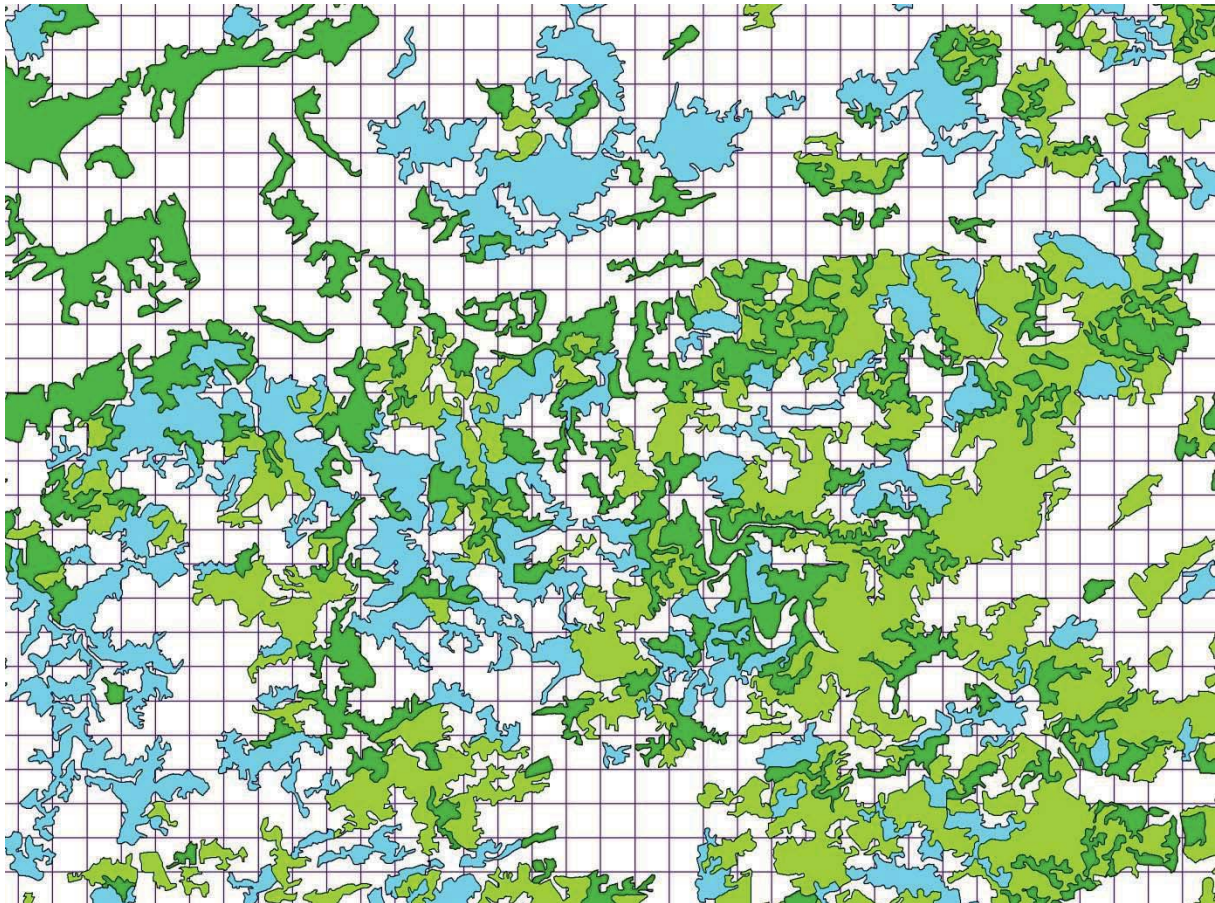


Abbildung 4-5: Polygone der drei Bodenbedeckungskategorien Laubwald (dunkelgrün), Nadelwald (hellgrün) und Mischwald (hellblau) vor einem 1×1 km Raster

Im siebten Schritt werden die zerschnittenen Polygone wieder mit den übrigen Polygonen zusammengefügt, die bereits ≤ 10.000 ha waren. Durch das Zerschneiden der sehr großflächigen Polygone steigt die Anzahl der Polygone nach diesem Schritt noch einmal an. Für die aggregierten Waldflächen erhöht sich die Anzahl der Polygone damit wieder von 50.999 auf 56.597 . Nach dem sechsten Schritt liegen die Polygone so vor, wie sie mit ihren Attributen im Entscheidungsmodell verwendet werden sollen.¹⁰ Insgesamt ergeben sich nach diesem Schritt 245.437 Polygone und damit ebenso viele potentielle Biomassequellen für die Versorgung der Produktionskapazität der Bioraffinerie.

¹⁰ Grundsätzlich ist die Berechnung des Entscheidungsmodells auch ohne die Vereinfachung der Polygonstruktur möglich, allerdings erhöht sich die Rechenzeit bei höherer Polygonzahl deutlich.

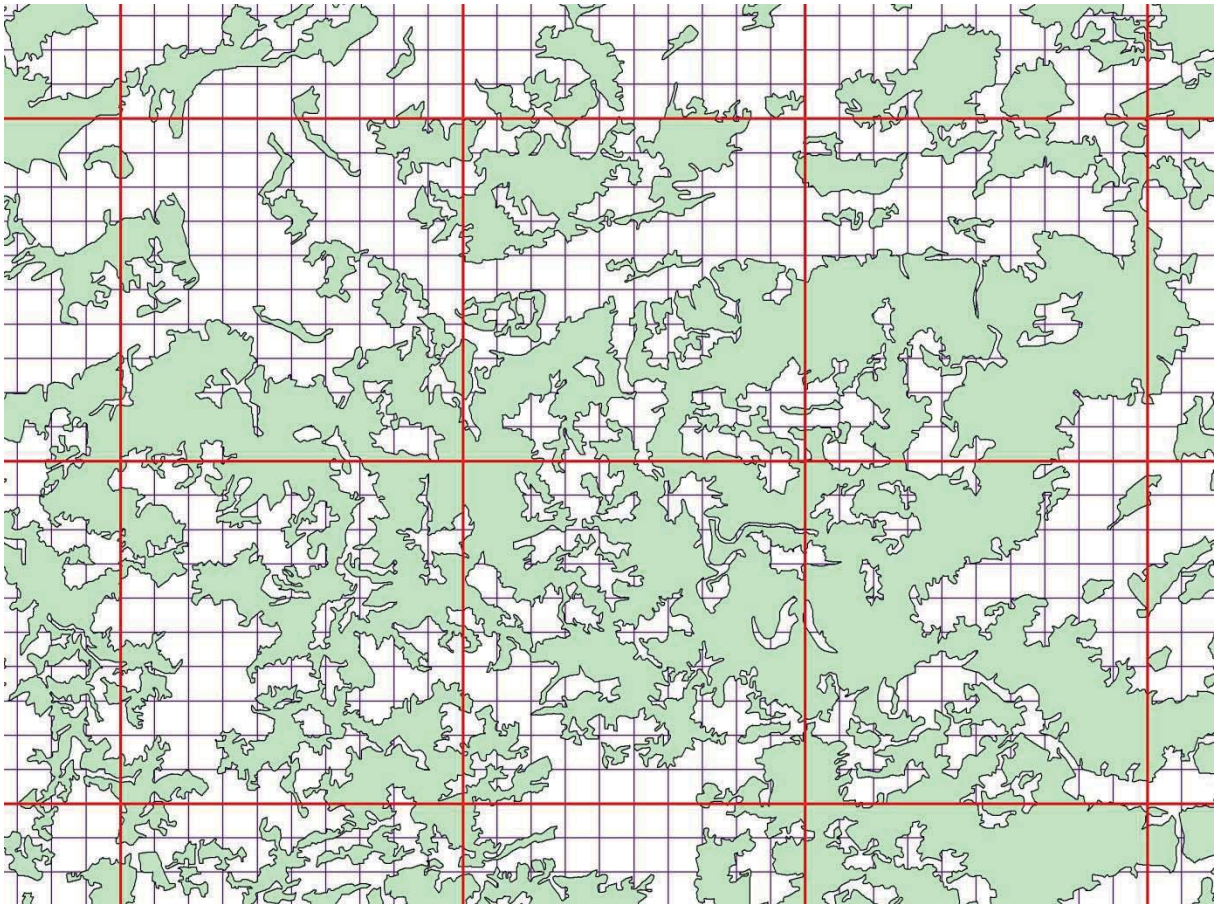


Abbildung 4-6: Bodenbedeckungskategorien Wald mit aufgelösten inneren Polygongrenzen und 10×10 km Raster zum Zerschneiden von Polygonen > 10.000 ha

Im achten Schritt werden die Polygone in Punkte überführt. Dazu wird zu jedem Polygon ein Schwerpunkt erstellt, der von nun an die zugehörige Fläche repräsentiert. Der Schwerpunkt dient dabei als sogenannter Biomasseversorgungspunkt $j \in J$. Das bedeutet, dass an diesem Punkt die Restbiomasse aus dem Polygon gesammelt und zum Transport bereitgestellt wird. Das impliziert auch, dass von diesem Punkt aus die Transportdistanz zum potentiellen Standort berechnet wird. Die Repräsentation der Polygone durch ihre Schwerpunkte erlaubt eine einfachere Berechnung der Transportdistanzen, als wenn beispielsweise jeweils der am nächsten zum potentiellen Standort gelegene Punkt eines Polygons bestimmt werden müsste, um diesen als Biomasseversorgungspunkt zu nutzen. Durch die Verwendung von Schwerpunkten wird daher eine große Anzahl von Rechenoperationen eingespart. Zudem ergibt es für den Biomasse-Bereitsteller am meisten Sinn die Biomasse an diesem Punkt zu sammeln, wenn davon ausgegangen wird, dass die Biomasse innerhalb des Polygons gleichmäßig verteilt ist. In einzelnen Fällen kann es dazu kommen, dass ein Schwerpunkt außerhalb des eigentlichen Polygons liegt, was aber nicht als Problem angesehen wird. Die Fläche des zu jedem Schwerpunkt gehörenden Polygons wird in der Punkt-Feature-Class in der zugehö-



rigen Datentabelle vorgehalten, so dass keine Information verloren geht und im Anschluss auf der Fläche basierend das Biomasseangebot errechnet werden kann.

Zusätzlich zu den Flächen der zugehörigen Polygone werden den Schwerpunkten im neunten Schritt die x- und y-Koordinaten angehängt. Diese werden in Metern ausgehend vom Nullmeridian (x-Koordinate) beziehungsweise dem Äquator (y-Koordinate) angegeben. Dadurch lassen sich im weiteren Verlauf die Entfernungen zwischen den potentiellen Standorten und den Biomasseversorgungspunkten leicht berechnen. Die Positionsangabe in Metern beschränkt eine sehr genaue Betrachtung allerdings auf eine Fläche von etwa 10° Breite, da die Krümmung der Erdoberfläche die Koordinaten in Distanzeinheiten (Meter) darüber hinaus zunehmend verzerrt (Bishop und Grubestic 2016). Für die Standortplanung einer Bioraffinerie stellt dies aber keine Einschränkung dar.¹¹

Im zehnten und vorletzten Schritt werden die Fläche, die Koordinaten und die Kategoriennummer jeder der sieben zusammengefassten Kategorien aus ArcGIS in eine Excel-Datei im xls-Format exportiert.

Der letzte Schritt führt die sieben einzelnen Excel-Dateien in einer aggregierten Datei zusammen, die dann als csv-Datei gespeichert wird. Dieses Format ermöglicht zum einen das Darstellen der Daten, beispielsweise mit MS-Excel, zum anderen lässt sich dieses Dateiformat aufgrund des einfachen Aufbaus gut über Python in die Evolutionsstrategie und die eingebettete Verwendung im nichtlinearen Programm einlesen. Die finale csv-Datei enthält in jeder Zeile eine Biomassequelle mit den Spalten „id“ (Eindeutiger Identifikator jedes Biomasseversorgungspunkts), „classification“ (Zuordnung zu den Biomassearten), „area_ha“ (Fläche in ha), „amount[t]“ (jährlich verfügbare Biomasse in Tonnen), „amount[MWh]“ (jährlich verfügbare Biomasse in MWh), „point_x“ (x-Koordinate in Metern) und „point_y“ (y-Koordinate in Metern).

4.4 Bestimmung der Modellparameter

Nachdem in den vorangegangenen Abschnitten das Produktionssystem und die geografisch referenzierte Biomassebasis definiert wurden, werden die Modellparameter bestimmt, die zur Berechnung des in Abschnitt 4.2 aufgestellten Modells benötigt werden. Somit wird das abstrakte mathematische Problem hier in eine konkrete exemplarische Fallstudie überführt. Die zu quantifizierenden Modellparameter sind dabei in vier Gruppen unterteilt. Zunächst werden in Abschnitt 4.4.1 die Parameter zur Biomasse-

¹¹ Innerhalb der verwendeten Projektion der Universal Transverse Mercator (UTM) Zone 32 beträgt die Abweichungen der Distanz zwischen zwei Punkten auf der zweidimensionalen Karte im Vergleich zur dreidimensionalen Realität maximal 0,04 % (Bishop und Grubestic 2016).



verfügbarkeit und zum Biomassebedarf zur Befriedigung der Produktionskapazität κ hergeleitet. Abschnitt 4.4.2 befasst sich mit der Approximation der Transportdistanzen und der übrigen Parameter, die die Höhe der Biomasetransportkosten beeinflussen. Die Parameter zur Investitions- und Betriebskostenschätzung werden in Abschnitt 4.4.3 festgelegt. Abschließend wird die betrachtete Wertschöpfungskette in Abschnitt 4.4.4 mit der Quantifizierung der absatzseitigen Parameter zu den Endprodukten komplettiert.

4.4.1 Biomasseverfügbarkeit und Biomassebedarf

Die Verfügbarkeit von Restbiomasse ist entscheidend für den Betrieb einer Bioraffinerie. Ziel dieses Abschnittes ist es, die Flächenproduktivität der sieben Restbiomassekategorien zu quantifizieren und damit im Zusammenspiel mit den Flächen der verschiedenen Bodenbedeckungskategorien aus dem vorangegangenen Abschnitt 4.3 die geografisch referenzierte Verfügbarkeit von Biomasse herzuleiten. Dabei fallen Restbiomassen mit sehr unterschiedlichen Flächenerträgen an (Zabed et al. 2016). Die Flächenerträge können zudem innerhalb einer Kategorie je nach Bodenqualität variieren (Karlen et al. 1997; Fernández et al. 2016). Hier wird die Bodenqualität jedoch vernachlässigt und es wird von einer gleichmäßigen Flächenproduktivität ausgegangen, da ein direkter Rückschluss von der Bodenqualität auf die konkreten Ertragsunterschiede nur schwer quantifizierbar ist und der tatsächliche Ertrag von vielen weiteren Faktoren abhängt (Müller et al. 2007).

Tabelle 4-2: Verfügbarkeit, Brennwert und Einkaufspreise für Input-Biomassen [DBFZ 2014; FNR 2014; Hakala et al. 2009; IBS 2011; Kappler 2007; Kappler et al. 2009; Kranert und Cord-Landwehr 2010; Weiser et al. 2014; Zeller et al. 2011]

Restbiomasse	Bodenbedeckung	Ertrag	Brennwert je Tonne Frischmasse	Einkaufspreis ep_j
Waldrestholz	Wald	1,0 t/ha	4,3 MWh/t	70 €/t
Stroh	Ackerland	5,0 t/ha	4,0 MWh/t	35 €/t
Landschaftspflegematerial	Verschiedene naturbelassene Flächen	1,5 t/ha	5,5 MWh/t	40 €/t
Organische Abfälle	Städtische Gebiete	3,5 t/ha	0,9 MWh/t	360 €/t
Parkpflegematerial	Parks und Sportanlagen	6,0 t/ha	1,4 MWh/t	200 €/t
Heu	Wiesen und Weiden	1,5 t/ha	5,0 MWh/t	165 €/t
Blätter	Plantagen	4,0 t/ha	4,3 MWh/t	40 €/t



Benötigt werden, neben der Flächenproduktivität in Tonnen pro Hektar, auch der Brennwert der jeweiligen frischen Biomassen an Versorgungspunkt j sowie den Biomasse-Einkaufspreis ep_j . Diese Werte sind in Tabelle 4-2 angegeben. Bei Flächenerträgen von Biomasse wird vielfach eine Bandbreite von Werten angegeben, da dieser je nach Klima, Boden und Wetter variiert (z. B. Glithero et al. 2013). Bei Angabe von Bandbreiten wird daher die Mitte der Bandbreite als konkreter Wert für die Modellberechnung angenommen. Finden sich in verschiedenen Quellen abweichende Werte, wird der Mittelwert gebildet, um den Flächenertrag für das Basisszenario zu bestimmen. In der Sensitivitätsanalyse in Abschnitt 4.5.2 wird die Annahme der zunächst fixen Flächenerträge aufgelöst und das Modell mit zufällig veränderten Erträgen berechnet. Bei den in Tabelle 4-2 angegebenen Flächenerträgen wird stets beachtet, dass es sich um nachhaltig entnehmbare Mengen handelt, so dass das Nährstoffniveau im Boden erhalten bleibt (Weiser et al. 2014).

Die Bemessung der Kapazität der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie basiert auf dem Brennwert oder Energiegehalt der Eingangsbiomasse, da diese eine bessere Abschätzung über die Produktionspotentiale zulässt als die in Tabelle 4-2 gegebene (Frisch-)Masse der Eingangsstoffe. Da der Brennwert der verschiedenen Frischbiomassen zwischen $0,9 \text{ MWh}/t_{\text{Frischmasse}}$ (organische Abfälle) und $5,5 \text{ MWh}/t_{\text{Frischmasse}}$ (Landschaftspflegematerial) variiert, kann die Frischmasse nicht verwendet werden. Daher wird für die Biomassebereitstellung an allen Biomasseversorgungspunkten j der Energiegehalt in MWh bestimmt und auf dieser Basis die Kapazitätsbefriedigung der Produktionskapazität (vgl. Gleichung 4.5 auf Seite 76) mit Hilfe des Umrechnungsfaktors Ω ermittelt. Dieser Faktor gibt an, wie viele MWh Biomasse benötigt werden, um daraus eine Tonne Fischer-Tropsch-Produkte herzustellen. Beispielsweise kann für die Fischer-Tropsch-Synthese von einem Materialeinsatz von 8 Tonnen Stroh mit einem Brennwert von $4 \text{ MWh}/t_{\text{Frischmasse}}$ ausgegangen werden (Kerdoncuff 2008). Daraus ergibt sich ein Umrechnungsfaktor von $\Omega = 32 \text{ MWh Biomasse je Tonne Endprodukt}$.

Der Faktor e , der den Anteil der Produktionskapazität κ angibt, der für die Bereitstellung von Strom zum Betrieb der Anlage benötigt wird, liegt bei $e = 0,0511$ (Dancuart et al. 2004; Lauven 2011).

4.4.2 Transporte

Die Logistik der Biomasse als Input spielt in vielen Überlegungen zur Bioenergienutzung eine zentrale Rolle. Vielfach geben Autoren an, dass sich der Transport von Biomasse aufgrund der geringen Energiedichte über längere Distanzen nicht lohnt (z. B. Börjesson und Gustavsson 1996; Delivand et al. 2015; Forsberg 2000; Ghosh 2016; Ruiz



et al. 2013). In jedem Fall ist die Berechnung der Transportkosten der Biomasse von den Angebotspunkten zum potentiellen Standort mitentscheidend für die Bestimmung der optimalen Kapazität einer Bioraffinerie (Lauven 2014; Peter und Niquidet 2016). Mit steigender Kapazität steigen – unter Annahme der Gleichverteilung der Biomasse in der Ebene – die Transportkosten wegen der steigenden durchschnittlichen Entfernung zum Kreismittelpunkt überproportional an (Lauven 2011; Jenkins und Sutherland 2014). Bei Berücksichtigung der geografischen Verteilung der Biomasse ist dieser Zusammenhang nicht exakt durch allgemeine Formeln abzubilden, da mit Hilfe von Geoinformationssystemen der tatsächliche geografische Anfall berücksichtigt wird. Die grundsätzliche Tendenz des überproportionalen Anstiegs der Biomassetransportkosten bei steigender Kapazität bleibt jedoch erhalten.

Da die Berechnung der Kosten für die Versorgung der Bioraffinerie mit Biomasse bei jeder Berechnung der Zielfunktion durchgeführt werden muss, würde die Berechnung der tatsächlich zu fahrenden Strecke mit Kürzeste-Wege-Algorithmen, wie etwa dem Dijkstra-Algorithmus, zu viel Rechenzeit in Anspruch nehmen. Bei 100 Generationen à 100 Individuen mit jeweils 245.437 Berechnungen der zu fahrenden Distanz zu allen Biomassequellen wären fast 2,5 Milliarden Berechnungen des kürzesten Weges nötig. Bereits bei einer durchschnittlichen Berechnungsdauer von einer halben Sekunde,¹² würde damit allein die Berechnung der kürzesten Wege mehrere Jahrzehnte Rechenzeit in Anspruch nehmen. Die auf der Straße zurückzulegende Distanz muss daher mit einer geeigneten Metrik approximiert werden, um annehmbare Rechenzeiten zu gewährleisten.

Eine etablierte Methode, um Wegstrecken auf Straßennetzen anhand der euklidischen Distanz zu approximieren, ist die beispielsweise von ReVelle und Eiselt (2005) oder Brimberg et al. (2007) beschriebene ℓ_p -Metrik. Berens und Körling (1985) weisen aber darauf hin, dass die ℓ_p -Metrik, die in erster Linie an amerikanischer Infrastruktur validiert wurde (Love und Morris 1972; Love und Morris 1979), nicht gut geeignet ist, um die deutsche Straßeninfrastruktur abzubilden. Auch Love und Morris (1988) kommen in einer Überprüfung der Ergebnisse von Berens und Körling (1985) zu dem Schluss, dass die ℓ_p -Metrik in erster Linie für die amerikanische Infrastruktur geeignet sei und für die deutsche Infrastruktur eine fallspezifische Analyse zu empfehlen sei.

Als Alternative zur ℓ_p -Metrik für die deutsche Infrastruktur schlagen Berens und Körling (1985) vor, die euklidische Distanz schlicht mit einem fixen Umwegfaktor von 1,338 zu multiplizieren, was zu guten Annäherungen der Distanzen auf der Straße ge-

¹² Die genaue Dauer der Berechnung eines Dijkstra-Durchlaufes hängt von der Zahl der Knoten und Kanten im Graphen ab, der die betrachtete Straßeninfrastruktur repräsentiert. Im schlechtesten Fall steigt dabei die Berechnungsdauer mit der Zahl der Knoten quadratisch mit der Komplexitätsklasse $O(n^2)$ an. (Cormen et al. 2009).



führt hat. In einer neueren Untersuchung gibt Gudehus (2010) den Umwegfaktor für die deutsche Straßeninfrastruktur mit 1,23 an. Allerdings wird bei der Betrachtung einer Stichprobe von euklidischen Distanzen und der zugehörigen Entfernung auf der Straße in Deutschland ein Effekt deutlich, der durch einen solchen (konstanten) Umwegfaktor nicht berücksichtigt wird: Je größer die Entfernung zwischen zwei Punkten, desto mehr nähert sich die Distanz auf der Straße tendenziell der euklidischen Distanz an. Dieser Effekt ergibt sich, da bei kurzen euklidischen Distanzen zwischen zwei Punkten eher verhältnismäßig große Umwege gefahren werden müssen, um Hindernisse wie Berge oder Flüsse zu umfahren. Auf längeren Strecken spielen solche Umwege relativ gesehen eine geringere Rolle.

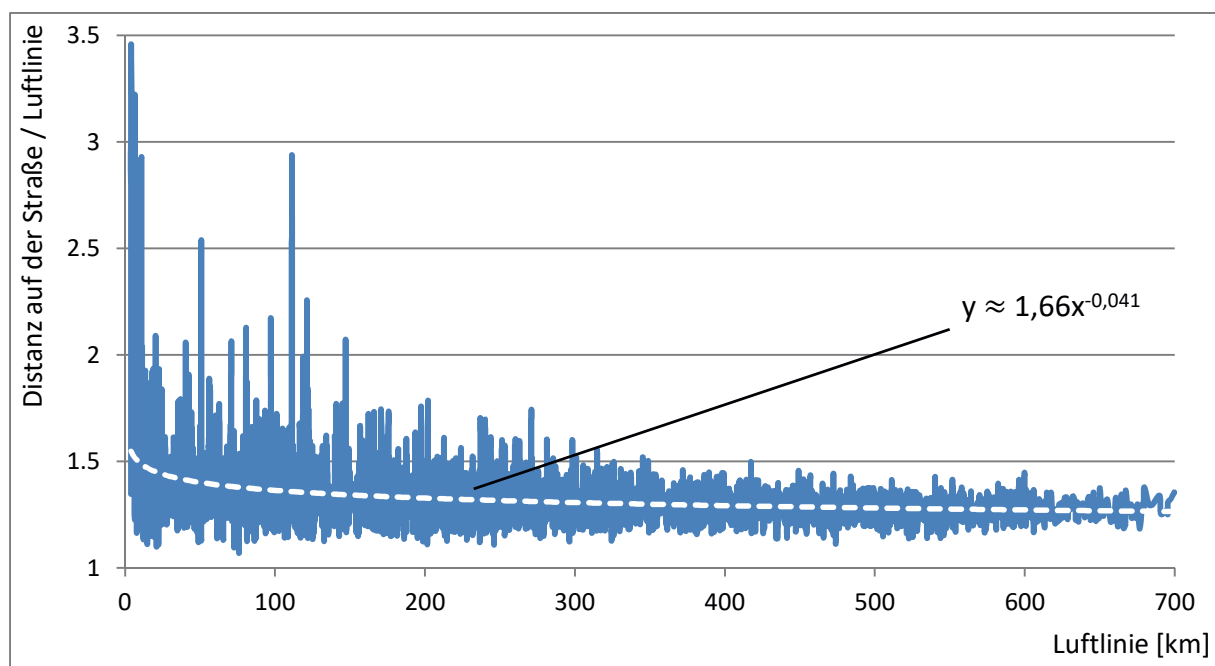


Abbildung 4-7: Tatsächlich auf der Straße zurückzulegende Distanz im Verhältnis zur euklidischen Distanz (Luftlinie) in Abhängigkeit der euklidischen Distanz mit Exponentialregression durch die ermittelten Daten

Um diese Effekte in der Berechnung der Transportdistanzen zu berücksichtigen, wurden, in Einklang mit dem Vorgehen anderer Studien (z. B. Brimberg et al. 2007), wiederholt zufällige Orte in Deutschland ausgewählt und die euklidische Distanz zwischen diesen Orten in Relation zu der tatsächlich zu fahrenden Distanz auf der Straße¹³ gesetzt. Der beschriebene Effekt, dass kürzere Distanzen in der Tendenz zu relativ weiten Wegstrecken führen, ist dabei in Abbildung 4-7 deutlich zu erkennen. Sowohl die Standardabweichung als auch die durchschnittliche Relation von gefahrener Strecke zu

¹³ Die zu fahrende Distanz wurde mittels automatisierter Routenabfrage über Google Maps ermittelt



Luftlinie sinken mit steigender Distanz deutlich. Vergleichbare Ergebnisse finden auch Gonçalves et al. (2014), die Transport- und euklidische Distanz in Brasilien vergleichen. Um diesen Effekt in der Berechnung der Transportkosten zu berücksichtigen, wurde mit Hilfe der erhobenen Daten eine Regression durchgeführt und die resultierende Regressionsgleichung als Näherung zur Bestimmung der tatsächlichen Transportwege in Abhängigkeit der euklidischen Distanz verwendet. Entsprechend werden $\beta = 1,66$ und $\gamma = -0,041$ festgelegt, um damit auf Basis der euklidischen Distanz die Distanz auf der Straße zu schätzen.

Neben den Parametern zur Schätzung der Transportdistanz der Biomasse auf der Straße werden Transportkostensätze benötigt, um die Transportkosten für die Biomassebeschaffung zu bestimmen. Die Transportkosten setzen sich dabei aus zwei Teilen zusammen: Einem fixen Kostensatz t_f für Be- und Entladung der Biomasse, der unabhängig von der Transportdistanz anfällt, und einem variablen Kostensatz t_v je Tonnenkilometer für Personal und Kraftstoff. Der fixe Kostensatz t_f wird auf 3,69 €/t festgesetzt (Guenther-Lübbers et al. 2015; Kerdoncuff 2008; Lauven 2011). Andere Studien geben unter Berücksichtigung des Wechselkurses sehr ähnliche Transportkostensätze an, so dass der festgelegte Wert als passend angenommen wird (Jenkins und Sutherland 2014; Huang et al. 2009). Eine Differenzierung der Handlingkosten nach Biomassearten ist denkbar, wird aber in dieser Arbeit nicht vorgenommen.

Der flexible Transportkostensatz t_v ist von der transportierten Menge und Distanz abhängig und beinhaltet beispielsweise Treibstoffkosten, Löhne und Abschreibungen. Hier wird ein Wert von 0,25 €/tkm angenommen. Auf diesen Wert kommen auch Caputo et al. (2005), die 1,84 €/km Transportkosten bei einer Kapazität von 7,45 Tonnen bzw. 3,24 €/km bei einer Kapazität von 12,82 Tonnen angeben. Beides führt zu Transportkosten von ungefähr 0,25 €/tkm. Brown et al. (2014) geben für die variablen Biomassetransportkosten eine Bandbreite von 0,06 bis 0,41 \$/tkm an, was ebenso dafür spricht, dass der verwendete Wert von 0,25 €/tkm valide ist, auch wenn andere Publikationen teilweise geringere Kosten im Bereich von 0,15 €/tkm angeben (Petrou und Mihiotis 2007; Searcy und Flynn 2009; Lu et al. 2015). Nach dem Vorsichtsprinzip werden diese deutlich geringeren Transportkostensätze nicht verwendet, da zudem unklar ist, inwiefern diese von Griechenland bzw. Nordamerika auf Deutschland übertragbar sind.

4.4.3 Investition und investitionsabhängige Betriebskosten

Die Investition sowie der investitionsabhängigen Betriebskosten der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie werden mittels Größenanpassung mit Hilfe von Größendegressionsexpo-



nenten bestimmt. Dazu werden bekannte Investitionen in die einzelnen Komponenten der Bioraffinerie herangezogen, und diese auf eine Produktionskapazität von einer Tonne normiert. Anschließend können diese mit Hilfe von Gleichung 4.27 skaliert werden, um ausgehend von der Basisinvestition einen Schätzwert für eine Investition einer anderen Kapazität zu erhalten (z. B. Geldermann 2014, Peters et al. 2003).

$$a_1 = a_0 \cdot \left(\frac{\kappa_1}{\kappa_0}\right)^\delta \quad 4.27$$

Wie bei der Definition der Zielfunktion in Abschnitt 4.2.2 beschrieben, wird die Basiskapazität κ_0 auf eine Tonne normiert, so dass sich Gleichung 4.28 ergibt. Zur Abschätzung der benötigten Investition a_1 zur Errichtung einer angestrebten Kapazität κ_1 werden also die Basisinvestition a_0 sowie der Größendegressionskoeffizient δ benötigt.

$$a_1 = a_0 \cdot \left(\frac{\kappa_1}{1}\right)^\delta = a_0 \cdot \kappa_1^\delta \quad 4.28$$

Da die Basisinvestition a_0 zumeist nicht für die normierte Kapazität $\kappa_0 = 1$ vorliegt, muss a_0 zunächst aus den in der Literatur verfügbaren Daten hergeleitet werden. Mit $\kappa_0 := 1$ ergibt sich aus Gleichung 4.28 dann Gleichung 4.29 zur Bestimmung der Basisinvestition.

$$a_0 = a_1 \cdot \kappa_1^{-\delta} \quad 4.29$$

Die so hergeleiteten Basisinvestitionen aller sekundären Aufbereitungseinheiten $l \in L$ sowie die Basisinvestition für die primären Raffinationseinheiten, jeweils mit zugehörigen Skalierungsexponenten δ_l sind in Tabelle 4-3 gegeben.¹⁴

¹⁴ Die Investitionsdaten aus Tabelle 4-3 sich auf das Jahr 2010. Daten für bereits in der Vergangenheit realisierte Anlagen können mit Hilfe von Preisindizes zeitlich aktualisiert werden sowie mit Hilfe von Länderindizes auf den Standort der zu errichtenden Anlage bezogen werden. Da es sich bei der hier betrachteten Fallstudie um eine konzeptionelle Machbarkeitsstudie handelt und die Vorgehensweise des entwickelten Entscheidungsmodells zur strategischen im Vordergrund steht, werden die Literaturdaten verwendet.



Tabelle 4-3: Basisinvestition und Skalierungsexponent der primären und sekundären Aufbereitungseinheiten [Lauven 2011; Kreutz et al. 2008; Peters et al. 2003; Bechtel Corporation 1998]

Index	Aufbereitungseinheit	Basisinvestition a_l bzw. a_k [€]	Größendegres- sionsexponent δ_l bzw. δ_k
$1 \in K$	Biomassetrocknung	1.600	0,77
$2 \in K$	Luftzerlegungseinheit Fischer-Tropsch-Synthese	19.965	0,75
$3 \in K$	Wasserstoffrückgewinnung Destillation	342	0,70
$4 \in K$	Biomassevergasung Kompression Entschwefelung Wassergas-Shift	31.647	0,67
$1 \in L$	Methanaufbereitung	227	0,70
$2 \in L$	Ethen-Abtrennung	48.094	0,60
$3 \in L$	Propen-Abtrennung	45.816	0,60
$4 \in L$	Buten-Abtrennung	16.931	0,60
$5 \in L$	Alkylierung	39.727	0,67
$6 \in L$	α -Olefin-Abtrennung	194.007	0,60
$7 \in L$	Isomerisierung	2.975	0,62
$8 \in L$	Naphtha-Aufbereitung	12.862	0,625
$9 \in L$	Diesel-Aufbereitung	5.293	0,55
$10 \in L$	Wachs-Aufbereitung	21.124	0,60
$11 \in L$	Turbine	2.516	0,75
$12 \in L$	Naphtha-Cracking	1.784	0,55
$13 \in L$	Diesel-Cracking	1.784	0,55
$14 \in L$	Wachs-Cracking	16.821	0,67

Die Betriebskosten werden als Teil der investitionsabhängigen Kosten als Prozentsatz der Gesamtinvestition angegeben. Nach Peters et al. (2003) liegt die Mindestverzinsung von Kapital, das in einem Investitionsobjekt mit neuartigen Technologien investiert ist, bei 16 %. Da bei linearer Abschreibung über die Lebensdauer der Anlage die Hälfte der Anfangsinvestition als gebundenes Kapital vorliegt (Götze 2008), kann dieser Wert auf 8 % halbiert werden. Hinzu kommen 15 % der Anfangsinvestition als Umlaufkapital, das mit 15 % verzinst wird (Gardezi et al. 2013)¹⁵, so dass sich weitere 2 % der Anfangsinvestition als Kosten ergeben. Aus der linearen Abschreibung der Produktionsan-

¹⁵ Angesichts des aktuell niedrigen Zinsniveaus im Jahr 2017 erscheint ein Zinssatz von 15 % nach Gardezi et al. (2013) hoch, die Wahl des Kalkulationszinssatzes ist jedoch eine unternehmerische Entscheidung, die auch das Risiko der Investition einschließt.



lage über 20 Jahre resultieren weitere 5 % investitionsabhängiger Kosten. Für die Betriebskosten wird in der Literatur eine Bandbreite von verschiedenen Kosten angegeben. Diese bewegt sich zwischen deutlich über 15 % (Im-orb et al. 2016) bis knapp 6 % (Vogel et al. 2008). Trippe et al. (2011) kommen auf einen Wert von etwa 8 % der Investition für Instandhaltung, Versicherung, Steuern und Personal einer Biomassevergasungsanlage. In einem vergleichbaren Bereich bewegen sich auch andere Studien (Brown und Wright 2015; Kreutz et al. 2008; Rafati et al. 2017). Hier werden zunächst 10 % der Investition für Betriebskosten angenommen (Hunpinyo et al. 2014), so dass sich der Kapitalkostensatz $f = 0,25$ ergibt. Dieser Wert wird beispielsweise auch von Lange (2005) oder Lauven (2014) verwendet. Der Bandbreite der in der Literatur gefundenen Werte wird in der Sensitivitätsanalyse in Abschnitt 4.5.2 Rechnung getragen, wo die Auswirkungen eines höheren bzw. niedrigeren investitionsabhängigen Kostenfaktors auf die Wirtschaftlichkeit der Bioraffinerie geprüft werden.

Der Faktor für die Investitionen außerhalb der Betriebsgrenzen (*Outside Battery Limits, OSBL*) wird auf $\Theta = 1,37$ festgelegt (Peters et al. 2003), der Kosteneskalationsindex auf $\Psi = 1,3$ (Lauven 2011).

4.4.4 Produkte

Wie in Abschnitt 4.1 beschrieben, wird hier von einer High-Temperature-Fischer-Tropsch-Synthese mit einer Kettenwachstumswahrscheinlichkeit von $\alpha = 0,7$ ausgegangen, was zu einer Produktverteilung führt, wie sie in Tabelle 4-4 gegeben ist. Die Unterscheidung zwischen Alkenen (C_nH_{2n}) und Alkanen (C_nH_{2n+2}) ist hierbei wichtig, da besonders die Alkene für eine Weiterverarbeitung zu Grundchemikalien geeignet sind. Das Verhältnis von Alkenen zu Alkanen aus der Fischer-Tropsch-Synthese ist daher auch Gegenstand zahlreicher Forschungsarbeiten (z. B. Shi und Davis 2005; Lu et al. 2012; Yao et al. 2012; Nakhaei Pour und Housaindokht 2013). Die Alkane mit zwei bis vier Kohlenstoffatomen werden in dieser Arbeit lediglich zur Stromproduktion eingesetzt.

Für die Konfiguration der Sekundärraffination der Bioraffinerie kann im vorliegenden Szenario auf 14 Aufbereitungsoptionen $l \in L$ zurückgegriffen werden. Elf dieser Optionen, $l \in (L \setminus M)$ produzieren dabei eines der zehn möglichen Endprodukte $i \in I$. Bei den übrigen drei Aufbereitungsmöglichkeiten handelt es sich um sogenannte Cracking-Einheiten, die längere Kohlenwasserstoffe in kürzere Ketten aufbrechen, um zusätzliche Mengen kürzerer Kohlenwasserstoffe für die übrigen elf Aufbereitungsoptionen bereitzustellen (Gamba et al. 2010). Alle Sekundärraffinationseinheiten mit den zugehörigen marktfähigen Endprodukten und deren Verkaufspreise sind in Tabelle 4-5 gegeben. Hier



ist anzumerken, dass diese Preise sich an den von Lauven (2011) angenommenen Marktpreisen orientieren und größtenteils über den derzeitigen Marktpreisen liegen (Büchner und Heidrich 2016b). Allerdings sind die Preise, etwa für Ethen und Propen, sehr volatil und ein erneuter Anstieg der Preise im Laufe des Jahres 2017 ist nicht unwahrscheinlich (Büchner und Heidrich 2016a).

Tabelle 4-4: Anteil der Rohprodukte am Gesamtproduktstrom nach der Primärraffination [Dry 2004; Lauven 2011; Breitmaier und Jung 2001]

Rohprodukt			Modellparameter c_g	Anteil am gesamten Rohproduktstrom
Index $g \in G$	Chemische Formel	Produkt		
1	CH ₄	Methan	c_1	8,4 %
2	C ₂ H ₄	Ethylen	c_2	4,2 %
9	C ₂ H ₆	Ethan	c_9	3,2 %
3	C ₃ H ₆	Propylen	c_3	11,6 %
10	C ₃ H ₈	Propan	c_{10}	2,1 %
4	C ₄ H ₈	Buten	c_4	9,5 %
11	C ₄ H ₁₀	Butan	c_{11}	1,1 %
5	C ₅ /C ₆	Petrolether	c_5	16,8 %
6	C ₇ -C ₁₆	Benzin	c_6	21,1 %
7	C ₁₇ -C ₃₅	Diesel	c_7	16,7 %
8	C _{>35}	Wachse	c_8	5,3 %

Neben der Produktverteilung im Rohproduktstrom aus der Primärraffination muss auch die Produktverteilung der Cracking-Prozesse x_m mit $m \in (M \subset L)$, hier x_{12} bis x_{14} , quantifiziert werden. Diese Prozesse stellen zusätzliche Mengen der Rohprodukte $g \in G$ und damit zusätzliche Inputs für die Prozesse x_1 bis x_{11} bereit, in denen Endprodukte produziert werden. Die Tabelle ist so zu lesen, dass die 0,149 in der ersten inhaltlichen Zelle oben links bedeutet, dass 14,9 % der in den Crackingprozess $m = l = 12$ eingehenden Rohproduktmasse zu Rohprodukt $g = 1$ verarbeitet werden. Da die jeweiligen Kapazitäten der Sekundärraffinationseinheiten x_l in Tonnen angegeben sind, muss lediglich die Kapazität x_{12} mit dem Faktor $r_{1,12}$ multipliziert werden, um die zusätzlich verfügbare Menge an Rohprodukt $g = 1$ (Methan) zu bestimmen.

Damit sind alle Optimierungsparameter bestimmt, die zur vollständigen Definition des Entscheidungsproblems aus Abschnitt 4.2 benötigt werden, und das Modell kann berechnet und optimiert werden. Die Ergebnisse der Modellberechnung werden im folgenden Abschnitt 4.5 vorgestellt.



Tabelle 4-5: Endprodukte und Verkaufspreise [Bechtel Corporation 1998; Boerrigter 2006; Lauven 2011; Tijmensen et al. 2002]

Index $l \in L$	Aufbereitungseinheit	Endprodukt $i \in I$	Verkaufspreis vp_i
1	Methanaufbereitung	Methan	350
2	Ethylen-Abtrennung	Ethylen	1.604
3	Propylen-Abtrennung	Propylen	1.574
4	Buten-Abtrennung	Buten	1.168
5	Alkylierung	Benzin-Additive	1.310
6	α -Olefin-Abtrennung	α -Olefine	1.321
7	Isomerisierung	Ottokraftstoff	1.182
8	Naphtha-Aufbereitung		
9	Diesel-Aufbereitung	Diesekraftstoff	1.161
10	Wachs-Aufbereitung	Wachse	1.869
11	Turbine	Strom	185
12	Naphtha-Cracking	Diese Aufbereitungseinheiten ($M \subset L$) produzieren keine Endprodukte	
13	Diesel-Cracking		
14	Wachs-Cracking		

Tabelle 4-6: Rückflüsse aus den Crackingprozessen der Sekundärraffinationseinheiten $m \in M$ zu den Rohproduktströmen $g \in G$

	$r_{1,m}$	$r_{2,m}$	$r_{3,m}$	$r_{4,m}$	$r_{5,m}$	$r_{6,m}$	$r_{7,m}$	$r_{8,m}$	$\sum_{g=9}^{11} r_{g,m}$
$r_{g,12}$	0,149	0,357	0,179	0,042	0,062	0,144	0	0	0,067
$r_{g,13}$	0,080	0,190	0,140	0,110	0	0,200	0,270	0	0,010
$r_{g,14}$	0	0	0	0	0	0,300	0,650	0	0,050

4.5 Ergebnisse

Die Berechnung eines Durchlaufes des in Abschnitt 3.5.4 beschriebenen Entscheidungsmodells mit den in diesem Kapitel präsentierten Optimierungsparametern benötigt, je nach Computerspezifikationen, zweieinhalb (Intel Core i7-4710MQ CPU mit 2,5 GHz, 8 GB RAM, Windows 10) bis vier Stunden (Intel Core i5-3570 CPU mit 3,4 GHz, 8 GB RAM, Windows 7). Der Großteil der Rechenzeit wird dabei von zwei Prozessen beansprucht: Zum einen benötigt das Sortieren der deutlich über 200.000 Biomassequellen in aufsteigender Entfernung zum potentiellen Standort mit Hilfe der Python-eigenen *sort*-Funktion für Listen viel Zeit. Zum anderen ist das Lösen des NLP in GAMS mit dem BARON-Solver aufwendig. Zwar erscheint die Rechenzeit für beide Prozesse mit etwa einer halben Sekunde zunächst kurz, durch das häufige Wiederholen



dieser Teilaufgaben summiert sich die hierfür benötigte Zeit jedoch zu einem Großteil der Gesamtlaufzeit.¹⁶ In Testläufen hat sich gezeigt, dass 100 Generationen ausreichend sind, um zuverlässig auf sehr gute Lösungen des Problems zu konvergieren, so dass die Gesamtrechnzeit mit den oben genannten zweieinhalb bis vier Stunden noch in einem akzeptablen Bereich liegt.

Da zur strategischen Planung der Bioraffinerie mit der übergeordneten Evolutionsstrategie eine Heuristik verwendet wurde, sollten die Berechnungen standardmäßig mehrfach durchgeführt werden (Solimanpur und Kamran 2010), da sich über mehrere Anwendungen naturgemäß eine Bandbreite von Ergebnissen ergibt (Krohling et al. 2015). 50 durchgeführte Durchläufe des Standardszenarios haben gezeigt, dass die beste gefundene Lösung in etwa 50 % der Durchläufe erreicht wird. Natürlich kann aufgrund des heuristischen Charakters der Evolutionsstrategie auch für diese Lösung nicht garantiert werden, dass es sich dabei um die global optimale Lösung handelt.

4.5.1 Basisszenario

In den 50 durchgeführten Durchläufen ist das Entscheidungsmodell, wie in Abbildung 4-8 zu erkennen, auf drei unterschiedliche Lösungen konvergiert. Die beiden besten Lösungen liegen dabei sowohl vom Zielfunktionswert als auch den Variablenwerten sehr nah beieinander. Eine dritte Lösung liegt in den Variablen Standort und Kapazität deutlich von den anderen beiden Lösungen entfernt und weist darüber hinaus einen deutlich niedrigeren Zielfunktionswert auf. Die drei gefundenen Lösungen werden zunächst im Detail vorgestellt. In Abschnitt 4.5.2 wird die beste gefundene Lösung dann eingehender untersucht und einigen Sensitivitäts- und Szenarioanalysen unterzogen, um den Einfluss verschiedener Parameter auf das Ergebnis analysieren zu können.

¹⁶ Bei 100 Generationen à 100 Individuen müssen diese Vorgänge jeweils 10.000 Mal durchgeführt werden. Bei einer Dauer von einer Sekunde ergibt sich allein für diese beiden Vorgänge eine Rechendauer von 2 Stunden und 47 Minuten.

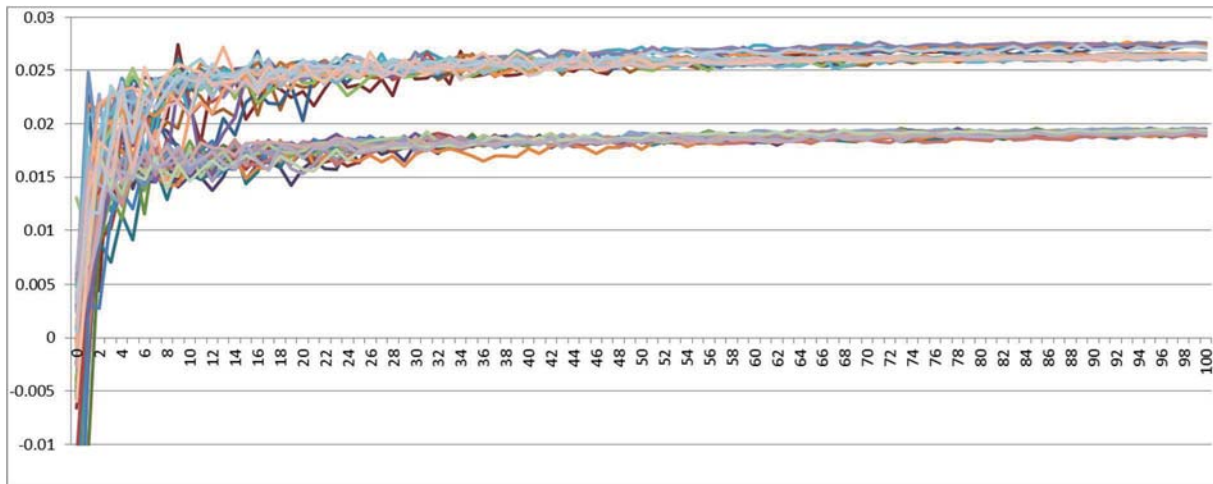


Abbildung 4-8: Zielfunktionswerte der jeweils besten gefundenen Lösung über 100 Generationen in 50 Durchläufen

Die unter den in diesem Kapitel getroffenen Modellannahmen beste gefundene Lösung weist einen ROI von 2,78 % auf. Wie in Abbildung 4-9 dargestellt liegt der zugehörige Standort im südlichen Mecklenburg-Vorpommern, etwa 150 km östlich von Hamburg, bei 53°25'34'' nördlicher Breite und 12°11'10'' westlicher Länge. Die jährliche Biomasse-Aufnahmekapazität dieser Bioraffinerie liegt bei 50.285.976 MWh oder einer Leistung von 6.286 MW. Bei einem Umrechnungsfaktor $\Omega = 32 \frac{MWh}{t_{\text{Endprodukt}}}$ ergibt sich damit eine Produktionskapazität von gut 1,57 Millionen Tonnen Endprodukten. Damit liegt die Kapazität deutlich über der Kapazität bisher errichteter Anlagen, aber in einer ähnlichen Größenordnung wie bei Lauven (2011), der für eine Hochtemperatur-Fischer-Tropsch-Synthese-Anlage bei in der Ebene gleichverteilter Biomasse eine Kapazität von gut 1,3 Millionen Tonnen als optimal ermittelt hat.

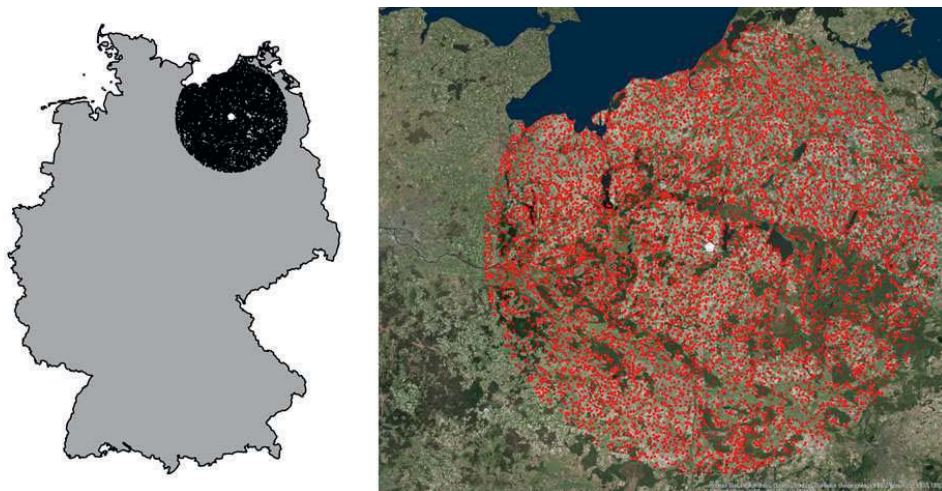


Abbildung 4-9: Standort (weiß) und benötigte Biomassequellen in schwarz (links) bzw. rot (rechts) der besten gefundenen Lösung

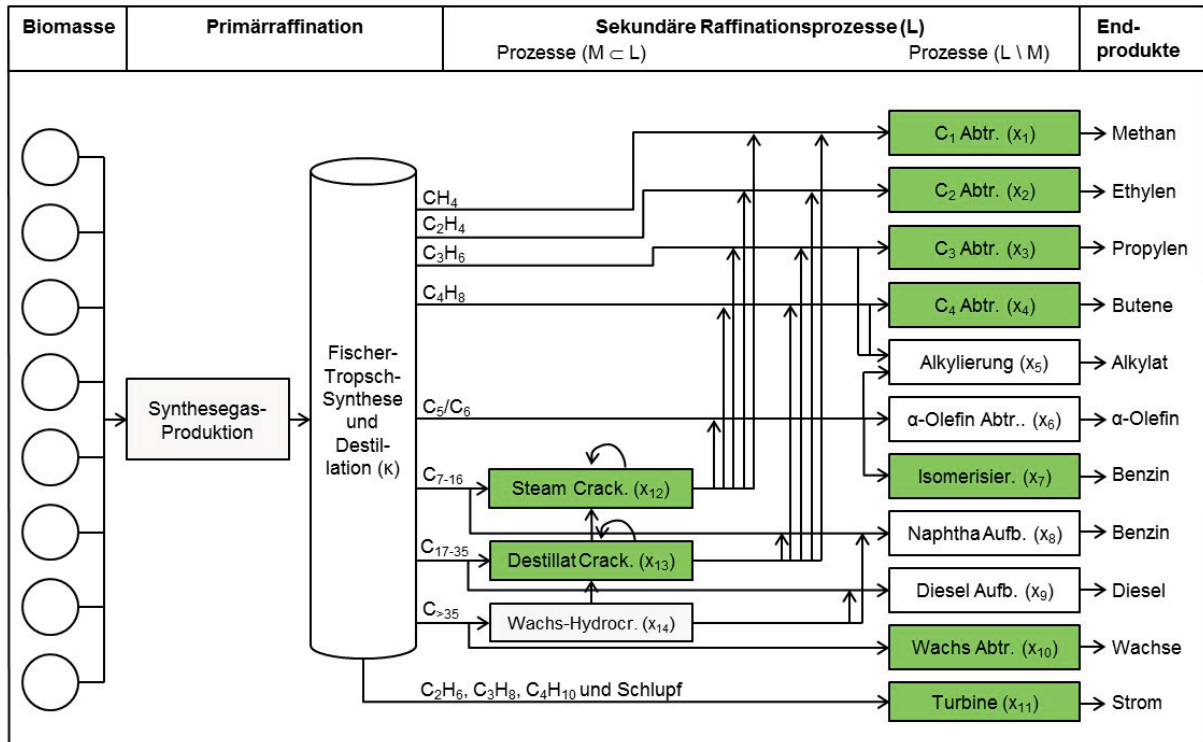


Abbildung 4-10: Optimale Konfiguration: grün eingefärbte Prozesse auf maximaler durch Primärrefination ermöglichter Kapazität

Die Konfiguration der besten gefundenen Lösung (Abbildung 4-10) zeigt einen Fokus auf die Produktion der Grundchemikalien Ethylen, Propylen und Buten. Die länger-kettigen Kohlenwasserstoffe im Bereich der Naphtha- und Dieselfraktion werden in Cracking-Einheiten verarbeitet, um damit zusätzliche Inputs für die Produktion dieser Grundchemikalien bereitzustellen und die Skaleneffekte durch größere mögliche Kapazitäten weiter auszunutzen. Die Wachsfraktion hingegen wird nicht gecrackt, sondern zu marktfähigen Wachsen aufbereitet. Die C_5/C_6 -Fraktion wird in der Isomerisierung zu Ottokraftstoff verarbeitet. Die anderen Optionen für diese Rohproduktgruppe scheinen hier restriktiv hohe Investitionen aufzuweisen. Darüber hinaus nimmt die Turbine die kurz-kettigen Alkane auf.

Um die beschriebene Bioraffinerie mit Inputs zu versorgen, müsste pro Jahr Restbiomasse im Wert von über 644,2 Millionen Euro eingekauft werden. Die Transporte dieser Biomasse von knapp 8.000 Biomasseversorgungspunkten $j \in J$ aus einem Umkreis von etwa 108 km würden zu jährlichen Kosten von 326,4 Millionen Euro führen. Für die Errichtung einer solchen Anlage wären laut des hier aufgestellten Modells Investitionen in Höhe von knapp über drei Milliarden Euro erforderlich. Mit dem Kapitalkostenfaktor von $f = 0,25$ ergeben sich somit jährliche investitionsabhängige Kosten in Höhe von etwa 760 Millionen Euro. Die Anteile dieser in der Zielfunktion unterschiedenen Kostenarten an den Gesamtkosten sind in Abbildung 4-11 aufgezeigt.

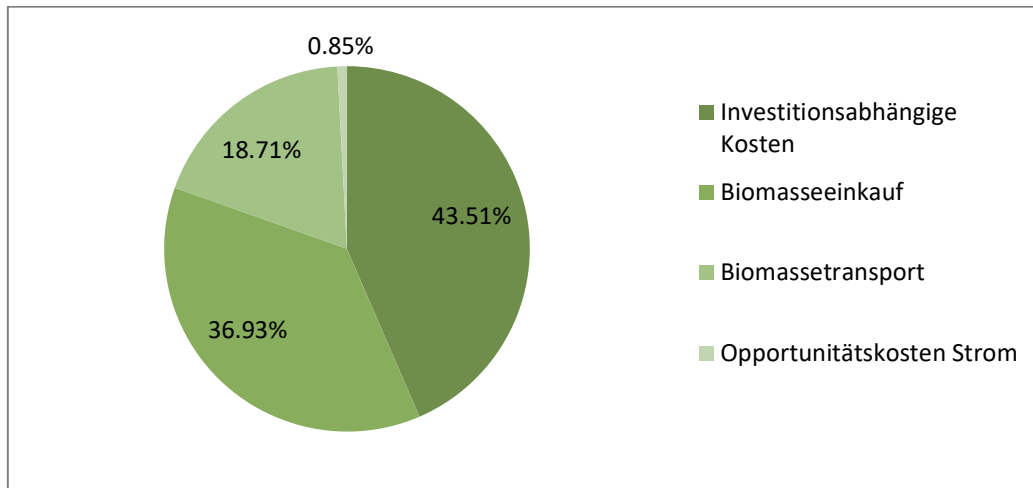


Abbildung 4-11: Kostenstruktur der besten gefundenen Fischer-Tropsch-Bioraffinerie

Abzüglich etwa 14 Millionen Euro Opportunitätskosten für den Eigenverbrauch von Strom ließe sich mit den hergestellten Produkten unter den Modellannahmen ein Umsatz von 1,824 Milliarden Euro erzielen.¹⁷ Bei Betrachtung der Umsatzanteile der verschiedenen Produkte in Abbildung 4-12 wird deutlich, dass über die Hälfte des Gesamtumsatzes mit den Basischemikalien Propylen und Ethylen erzielt wird. Benzin aus der Isomerisierung der C₅/C₆-Fraktion, Buten und Wachse folgen mit zusammengekommen etwa 41 %. Der Umsatz, der mit der Stromproduktion erzielt werden kann, ist vernachlässigbar.

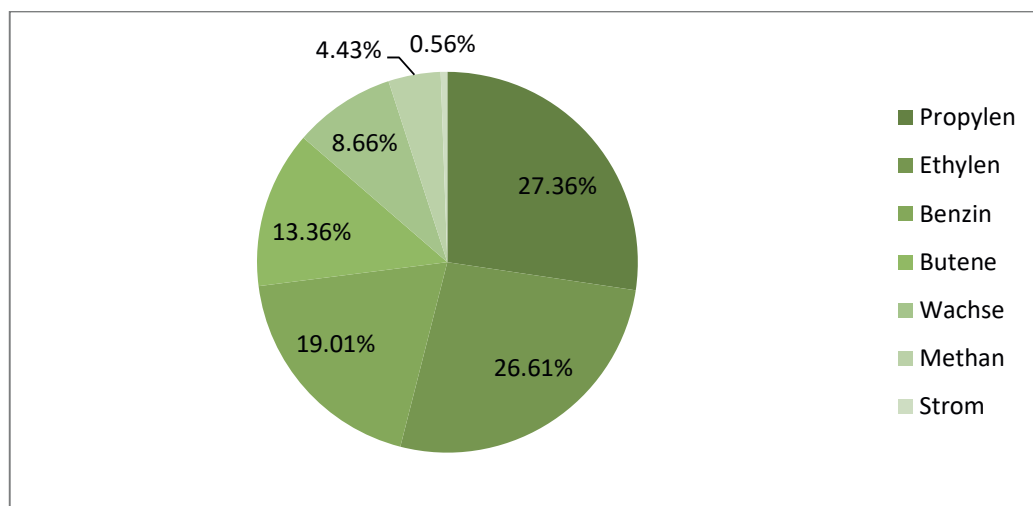


Abbildung 4-12: Umsatzanteile der marktfähigen Endprodukte der besten gefundenen Lösung

¹⁷ Zur Einordnung: Mit diesem Umsatz würde sich die Bioraffinerie als alleinstehendes Unternehmen im Jahr 2014 hinter der Gieseke & Devrient GmbH und vor der Westfalen AG auf Platz 351 der umsatzstärksten deutschen Unternehmen einordnen (WeltN24 GmbH 2017).



Die beiden anderen gefundenen Lösungen werden hier nur kurz beschrieben, da sie strukturell mit der besten gefundenen Lösung vergleichbar sind. Die zweitbeste Lösung ist sehr ähnlich zur besten gefundenen Lösung. Sie erreicht mit einem um nur etwa 11 km verschobenen Standort und einer um etwa 250.000 Tonnen erhöhten Produktionskapazität von 1,82 Millionen Tonnen einen ROI von 2,63 %. Die in Abbildung 4-10 gegebene Struktur der Konfiguration bleibt dabei bestehen. Die Kapazitäten x_l der einzelnen Aufbereitungseinheiten erhöhen sich lediglich proportional zur ebenfalls erhöhten Gesamtkapazität κ .

Die dritte Lösung weist einen deutlich niedrigeren ROI von lediglich 1,93 % auf und unterscheidet sich in Standort und Kapazität deutlicher von der besten gefundenen Lösung. Der ermittelte Standort befindet sich gut 180 km weiter südlich, in der Nähe von Braunschweig in Niedersachsen. Zudem weist diese Bioraffinerie eine deutlich größere Produktionskapazität von 2,45 Millionen Tonnen Endprodukten auf. Wie bei Betrachtung von Abbildung 4-11 und Abbildung 4-13 deutlich wird, verschieben sich dadurch die Relationen zwischen den Kostenarten im Vergleich zur besten gefundenen Lösung. Der Anteil der investitionsabhängigen Kosten sinkt aufgrund der stärkeren Nutzung von Größendegressionseffekten deutlich ab und verteilt sich etwa gleichmäßig auf die Biomasseeinkaufs- und die Transportkosten, die nun jeweils einen um etwa drei Prozentpunkte gesteigerten Anteil an den Gesamtkosten ausmachen. Zudem wird hier mehr Holz anstelle von Stroh verwendet. Eine Übersicht über alle Variablen- und Zielfunktionswerte in den drei beschriebenen Lösungen ist in Tabelle 4-7 gegeben. Hier wird auch die Auswirkung der unterschiedlichen Kapazitäten anhand der Radien der Biomassepunkte um den Standort deutlich.

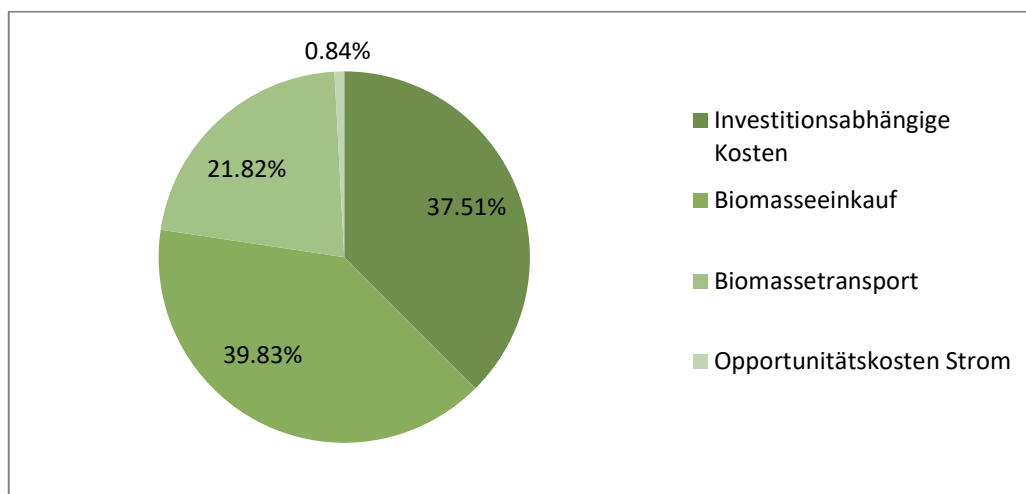





Abbildung 4-13: Kostenstruktur der drittbesten gefundenen Fischer-Tropsch-Bioraffinerie



Tabelle 4-7: Zielfunktionswert sowie Kapazitäts- und Standortvariablen der drei gefundenen Lösungen mit grafischer Darstellung der Lösung

	Beste Lösung	Zweitbeste Lösung	Drittbeste Lösung
			
ROI [%]	2,78	2,63	1,93
κ [t _{Produkt}]	1.571.437	1.823.079	2.450.442
ξ_{loc} [m]	711.719	709.214	679.825
φ_{loc} [m]	5.924.289	5.935.243	5.745.186

Der Grund für das Auffinden dieser suboptimalen Lösung in etwa der Hälfte der Durchläufe liegt im größeren Konvergenzbereich. Dadurch, dass sich um diese Lösung herum vergleichsweise weiträumig recht gute Lösungen befinden, wird dieser Bereich in jedem Durchlauf mit hoher Sicherheit gefunden und angesteuert, hat sich bis dahin kein besserer Bereich in der Zielfunktionslandschaft gefunden. Wie die Untersuchungen im folgenden Abschnitt 4.5.2 verdeutlichen werden, ist dieser Bereich um die beiden besten Lösungen herum deutlich kleiner, so dass es passieren kann, dass in der frühen Phase des Ablaufs der Evolutionsstrategie, beim weiträumigen Absuchen des Lösungsraumes, der vergleichsweise kleine Bereich nicht gefunden wird, bevor die Evolutionsstrategie bereits so weit konvergiert ist, dass der „Sprung“ aus dem Einzugsbereich der drittbesten Lösung über Rekombination und Mutation nicht mehr gelingt. Es ist daher, wie bereits zu Beginn dieses Abschnitts deutlich gemacht wurde, unerlässlich und gängige Praxis, dass heuristische Algorithmen wiederholt angewendet werden. So kann nach wiederholter Anwendung zwar immer noch keine Garantie für das Auffinden der besten Lösung gegeben werden, jedoch erhöht sich die Wahrscheinlichkeit zumindest in einem der Durchläufe nicht in einem lokalen Optimum „hängen geblieben“ zu sein. Daher wurden auch hier mehrere Durchläufe des Entscheidungsmodells durchgeführt.

4.5.2 Szenario- und Sensitivitätsanalyse

Um die Vorteilhaftigkeit der simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration gegenüber einer sequentiellen Planung zu prüfen, wird zunächst der Zielfunktionswert bei getrennter Planung der Variablen bestimmt. Dazu wird zunächst eine Konfiguration als gegeben angenommen und mit Hilfe der vorgestellten Evolutionsstrategie lediglich Standort und Kapazität einer Bioraffinerie optimiert. Vielfach wird in



der Literatur eine auf die Produktion von Kraftstoffen fokussierte Bioraffineriekonfiguration vorgeschlagen (z. B. Kerdoncuff 2008; Kreutz et al. 2008; Walther et al. 2012). Eine an Kreutz et al. (2008) orientierte Konfiguration mit Fokus auf die Kraftstoffproduktion wird nun zunächst als fix angenommen und ausschließlich der Standort und die Kapazität der Anlage optimiert. Für diese gefundene Standort-Kapazität-Kombination wird dann im Anschluss die Optimierung der Konfiguration vorgenommen. Somit werden die Variablen Standort und Kapazität unabhängig von der anschließenden Konfigurationsoptimierung durchgeführt. Dieses Vorgehen führt zu einem ROI von -0,95 %, was deutlich unter den 2,78 % der besten gefundenen Lösung bei simultaner Betrachtung der drei Entscheidungsdimensionen Standort, Kapazität und Konfiguration liegt.

Um zu verstehen, welchen Einfluss die verschiedenen Parameter und Variablen auf das Gesamtergebnis der Bioraffinerie-Optimierung haben, werden in diesem Abschnitt einige ausgewählte Sensitivitäts- und Szenarioanalysen durchgeführt. Im Rahmen von Sensitivitätsanalysen werden in dieser Fallstudie ausgewählte Variablen exogen verändert, um die Veränderungen im Zielfunktionswert zu betrachten. So können Erkenntnisse über die Zielfunktionslandschaft gewonnen und die Performance des entwickelten Lösungsansatzes bewertet werden. Der Fokus liegt hier auf den in der Evolutionsstrategie gehandhabten Variablen zum Standort, ξ_{loc} und φ_{loc} , sowie der Variable zur Gesamtkapazität κ . Im Rahmen der Szenarioanalyse werden bestimmte Parameter, die entweder starker Unsicherheit unterliegen oder unter bestimmten politischen, ökonomischen oder wirtschaftlichen Entwicklungen eintreten könnten, entsprechend variiert.

Von Interesse ist hier besonders, wie schnell der Zielfunktionswert unter den Wert der zweitbesten gefundenen Lösung fällt. Dadurch lässt sich der Bereich, der gefunden werden muss, um auf die beste Lösung zu konvergieren, eingrenzen und quantifizieren, um Aussagen über die Schwierigkeit des Auffindens dieser besten Lösung und damit die Qualität des Entscheidungsmodells selbst zu treffen. Zunächst wird, ausgehend von der besten gefundenen Lösung, untersucht, wie sich der Zielfunktionswert bei Variation der Gesamtkapazität κ verändert. Bei gleichbleibendem Standort führt eine Kapazitätsänderung von 0,3 % nach oben oder unten dazu, dass der Zielfunktionswert der Bioraffinerie unter den Zielfunktionswert der zweitbesten Lösung fällt. Bei einer Produktionskapazität von 1,57 Millionen Tonnen entspricht dies einer Senkung bzw. Steigerung von weniger als 5.000 Tonnen.

Anschließend wird betrachtet, wie sich der ROI der Bioraffinerie ändert, wenn der Standort der Anlage verschoben wird. Eine Verringerung von ξ_{loc} bei Konstanz der Kapazität kommt einem Verschieben der gefundenen Bioraffinerie nach Westen gleich. Dabei führt bereits ein Verschieben des Standortes um 500 Meter zu einem Zielfunkti-



onswert von 2,63 %, was wiederum unter dem Zielfunktionswert der zweitbesten Lösung liegt. Auf ein Verschieben des Standortes nach Osten reagiert der Zielfunktionswert weniger sensibel und fällt erst bei einem Verschieben des Standortes um etwas über 500 Metern unter den Zielfunktionswert der zweitbesten Lösung. Die Sensitivität des Zielfunktionswertes auf Veränderungen der Variablen φ_{loc} , die einer Verschiebung auf der Nord-Süd-Achse gleichkommt, sind sehr ähnlich zur horizontalen Verschiebung.

Zusammenfassend lässt sich damit feststellen, dass eine Fläche von etwa einem Quadratkilometer – ± 500 m vom gefundenen Standort auf Nord-Süd- und Ost-West-Achse – im 357.376 Quadratkilometer großen Deutschland gefunden und dabei innerhalb der richtigen 0,02 % des zulässigen Kapazitätsbereichs gelegen werden muss, um eine Lösung innerhalb des Konvergenzbereichs zur besten Lösung zu finden. Bezogen auf die drei in der Evolutionsstrategie gehandhabten Variablen macht der Bereich, der zu Konvergenz hin zur besten Lösung führt, damit nach Gleichung 4.30 etwa 0,00000006 % des Lösungsraumes aus, der von diesen drei Variablen aufgespannt wird.

$$\frac{1}{357.375} \cdot 0,0002 = 6 \cdot 10^{-10} \cong 6 \cdot 10^{-8} \% \quad 4.30$$

Bei den folgenden Szenarioanalysen wurde das Modell bei jeder Parameterveränderung zehnmal berechnet. Damit ist die Wahrscheinlichkeit, dass lediglich suboptimale Lösungen gefunden wurden, etwas höher als im Basisszenario, das 50 Mal berechnet wurde. Aufgrund der aus der Berechnung des Basisszenario gewonnenen Erkenntnisse zur Ergebnisstruktur reicht das zehnmahlige Berechnen der Szenarien hier aus, um die Plausibilität der gefundenen Ergebnisse zu bewerten.

Wie bereits bei der Quantifizierung der Modellparameter in Abschnitt 4.4.3 deutlich wurde, unterliegt die Höhe des Kapitalkostensatzes f größeren Unsicherheiten. Daher wird zunächst überprüft, wie sich eine Veränderung von f auf die Ergebnisse der Bioraffinerieplanung auswirkt. Dazu wurde f um ± 5 Prozentpunkte angepasst und das Modell entsprechend mit Kapitalkostensätzen von 20 und 30 % berechnet. Wie zu erwarten, verringert sich der ROI bei einer Erhöhung des Kapitalkostensatzes auf $f = 0,3$ deutlich auf -2,2 %. Bei einer Verringerung des Kapitalkostensatzes auf $f = 0,2$ erhöht sich entsprechend der ROI auf 7,7 %. In beiden Fällen ändert sich jedoch ausschließlich der Zielfunktionswert, alle Variablenwerte bleiben im Vergleich zur besten gefundenen Lösung im Basisszenario konstant. Für den Zielfunktionswert ist der Kapitalkostenfaktor damit relevant, für die Ausgestaltung der besten Lösung jedoch nicht.



Einen deutlich größeren Einfluss auf die Ergebnisstruktur hat die Veränderung des variablen Transportkostensatzes t_v . Ausgehend vom Basiswert $t_v = 0,25$ €/tkm wird dieser wiederum in beide Richtungen angepasst, auf $t_v = 0,3$ und $t_v = 0,2$ €/tkm. Damit ist die Bandbreite zwar noch deutlich geringer als etwa bei Brown et al. (2014), die von Kosten zwischen 0,06 und 0,41 \$/tkm ausgehen, allerdings wird aus dieser Betrachtung bereits ausreichend deutlich, wie sich eine Veränderung von t_v auf die Modellergebnisse auswirkt. Durch eine Senkung der variablen Transportkosten auf $t_v = 0,2$ €/tkm vergrößert sich bei einem ROI von 4,82 % die optimale Kapazität der Bioraffinerie um mehr als das Dreifache auf 155,7 TWh Inputbiomasse pro Jahr, was einer Produktionskapazität von 4,86 Millionen Tonnen entspricht. Da bereits die Bioraffinerie im Basisszenario ihre Inputbiomasse aufgrund der Nähe des ermittelten Standortes zur Ostseeküste nicht aus einem vollständigen Kreis um den Bioraffineriestandort herum beziehen kann, verstärkt sich dieser Effekt bei steigender Kapazität noch, was vermutlich ein Faktor für ein Verschieben des Bioraffineriestandortes um etwa 120 km in Richtung Südosten ist. Aufgrund der deutlich erhöhten Kapazität verdoppelt sich der Radius, aus dem die Inputbiomasse bezogen wird, von etwa 108 km auf nun ca. 207 km. Die Struktur der Konfiguration bleibt wiederum gegenüber dem Basisszenario konstant und wird lediglich in der Kapazität angepasst. Eine Erhöhung der variablen Transportkosten auf $t_v = 0,3$ €/tkm führt jedoch, bei einem geringeren ROI von 0,91 %, zu praktisch keinen Änderungen in den Variablenausprägungen gegenüber dem Basisszenario. Der Standort bleibt konstant, ebenso die Produktionskapazität und die Konfiguration.

Grundsätzlich ist zu berücksichtigen, dass die Absatzpreise für die verschiedenen chemischen Produkte volatil sind. Dadurch können sich nicht nur alle Preise gleichmäßig nach oben und unten entwickeln, auch eine Änderung der Preisrelationen ist möglich. Um diesem Aspekt Rechnung zu tragen, wurden in einem weiteren Szenario die Preise für die Basischemikalien Ethylen, Propylen, Buten und α -Olefine um 5 % verringert, die ursprünglichen Preise $vp_{2,3,4,6}$ also mit dem Faktor 0,95 multipliziert. Aus dieser Veränderung der Preisrelationen zueinander ergibt sich auch eine Änderung in der Konfigurationsstruktur der Bioraffinerie. Mit den geringeren Preisen für Basischemikalien verschiebt sich nun der Fokus weg von der Chemikalienproduktion hin zur Kraftstoffproduktion. Die Produkte aus der Naphtha- und Dieselfraktion werden nun nicht mehr in Cracking-Einheiten zu zusätzlichem Input für die Prozesse zur Chemikalienherstellung weiterverarbeitet. Stattdessen werden sie in der Naphtha- bzw. Dieselaufbereitung zu marktfähigen Kraftstoffen aufbereitet. Schematisch ist diese neue Konfiguration in Abbildung 4-14 dargestellt. Die dadurch deutlich veränderten Produk-

tionskapazitäten der sekundären Raffinationsprozesse x_i bei praktisch gleichbleibender Gesamtkapazität κ können der Übersicht in Tabelle 4-8 entnommen werden.

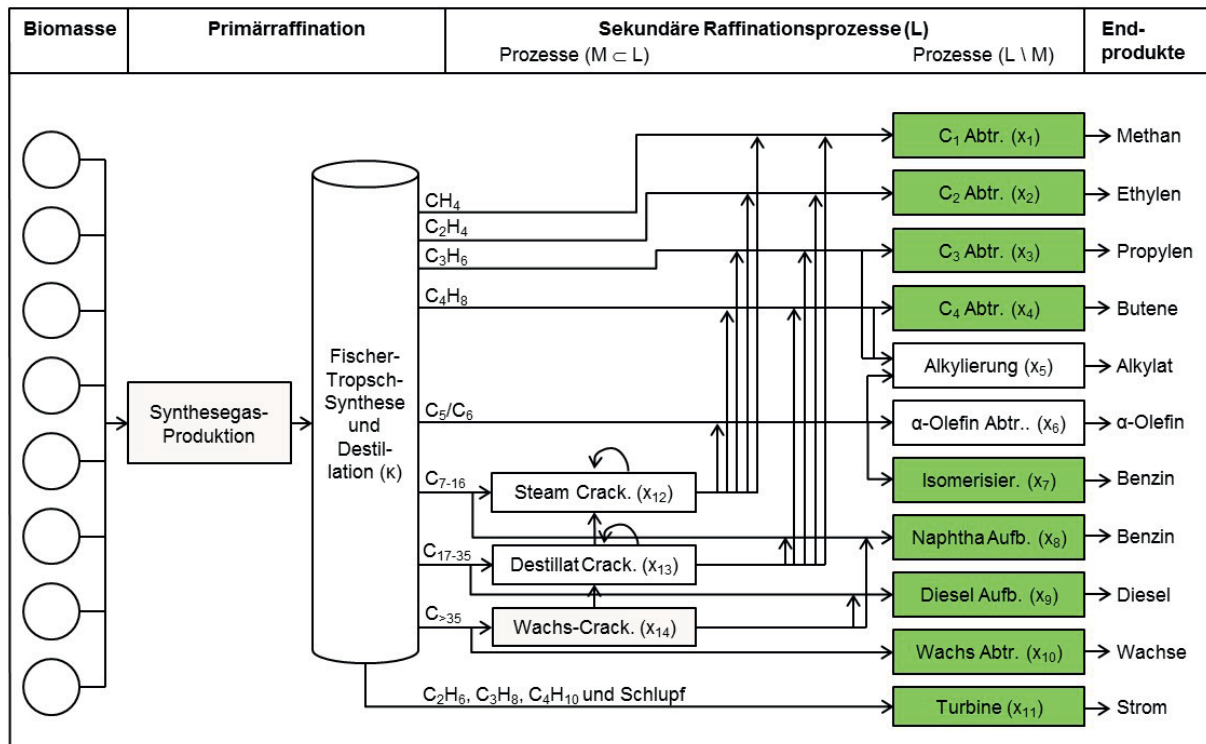


Abbildung 4-14: neue Konfigurationsstruktur bei niedrigeren Absatzpreisen für Basischemikalien

Ein weiterer Aspekt, der hier betrachtet werden soll, sind Veränderungen in der Verfügbarkeit der Biomasseinputs. Konkret werden zwei Szenarien untersucht, die wiederum Rückschlüsse auf ähnliche Veränderungen zulassen. Die erste Analyse basiert auf der Beobachtung, dass das Ergebnis der Bioraffinerieplanung mit dem Standort in Mecklenburg-Vorpommern stark auf der hohen dortigen Verfügbarkeit von Stroh zu basieren scheint. Daher wurde untersucht, welche Auswirkungen eine Senkung des Strohangebots auf das Planungsergebnis hat. Dazu wurde der Anfall von Stroh je Hektar in zwei Schritten von ursprünglich jährlich 5 t/ha auf 3,75 t/ha und 2,5 t/ha reduziert. Somit sinkt auch die insgesamt zur Verfügung stehende Menge Stroh um 25 bzw. 50 %. Wie zu erwarten, sinkt dadurch der ROI auf -1,1 bzw. -6,2 %. Die Standorte für beide Szenarien bleiben praktisch unverändert. Bei der Reduktion des Strohangebots um 50 % verschiebt sich der Standort um nur etwa 8 km, bei der Verringerung um 25 % noch weniger. Deutlichere Änderungen ergeben sich bei der Kapazität, die auf eine jährliche Inputkapazität von 39,8 TWh (1,24 Millionen Tonnen Produkte) bzw. 25,7 TWh (0,8 Millionen Tonnen Produkte) Biomasse sinkt. Daran wird deutlich, wie sehr die Bioraffinerie an diesem Standort von der Verfügbarkeit von Stroh abhängt. Wird diese um 25 bzw. 50 % gesenkt, sinkt auch die Kapazität der gesamten Raffinerie



in der ähnlicher Größenordnung, nämlich um 20,8 bzw. 48,9 %. Der Radius, aus dem die Inputbiomasse beschafft wird, bleibt hingegen praktisch konstant.



Abbildung 4-15: Standort und benötigte Biomasseversorgungspunkte bei ausgedünntem Biomasseangebot

In der zweiten Analyse zu den Auswirkungen von Veränderungen in der Biomasseverfügbarkeit wird das Biomasseangebot insgesamt deutlich ausgedünnt. Wird im Basisszenario davon ausgegangen, dass die gesamte anfallende Restbiomasse der Bioraffinerie am Markt zur Verfügung steht, entspricht diese Annahme vermutlich nicht der Realität. Teile der Restbiomassen werden bereits heute genutzt, etwa Waldrestholz zur Produktion von Holzpellets und Spanplatten oder Stroh als Brennstoff und Tierstreu. Daher wurde der Datensatz der 245.437 Biomasseversorgungspunkte, der aus der in Abschnitt 4.3 beschriebenen Vorbearbeitung der geografischen Daten resultiert, deutlich verkleinert. Dazu wurden zufällig zwei Drittel der Biomasseversorgungspunkte ausgewählt und aus dem Datensatz gelöscht, so dass das neue Biomasseangebot zur Versorgung der Biomasse auf etwa ein Drittel reduziert wird und nur noch 81.782 Biomasseversorgungspunkte j zur Verfügung stehen. Das Ergebnis dieser Ausdünnung des Biomasseangebots spiegelt sich sehr deutlich im erzielbaren ROI wider, der auf -15,6 % sinkt. Wiederum zeigt sich aber, dass der Standort, an dem die beste Lösung gefunden wurde, vergleichsweise stabil bleibt und sich trotz der niedrigeren Biomasseverfügbarkeit nur um etwa 17 km verschiebt. Zudem bleibt auch der Bezugsradius für den Biomasseinput im Vergleich zum Basisszenario ähnlich, bei etwa 120 km. Deutlich verändert sich jedoch die jährliche Produktionskapazität, die um rund 60 % auf gut 600.000 Tonnen absinkt. In Abbildung 4-15 ist die geringere Dichte der Biomasseversorgungspunkte um den weiß dargestellten Standort im Vergleich zum Basisszenario erkennbar.



Tatsächlich sind hier Standort und Einzugsbereich der Biomasse sehr ähnlich zur zweitbesten gefundenen Lösung des Basisszenarios. Wie in Abschnitt 4.5.1 beschrieben, ist die beste dort gefundene Lösung nur knapp besser als die zweitbeste Lösung und weist zudem einen vergleichsweise kleinen Bereich im Lösungsraum auf, in dem das überhaupt der Fall ist. Es ist daher denkbar, dass durch die veränderte geografische Biomasseverfügbarkeit das Maximum im Bereich der besten Lösung des Basisszenarios nicht mehr existiert und daher eine Lösung ähnlich zu der zweitbesten Lösung des Basisszenarios als neues Optimum gefunden wird. Die Analyse mit der geringeren Anzahl Biomassequellen wurde mit zufällig neu ausgewählten Biomassequellen mehrfach wiederholt, wobei die besten gefundenen Lösungen jeweils sehr ähnlich sind.

In Tabelle 4-8 ist eine Übersicht der genauen Variablenwerte der besten gefundenen Lösungen der hier vorgestellten Szenarioanalysen gegeben.

Tabelle 4-8: Variablenausprägungen bei ausgewählten Szenarien

	Basisszenario	$f = 0,3$	$t_v = 0,2$	$vp_{2,3,4,6} \cdot 0,95$	$\frac{1}{3} \cdot J $
ROI [%]	2,78	-2,24	4,82	1,31	-15,57
κ [t _{Produkt}]	1.571.437	1.571.753	4.863.309	1.571.840	615.026
ξ_{loc} [m]	711.719	711.667	821.273	711.624	695.059
φ_{loc} [m]	5.924.289	5.924.362	5.882.343	5.924.350	5.920.709
x_1 [t _{Produkt}]	230.991	231.037	714.874	132.035	90.405
x_2 [t _{Produkt}]	302.574	302.635	936.412	66.017	118.421
x_3 [t _{Produkt}]	316.987	317.050	981.015	182.333	124.062
x_4 [t _{Produkt}]	208.627	208.669	645.663	149.324	81.652
x_5 [t _{Produkt}]	0	0	0	0	0
x_6 [t _{Produkt}]	0	0	0	0	0
x_7 [t _{Produkt}]	293.225	293.283	907.477	264.069	114.762
x_8 [t _{Produkt}]	0	0	0	331.658	0
x_9 [t _{Produkt}]	0	0	0	262.497	0
x_{10} [t _{Produkt}]	83.286	83.303	257.755	83.308	32.596
x_{11} [t _{Produkt}]	135.747	135.774	420.112	100.598	53.128
x_{12} [t _{Produkt}]	471.346	471.441	1.458.728	0	184.475
x_{13} [t _{Produkt}]	359.493	359.566	1.112.565	0	140.698
x_{14} [t _{Produkt}]	0	0	0	0	0

4.5.3 Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel wurde das entwickelte Entscheidungsmodell für die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland angewendet. Im Folgenden werden die gewonnenen Erkenntnisse aus die-



ser Anwendung diskutiert und ein Ausblick auf weiteren Forschungsbedarf im Zusammenhang mit dieser Fallstudie gegeben. Bei der Bewertung der Ergebnisse muss zwischen zwei Aspekten unterschieden werden. Zum einen gilt es, die Anwendbarkeit des Entscheidungsmodells auf eine konkrete Fallstudie zu beurteilen, zum anderen betriebswirtschaftliche Implikationen für die strategische Planung von Bioraffinerien abzuleiten. Die konkrete Umsetzbarkeit und die ingenieurtechnischen Details der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie stehen dabei nicht im Zentrum dieser Arbeit.

Das Entscheidungsmodell selbst scheint, unabhängig von den wirtschaftlichen Parametern, zuverlässig sehr gute Lösungen des modellierten Bioraffinerie-Produktionssystems zu finden. Die beste gefundene Lösung des Basisszenarios liegt in einem kleinen Konvergenzbereich, der wiederholt gefunden wurde, obwohl sich eine nur wenig schlechtere Lösung mit größerem Einzugsbereich in der Nachbarschaft der besten Lösung befindet. Bei Betrachtung des Konvergenzverhaltens des Lösungsansatzes (Abbildung 4-8 auf Seite 101) wird deutlich, dass das Entscheidungsmodell bereits nach etwa 15 Generationen auf eine der beiden besten Lösungen oder die drittbeste Lösung konvergiert. Die Strategievariablen scheinen dann bereits so stark auf eine lokale Suche eingestellt zu sein, dass dieser Konvergenzbereich nicht mehr verlassen wird. Wird ein solches Verhalten bei der Analyse der Ergebnisdateien entdeckt, muss abgewogen werden, ob dies als erstrebenswert erachtet wird, oder nicht. Positiv ist dabei zu bewerten, dass vergleichsweise schnell vielversprechende Zielfunktionsbereiche identifiziert werden. Negativ ist, dass solche vielversprechenden Zielfunktionsbereiche in dieser Fallstudie nach 15 Generationen offenbar nicht mehr verlassen werden, obwohl noch bessere Bereiche existieren. Um diesem Effekt entgegenzuwirken, wäre es beispielsweise denkbar, in gewissen Abständen exogen größere Variablensprünge in der Mutation vorzugeben, um so ein „nachträgliches“ Verlassen der möglicherweise nur lokal optimalen Bereiche zu ermöglichen. Allerdings würde dies auf der anderen Seite zu langsamerer Konvergenz auf das (lokale) Optimum führen, so dass gegebenenfalls mehr Generationen berechnet werden müssten, bis eine eindeutige Konvergenz auf eine Lösung zu erkennen ist. Eine andere Methode, den Effekt des vorzeitigen Konvergierens auf suboptimale Lösungen zu vermeiden, ist, wie hier durchgeführt, das Entscheidungsmodell mehrfach von neuem zu berechnen. Eine wiederholte Konvergenz auf die immer gleiche Lösung lässt dann darauf schließen, dass es sich entweder bei der gefundenen Lösung tatsächlich um das Optimum des Problems handelt oder bessere Lösungen nur sehr schwer zu finden sind. Letzteres würde bei realen Fragestellungen oftmals eine vergleichsweise wenig robuste beziehungsweise real nur schwer umsetzbare Lösung bedeuten (Brown et al. 2013).



Bei der Bewertung des kleinen, vermutlich optimalen Zielfunktionsbereichs, muss zwischen theoretischen und praktischen Implikationen unterschieden werden. Während es aus theoretischer Sicht positiv zu bewerten ist, dass die beste Lösung trotz des kleinen Konvergenzbereichs gefunden wurde, ist die praktische Relevanz einer Lösung in einem solch kleinen Konvergenzbereich fraglich. Wenn die Lösung bereits deutlich schlechtere Zielfunktionswerte aufweist, sobald der Standort nur wenige hundert Meter verlegt wird, wäre dieser Standort – vorausgesetzt die geografischen Gegebenheiten erlauben eine reale Umsetzung – womöglich nicht die beste Wahl. Annahmen wie die Berechnung der Transportdistanzen aus dem Geoinformationssystem und auf den Meter genau in das Modell eingehende Biomasseversorgungspunkte lassen sich nicht direkt auf die Realität übertragen. Ohnehin schließen sich in der Anlagenplanung der Machbarkeitsstudie mit zunehmendem Detailgrad die Grundlagenermittlung, die Vorplanung, die Entwurfsplanung und die Detailplanung an. Dabei muss beispielsweise die Verfügbarkeit von geeigneten Grundstücken und Arbeitskräften geprüft, der Aufbau und Betrieb der Bioraffinerie genehmigt, oder die geeignete Infrastruktur bereitgestellt werden (Geldermann 2014).

Bei der Bewertung der Ergebnisse in Hinsicht auf ihre reale Umsetzbarkeit ist es daher hilfreich, dass das Entscheidungsmodell nicht ausschließlich die eine beste gefundene Lösung ausgibt. Stattdessen werden auch andere im Verlaufe der Berechnungen ermittelte gute Lösungen in der Ergebnisdatei gespeichert. Zum einen werden durch dieses Vorgehen alternative gute Lösungen identifiziert, wenn das Entscheidungsmodell in suboptimale Zielfunktionsbereiche konvergiert. Zum anderen ist es aber ebenso möglich, aus Durchläufen, die die vermeintlich optimale Lösung finden, weitere gute Lösungen zu identifizieren, da in jeder Generation die besten λ Lösungen (hier: $\lambda = 15$) gespeichert und am Ende ausgegeben werden. Da Speicherplatz, zumindest in der hier benötigten Größenordnung¹⁸, heute praktisch keinen begrenzenden Faktor mehr darstellt, wäre es auch problemlos möglich, jede während des Ablaufens der Evolutionsstrategie mit eingebettetem nichtlinearen Programm berechnete Lösung zu speichern und auszugeben. So lassen sich auch andere vielversprechende Lösungsbereiche identifizieren und für die weitere Investitionsplanung für den Anlagenbau genauer untersuchen.

Im Zentrum dieser Fallstudie steht die strategische Planung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland unter Berücksichtigung der relevanten Einflussgrößen und speziell der geografisch referenzierten Verfügbarkeit der räumlich verteilten Inputs. Für

¹⁸ Die ausgegebene Ergebnisdatei bei 50 Generationen mit 15 gespeicherten Lösungen ist knapp 500 Kilobyte groß. Für mehr Generationen oder mehr gespeicherte Lösungen pro Generation kann dieser Wert in etwa linear extrapoliert werden.



die Planung einer realen Anlage müssen daher sowohl die Preise für die Endprodukte der Bioraffinerie, als auch Kostenschätzungen und Investitionsdaten für die konkrete Anlagenplanung aktualisiert werden. Zudem könnten die spezifischen Produktivitäten der Flächen zur Bereitstellung von Residualbiomassen geografisch unterschieden werden. Eine Verschneidung mit Daten, beispielsweise zur Bodenqualität und damit zur Bodenproduktivität, ist grundsätzlich möglich und würde zu einer verbesserten Darstellung der real verfügbaren Restbiomassen an den Biomassepunkten $j \in J$ führen. Für landwirtschaftlich genutzte Böden existieren hierzu geografisch referenzierte Daten (BGR 2013). Bei forstwirtschaftlichen Flächen gibt es zwar Ansätze zur Bewertung der Bodenproduktivität (Kopp und Schwanecke 2003), jedoch (noch) keine Geodatensätze.

Darüber hinaus würde die (teilweise) Versorgung der Bioraffinerie mit in der Umgebung der Anlage angebauten Biomassen die wirtschaftliche Bewertung verändern. Angebaute Biomassen weisen deutlich höhere Flächenproduktivitäten auf als Restbiomassen, wodurch ein geringeres Einzugsgebiet für die Rohstoffversorgung der Bioraffinerie resultieren würde. Dadurch würden sich auch die in der Fallstudie berechneten Kosten für den Biomassetransport in Höhe von etwa 326 Millionen Euro deutlich verringern. Allerdings sind bei der Biomassebereitstellung grundsätzlich potentielle Nutzungskonkurrenzen zur Lebensmittelproduktion zu berücksichtigen.

Bei der Konfigurationsplanung muss angemerkt werden, dass in der vorliegenden Modellierung die Konfiguration der Primärraffination, die über die Produktverteilung des aus der Fischer-Tropsch-Synthese ausgehenden Produktstroms entscheidet, fix ist. Tatsächlich aber lässt sich diese Produktverteilung, die vereinfacht vom α -Wert der Anderson-Schulz-Flory-Verteilung abhängt, über die Fischer-Tropsch-Parameter Temperatur, Druck und Wahl des Katalysators modifizieren (Kuipers et al. 1995; Patzlaff et al. 1999). Eine Modellierung dieser Parameter ist jedoch schwierig, da ein mathematischer Zusammenhang zwischen diesen drei Kenngrößen und dem entsprechenden α -Wert in der Literatur nicht gegeben ist. Vereinfachend könnte eine konstante Investition, unabhängig von Druck, Temperatur und Katalysatormaterial, angenommen und lediglich der α -Wert selbst als Variable implementiert werden. Alternativ wäre hier die Betrachtung einiger diskreter Konfigurationsoptionen für die Primärraffination denkbar.

Praktisch scheint eine Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland, unter den getroffenen Modellannahmen, wirtschaftlich kaum umsetzbar. Dabei sind die Preise für die Endprodukte sogar deutlich höher angenommen, als sie am Markt zuletzt zu erzielen waren (Büchner und Heidrich 2016a, 2016b). Die in der Sensitivitäts- und Szenarioanalyse untersuchten Auswirkungen durch weniger verfügbare Biomasse führen bereits



mit den angenommenen Endproduktpreisen zu einem negativen ROI, was die schwierige Realisierbarkeit des berechneten ROI weiter verdeutlicht. Wie sich die Wirtschaftlichkeit einer solchen Anlage weiter entwickelt, muss aber gegebenenfalls bei Entwicklung innovativer Prozesse oder Weiterentwicklung bestehender Prozesse neu beurteilt werden. Da sowohl auf nationaler als auch auf internationaler Ebene Forschung und Entwicklung im Bereich der Bioökonomie und insbesondere im Bereich der Bioraffinerien verstärkt gefördert wird, ist mit Innovationen in diesen Bereichen zu rechnen. Diese Innovationen können zu geringeren spezifischen Investitionen, besseren Wirkungsgraden oder gänzlich neuen Technologien führen, die sich auf die optimale Ausgestaltung von Bioraffinerien auswirken können.

Insgesamt bleibt damit festzuhalten, dass die Herangehensweise zur Planung einer Bioraffinerie mit dem vorgestellten Ansatz zuverlässig funktioniert, eine Fischer-Tropsch-Bioraffinerie jedoch, auf Basis der Modellannahmen, in Deutschland gegenwärtig wirtschaftlich nicht umsetzbar erscheint. Das entwickelte Entscheidungsmodell bietet eine Möglichkeit zur Durchführung von frühen Machbarkeitsstudien, die eine erste wirtschaftliche Bewertung innovativer Technologien erlauben. Dadurch kann der vorgestellte Ansatz zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einen Beitrag zur effizienteren Nutzung von nachwachsenden Rohstoffen und insbesondere Reststoffen leisten.

4.6 Zusammenfassung

In diesem Kapitel wurde das Produktionssystem einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Restbiomasse zunächst formal modelliert. Dazu wurde eine Zielfunktion aufgestellt, die den Return on Investment (ROI) maximiert und Nebenbedingungen formuliert, die die Einhaltung von Massenbilanzen im Produktionssystem sicherstellen. Die geografischen Rohdaten wurden in einem Geoinformationssystem vorbereitet, so dass diese innerhalb des Entscheidungsmodells in der Evolutionsstrategie und dem nichtlinearen Programm zur Berücksichtigung der geografisch verteilten Restbiomassen genutzt werden können. Die Fallstudie zeigt, dass das Entscheidungsmodell zuverlässig sehr gute Lösungen des Planungsproblems findet, allerdings in einigen Durchläufen auch in suboptimale lokale Maxima konvergiert. Mit Hilfe von Sensitivitäts- und Szenarioanalysen wurden Variationen verschiedener Parameter untersucht. Im folgenden Kapitel wird die Anwendung des entwickelten Entscheidungsmodells auf eine andere Bioraffinerieart in einer anderen geografischen Region gezeigt.

5 Fallstudie II: Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District, British Columbia, Kanada

Während Deutschland als dicht besiedeltes Land nur über ein begrenztes Restbiomasseangebot verfügt, stehen in anderen Regionen der Welt mehr nachwachsende Rohstoffe zur Verfügung. In diesem Kapitel wird daher untersucht, ob die Nutzung der großen Menge an verfügbarer Restbiomasse in der kanadischen Provinz British Columbia in einer Lignocellulose-Bioraffinerie wirtschaftlich plausibel ist und wie eine solche Anlage ausgelegt sein müsste. Die betrachtete Lignocellulose-Bioraffinerie unterscheidet sich dabei in ihrem Aufbau deutlich von der zuvor betrachteten Fischer-Tropsch-Bioraffinerie. Daher wird das betrachtete Produktionssystem zunächst beschrieben (Abschnitt 5.1). Aufgrund der Andersartigkeit der Lignocellulose-Bioraffinerie muss ein angepasstes Optimierungsproblem formal modelliert werden (Abschnitt 5.2). Während in Deutschland vorwiegend Stroh und Waldrestholz zur Verfügung steht, wird in der Lignocellulose-Bioraffinerie ausschließlich Restholz verwendet, das bei der Holzernte anfällt. Die Biomasseversorgungspunkte werden mit Hilfe eines Geoinformationssystems aus Daten von Statistics Canada (2016) ermittelt (Abschnitt 5.3) und anschließend die benötigten Modellparameter bestimmt (Abschnitt 5.4). Abschließend werden die Ergebnisse dargestellt, analysiert und kritisch gewürdigt (Abschnitt 5.5).

Kanada ist eines der Länder mit den größten Biomassepotentialen der Welt. Insgesamt 348 Mio. ha Kanadas sind mit Wald bedeckt, was etwa 9 % der weltweiten Waldfläche entspricht. Die Provinz British Columbia (BC) im Westen Kanadas hat dabei in der Waldwirtschaft eine vorherrschende Rolle inne: Im Jahr 2012 wurden in British Columbia auf gut 189.000 ha ca. 69 Mio. m³ Holz eingeschlagen, was etwa der 45 % der gesamten kanadischen Holzproduktion entspricht (Natural Resources Canada 2014). Dabei fallen große Mengen Waldrestholz an, deren Nutzung aber erst in den letzten Jahren verstärkt untersucht wird (Sowlati 2016; Ghaffariyan et al. 2017).

Gegenwärtig ist das Holzangebot zudem durch einen epidemischen Befall der westkanadischen Wälder durch Bergkiefernkäfer erhöht. Diese Borkenkäferart legt ihre Eier unter der Rinde von Bergkiefern ab, wo sich dann die Larven vom Phloem ernähren und so die Nährstoffversorgung abschneiden, was allein bereits zum Absterben des Baumes führt. Zusätzlich schwächt ein Bläuepilz, den die Käfer einschleppen, die Kiefern weiter (Dhar et al. 2016). Die Bergkiefernkäferepidemie begann um die Jahrtau-



sendwende und hatte ihren Höhepunkt im Jahr 2005 (Bleiker 2017). Bis heute sind insgesamt 18 Millionen Hektar kanadischen Waldes betroffen. Allein bis 2012 wurden dadurch 723 Millionen Kubikmeter Holz zerstört, was 53 % des marktfähigen Kiefernbestandes vor Ausbruch der Epidemie entspricht. Die Gesamtverluste bis zum prognostizierten Abklingen der Epidemie im Jahr 2017 werden auf 752 Millionen Kubikmeter oder 58 % des marktfähigen Kiefernbestands geschätzt (Bleiker 2017).

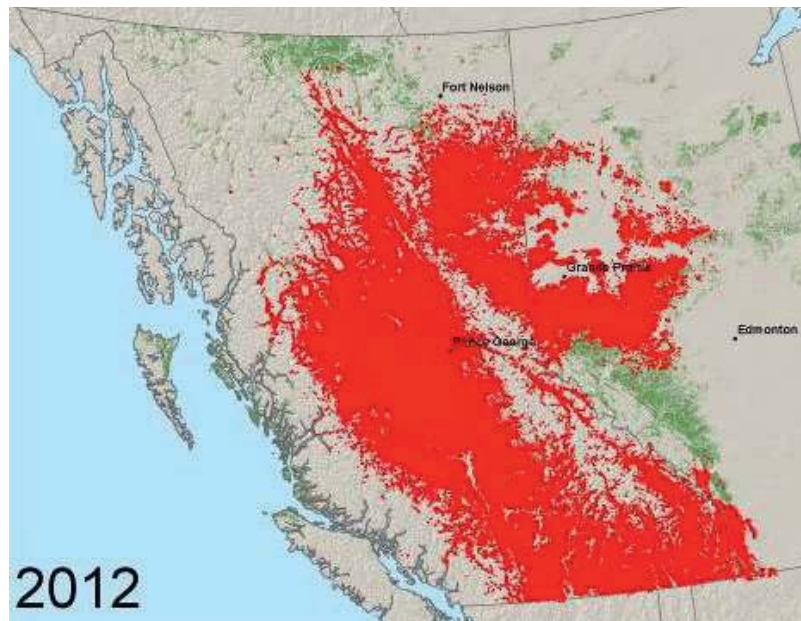


Abbildung 5-1: Vom Bergkiefernkäfer befallene Flächen in British Columbia und Alberta, Kanada, im Jahr 2012 [Bleiker 2017]

Die toten Bäume können noch für verschiedene Anwendungen genutzt werden, allerdings verschlechtert sich die Qualität des Holzes mit fortlaufender Zeit. Spätestens nach zwei Jahren können die abgetöteten Bäume nicht mehr stofflich verwendet werden (Lewis und Hartley 2006; Dymond et al. 2010). Wie in Abbildung 5-1 zu erkennen, hat sich der Befall zu Hochzeiten der Epidemie vor allem auf Zentral-BC, unter anderem im Gebiet des Cariboo Regional District (Ministry of Energy, Mines, and Petroleum Resources 2008; Nealis und Cooke 2014), konzentriert, so dass dieser tote Bestand gegenwärtig kaum noch stofflich nutzbar ist. Dennoch gibt es Überlegungen diese Biomasse sinnvoll zu nutzen (Cambero et al. 2015; Lloyd et al. 2014). Das für Energiefragen zuständige *Ministry of Energy, Mines, and Petroleum Resources* in British Columbia hat dabei die Verwendung von Bioraffinerien als erfolgsversprechende Zukunftstechnologie identifiziert, allerdings gleichzeitig einschränkend angemerkt, dass noch großer Forschungsbedarf besteht (Ministry of Energy, Mines, and Petroleum Resources 2008). In dieser Arbeit soll daher der Cariboo District im Zentrum British Columbias



als möglicher Lösungsraum für die Standortplanung der Bioraffinerie verwendet werden.

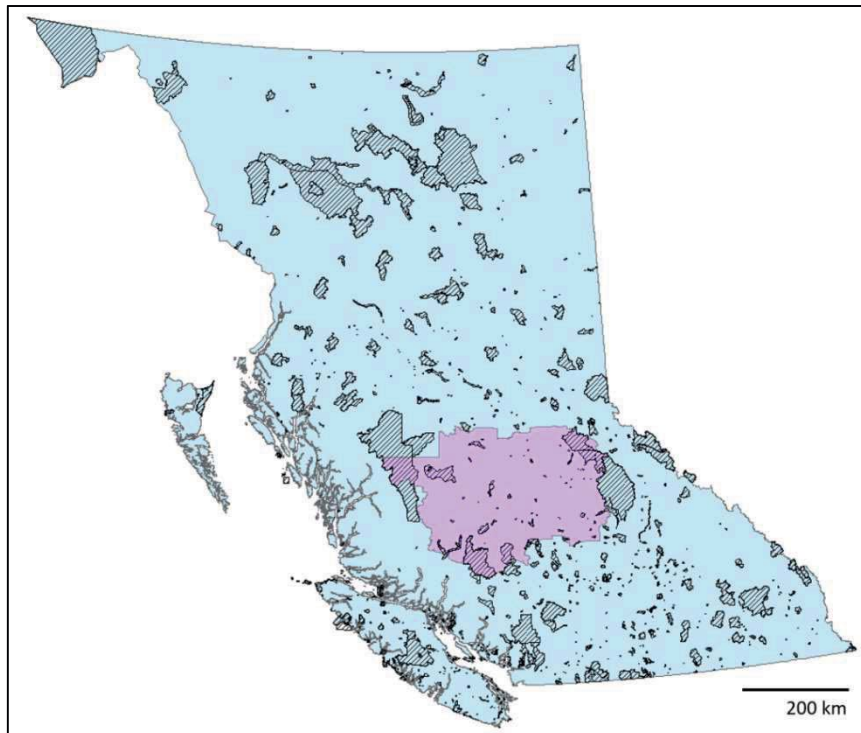


Abbildung 5-2: British Columbia (blau), Cariboo District (violett), und Naturschutzgebiete (schraffiert), eigene Darstellung mit Daten von [Statistics Canada 2016]

Zudem ist eine Entwicklung zu erkennen, dass kanadische Bestandanlagen zur Papierproduktion, die in erster Linie das Sulfat-Verfahren (auch: Kraft-Verfahren) zum Holzaufschluss verwenden, zunehmend Probleme haben, auf dem internationalen Markt konkurrenzfähig zu bleiben (Benali et al. 2014). Hier könnte eine Lignocellulose-Bioraffinerie, die auf dem Organosolv-Verfahren basiert, möglicherweise neue Märkte für die kanadische Holzindustrie erschließen. Durch den Einsatz des Organosolv-Holzaufschlusses ergeben sich mehr und vielfältigere Produktoptionen als nach dem Sulfat-Aufschluss (Schwarz et al. 2016). Technologisch stellt die Nutzung der befallenen Bäume in einer Lignocellulose-Bioraffinerie kein Problem dar. Durch den mit dem Käferbefall einhergehenden Pilzbefall, der eine bläuliche Verfärbung des Holzes nach sich zieht, ergibt sich keine Veränderung der relevanten Bestandteile Lignin, Cellulose und Hemicellulose, lediglich der Wassergehalt des Holzes ist um etwa 10 % geringer als bei gesunden Bäumen (Berlin et al. 2007).¹⁹

¹⁹ Die Fallstudie wurde zu großen Teilen während eines Forschungsaufenthalts an der University of British Columbia erarbeitet, der im Rahmen des Graduiertenkollegs 1703 „Ressourceneffizienz in Unternehmensnetzwerken“ durchgeführt wurde



5.1 Produktionssystem einer Organosolv-Lignocellulose-Bioraffinerie

Die zu planende Organosolv-Lignocellulose-Bioraffinerie basiert in wesentlichen Punkten auf der vorgeschlagenen Lignocellulose-Bioraffinerie aus Kamm et al. (2010b) und der Versuchsanlage der DECHEMA am Standort Leuna (Michels et al. 2014).

Die Primärraffination besteht hier aus dem Organosolv-Holzaufschluss, in dem das zerkleinerte Holz in seine Grundbestandteile zerlegt wird. Dieses Verfahren wurde bereits mit vom Bergkiefernkäfer befallenem Holz der Küsten-Kiefer (*lodgepole pine*) erfolgreich getestet (Pan et al. 2007). Nach dem Holzaufschluss ergeben sich drei Fraktionen, Cellulose, Lignin und Hemicellulose, die einer Weiterverarbeitung in der Sekundärraffination zugeführt werden können.

Bei Cellulose handelt es sich um ein Glukosepolymer, also eine Verkettung von Glukosemolekülen. Die Cellulosefraktion muss daher zunächst in der Verzuckerung mit einem Hydrolyseprozess in Glukose ($C_6H_{12}O_6$) aufgeschlossen werden. Für die verwendete enzymatische Hydrolyse werden Enzyme benötigt, die selbst hergestellt werden. Die Enzyme werden dann der Cellulose beigemischt und wandeln diese in Glukose um. Wenn die Umwandlung abgeschlossen ist, wird die Glukoselösung abgekühlt, um weitere biologische Abbauprozesse zu unterbinden (Humbird et al. 2011; Aden et al. 2002). Die resultierende Glukose kann dann entweder direkt am Markt abgesetzt oder in weiteren Raffinationsschritten zu hochwertigeren Produkten weiterverarbeitet werden.

Die beiden anderen Fraktionen, Lignin und Hemicellulosen, sind zunächst in einem gemeinsamen Produktstrom enthalten. Daher muss zunächst in der Ligninfällung das Lignin aus dem Produktstrom isoliert werden. Im Anschluss können beide Fraktionen getrennt weiterverarbeitet werden. Das Lignin kann gewaschen und getrocknet werden, um es als Bindemittel zur Span- und Faserplattenherstellung nutzbar zu machen (Michels et al. 2014).

Die Hemicellulosefraktion der Biomasse kann ebenfalls durch Hydrolyse zu Xylose ($C_5H_{10}O_5$) weiterverarbeitet werden (Kamm et al. 2010b). Die vorherrschende Technik ist dabei die Hydrolyse in wässriger Säure. In der hier betrachteten Anlage wird jedoch, wie schon beim Celluloseaufschluss, die enzymatische Hydrolyse genutzt, bei der vor allem die milderen Betriebsbedingungen (Temperatur und pH-Wert) vorteilhaft sind (Gírio et al. 2012; Michels et al. 2014). Obwohl die Konfiguration aus Michels et al. (2014) keine Hemicellulose-Extraktion beinhaltet, wird diese dennoch als sinnvoll und erstrebenswert angesehen, da auch die alternative Entsorgung des Abwasserstromes, der die Hemicellulosen enthält, große Kosten hervorruft (Michels et al. 2014). Wie Glu-



kose kann Xylose entweder direkt am Markt abgesetzt oder wiederum weiterverarbeitet werden.

Die erste Option zur Weiterverarbeitung der Glukose ist die katalytische Dehydratisierung zu 5-Hydromethyl-Furfural (HMF).²⁰ HMF ist ein wichtiger Grundbaustein der chemischen Industrie und lässt sich zu vielen Endprodukten weiterverarbeiten, die petrochemische Produkte substituieren (Wang et al. 2014b; Kamm 2007). Aufgrund höherer Selektivitäten eignet sich grundsätzlich vor allem Fruktose zur Herstellung von HMF (Román-Leshkov et al. 2007). Zhao et al. (2007) berichten jedoch vergleichbare Erträge von etwa 70 % der Eingangsmasse an Glukose, wenn Chrom(II)-chlorid (CrCl_2) als Katalysator verwendet wird. Dieser Ertrag übersteigt andere Methoden der Umwandlung von Glukose in HMF bei weitem, weswegen diese Technologie in der betrachteten Anlage verwendet werden soll. Ähnlich dem Ansatz bei Furfural wird die komplexe Weiterverarbeitung der chemischen Industrie überlassen und HMF als Endprodukt betrachtet (Morales-Delarosa und Campos-Martin 2014; Kamm et al. 2010b).

Neben HMF kann durch Dehydratisierung aus Glukose auch Lävulinsäure hergestellt werden (Hayes et al. 2010). Diese ist deutlich einfacher zu produzieren als HMF, da sie als Endprodukt der katalytischen Dehydratisierung von Glukose stabiler ist (Kamm et al. 2010b). Lävulinsäure kann wiederum vielfältig verwendet werden, etwa als Ausgangsprodukt für Färbemittel, Kunststoffe, Pharmazeutika oder Geschmacksstoffe. Aufgrund ihrer hohen Stabilität ist es außerdem möglich, Lävulinsäure Kraftstoffen beizumischen (Kamm et al. 2010b).

Die zweite Gruppe an Weiterverarbeitungsprozessen für Glukose ist die Fermentationsroute mit den Endprodukten Ethanol, Milchsäure und *n*-Butanol. Die Fermentation von Glukose zu Milchsäure findet unter Zuhilfenahme von Bakterien in einer zuckrigen Lösung statt (Åkerberg und Zacchi 2000). Die maximalen Erträge von Milchsäure liegen bei etwa 78 % der Zucker-Eingangsmasse nach einer Woche (Ghaffar et al. 2014). Die hier angenommenen Erträge liegen etwas darunter, bei 70 %, die sich mit einer deutlich kürzeren Verweildauer von zwei Tagen erreichen lassen (Serna Cock und Rodriguez de Stouvenel 2006).

Ethanol wird nach dem in Aden et al. (2002) und Humbird et al. (2011) beschriebenen Prozess hergestellt. Die verwendeten *Zymomonas mobilis* Organismen können 95 % der Glukose zu Ethanol umzusetzen. Das so gewonnene Ethanol kann im Anschluss vor allem als Kraftstoff eingesetzt werden.

²⁰ In der katalytischen Dehydratisierung werden der Glukose drei Wassermoleküle entzogen, wodurch Glukose zu HMF wird. HMF tendiert aber dazu, zu rehydratisieren, zwei Wassermoleküle wieder anzuhängen, und damit zu Lävulin- oder Ameisensäure zu werden. Dieser Vorgang muss unterdrückt werden, um hohe HMF Erträge zu erzielen (van Dam, et al. 1986).



Der letzte betrachtete Prozess zur Weiterverarbeitung von Glukose ist die Fermentation zu *n*-Butanol. *n*-Butanol hat vielseitige Anwendungsoptionen und kann beispielsweise als Lösungsmittel, Weichmacher oder Aminoharz verwendet werden (Ezeji et al. 2013). Zudem hat *n*-Butanol eine höhere Energiedichte als Ethanol, was es auch als Kraftstoff interessant macht (Qureshi et al. 2013). Die Produktion von *n*-Butanol ist unter den betrachteten Prozessen insofern einzigartig, als dass neben dem Hauptprodukt auch eine kleinere Menge Ethanol als Kuppelprodukt anfällt (Tao et al. 2014; Trinh et al. 2011).

Das erste betrachtete Xylose-Derivat ist Furfural, eine gelbliche Flüssigkeit mit der Summenformel $C_5H_4O_2$, die als chemischer Grundbaustein in vielen Endprodukte weiterverarbeitet werden kann (Hirschberg 1999), darunter beispielsweise Nylon (Kamm et al. 2010b). Abbildung 5-3 verdeutlicht die Komplexität und Vielfalt der Weiterverarbeitungsoptionen, so dass hier nur der chemische Grundbaustein Furfural als mögliches Endprodukt betrachtet und die anschließende Weiterverarbeitung der spezialisierten chemischen Industrie überlassen werden soll. Furfural wird aus C_5 -Zucker (Xylose) gebildet, indem dem Xylose-Molekül drei Wassermoleküle entzogen werden (Kamm et al. 2010b). C_6 -Zucker (beispielsweise Glukose) lassen sich nicht oder nur sehr beschränkt in Furfural umwandeln (Agirrezabal-Telleria et al. 2012; van Buijtenen et al. 2013). Hier wird daher davon ausgegangen, dass ausschließlich die Xylose aus der Hemicellulose zur Produktion von Furfural zur Verfügung steht. Weiterhin wird die Furfural Produktion dadurch eingeschränkt, dass in industriellen Reaktoren lediglich etwa 50 % der Xylose in Furfural umgewandelt werden (Mamman et al. 2008).²¹

Xylit oder Xylitol kann durch Hydrierung aus Xylose hergestellt werden kann. Anwendungsfelder von Xylit sind zum einen die direkte Verwendung in Lebensmitteln als Zuckerersatzstoff oder als flüssigkeitsbindender Wirkstoff in Kosmetika und zum anderen der Einsatz als Rohstoff für die Produktion von Alkydharzen, Tensiden oder Weichmachern (Kamm et al. 2010b). Nicht-marktfähige Nebenprodukte der Furfural- und Xylitproduktion werden jeweils in der Turbine verbrannt und damit zum Endprodukt Strom.

²¹ Theoretisch können maximal 72,7 % des C_5 -Zucker in der Biomasse in Furfural umgesetzt werden (Hirschberg 1999), Mamman et al. (2008) zitieren einige Laborversuche, in denen die Ausbeute auf bis zu 70 % gesteigert wird. In industriellem Maßstab scheint aber ein Ertrag von 50 % realistisch.

bereits untersucht (Belgacem et al. 2003), werden hier aber nicht betrachtet. Alternativ ist Lignin gut brennbar und kann in der Turbine verstromt werden.

Da alle Raffinationsprozesse Wasser verwenden, das nicht unbehandelt an die Umwelt abgegeben werden kann, muss zudem eine Wasserbehandlung Teil der Lignocellulose-Bioraffinerie sein. Die extrahierten organischen Reststoffe werden verstromt.

Das in diesem Abschnitt definierte Produktionssystem ist in Abbildung 5-4 noch einmal schematisch dargestellt. Eine ähnliche Grundstruktur einer Lignocellulose-Bioraffinerie wird beispielsweise auch von Celebi et al. (2017) verwendet.

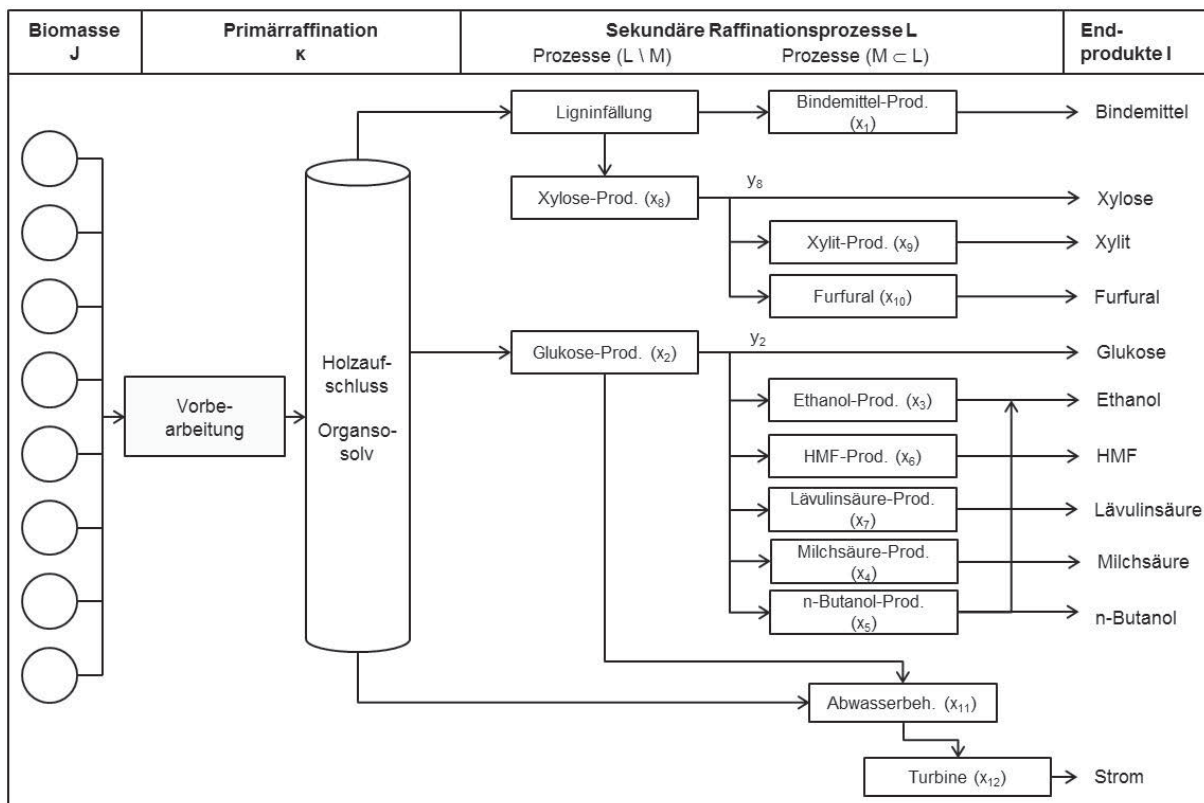


Abbildung 5-4: Grundstruktur der modellierten Lignocellulose-Bioraffinerie

5.2 Modellierung der Lignocellulose-Bioraffinerie

In diesem Abschnitt wird das im vorigen Abschnitt beschriebene Produktionssystem der Lignocellulose-Bioraffinerie formal modelliert. Dazu wird zunächst die Nomenklatur festgelegt, die sich, so weit möglich, mit der Nomenklatur des Modells aus Fallstudie I in Kapitel 4 deckt. Aus Gründen der Übersichtlichkeit beginnt die Indizes der Produktionsprozesse x_l wieder bei $l = 1$. Dabei entspricht x_1 aus Fallstudie I also explizit nicht x_1 aus Fallstudie II. Anschließend werden die Zielfunktion sowie die Nebenbedingungen des Modells formal definiert und erläutert.



5.2.1 Nomenklatur

Mengen

H	$\subseteq I$ aller Produkte h , die sowohl Zwischen- als auch Endprodukt sein können
I	Menge aller marktfähigen Endprodukte i
J	Menge aller Biomassequellen j
L	Menge aller sekundären Raffinationseinheiten l
M	Menge aller sekundären Raffinationseinheiten m , die ausschließlich marktfähige Endprodukte herstellen

Parameter

vp_i	Verkaufspreise der Endprodukts $i \in I$ [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
$\gamma_{l,i}$	Ausbeute der Sekundärraffinationseinheit l an Produkt i gemessen an der Inputmasse [$\text{t} \cdot \text{t}_{\text{atro}}^{-1}$]
ep_j	Kosten je Tonne für die Biomasse an Biomassequelle j [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
m_j	Masse der Biomasse an Biomassequelle j [t]
z_j	darrtrockene ²² Masse der Biomasse an Biomassequelle j [t_{atro}]
t_f	fixe Biomasse-Transportkosten [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
t_v	variable Biomasse-Transportkosten [$\text{€} \cdot \text{km}^{-1} \cdot \text{t}^{-1}$]
ξ_j, φ_j	geografische Länge und Breite der Biomassequelle j [m]
p, γ	Parameter zur Approximation der regionalen Infrastruktur mit Hilfe der ℓ_p -Norm
ω_κ	Betriebskosten je Tonne Inputkapazität in der Primärraffination [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
ω_l	Betriebskosten je Tonne Inputkapazität in der Sekundärraffinationseinheit l [$\text{€} \cdot \text{t}^{-1}$]
Θ	Faktor zur Bestimmung der Investition außerhalb der Anlagengrenzen
f	Kapitalkostensatz [$\% \cdot \text{a}^{-1}$]
e	Anteil Stromproduktion an der Gesamtkapazität κ , der zum Betrieb der Anlage benötigt wird [%]
a_κ	Basisinvestition für 1 Tonne Inputkapazität der Primärraffination [€]
δ_κ	Größendegressionsexponent der Primärraffination
a_l	Basisinvestition für 1 Tonne Produktionskapazität der sekundären Raffinationseinheit l [€]

²² Darrtrocken bezeichnet den weitestgehend wasserfreien Zustand des Holzes nach Trocknung. Die zugehörige Maßeinheit ist als t_{atro} definiert, wobei atro für „absolut trocken“ steht.



δ_l	Größendegressionsexponent der sekundären Raffinationseinheit l
Λ_i	Weltmarktvolumen für Produkt $i \in I$
ρ	Anteil des Weltmarktes, der von der Bioraffinerie (bei gegebenen Preisen) übernommen werden kann [%]

Variablen

ξ_{loc}, φ_{loc}	geografische Länge und Breite des potentiellen Bioraffinerie-Standortes [m]
κ	Produktionskapazität der Primärraffination [$t \cdot a^{-1}$]
s_{lig}	Anteil Lignin an der gesamten Inputbiomasse [%]
s_{cel}	Anteil Cellulose an der gesamten Inputbiomasse [%]
s_{hem}	Anteil Hemicellulose an der gesamten Inputbiomasse [%]
s_{and}	Anteil anderer Stoffe als Lignin, Cellulose und Hemicellulose an der gesamten Inputbiomasse [%]
x_l	Produktionskapazität der sekundären Raffinationseinheiten $l \in L$ [$t \cdot a^{-1}$]
y_h	Menge des Produktes $h \in H$, das direkt auf dem Markt verkauft wird und nicht zur weiteren Aufbereitung zur Verfügung steht [$t \cdot a^{-1}$]
\bar{j}	Anzahl benötigter Biomassequellen j zur Befriedigung der Kapazität κ

5.2.2 Zielfunktion zur Maximierung des Return on Investment einer Lignocellulose-Bioraffinerie

Wie auch in der ersten Fallstudie zur Optimierung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland sollen Standort, Kapazität und Konfiguration der modellierte Lignocellulose-Bioraffinerie so gewählt werden, dass sich der maximale Return on Investment (ROI) ergibt. Die Grundstruktur der Zielfunktion 5.1 entspricht daher weitestgehend der Zielfunktion aus Abschnitt 4.2.2. Da die Zielfunktion dennoch einige Unterschiede aufweist, werden die einzelnen Terme im Folgenden genauer definiert.

$$\max! ROI = \frac{U - C_{Bio} - C_{Bet} - C_{Inv}}{I} \quad 5.1$$

Die Umsätze U ergeben sich nach Gleichung 5.2 wiederum aus den Kapazitäten der verschiedenen Aufbereitungseinheiten x_l und den Verkaufspreisen vp_i der Produkte. Anders als bei der Fischer-Tropsch-Synthese kann aber die Kapazität x_l der sekundären Raffinationseinheiten nicht direkt als Produktionskapazität und damit verfügbare



Produktmenge angenommen werden, da die chemischen Prozesse in der Lignocellulose-Bioraffinerie sehr unterschiedliche Selektivitäten <1 aufweisen (vgl. Tabelle 5-3 auf Seite 142). Daher wird der prozess- und produktspezifische Faktor $\Upsilon_{l,i}$ benötigt, um von der Inputkapazität x_l der Aufbereitungseinheit l auf die Produktmenge des Produktes i schließen zu können.

Darüber hinaus existiert in der Lignocellulose-Bioraffinerie eine Menge $(L \setminus M)$ von Prozessen, die sowohl Zwischenprodukte für die Herstellung weiterer Endprodukte, als auch direkt marktfähige Endprodukte sind. Über die Verwendung dieser Produkte $h \in H \subset I$ muss daher separat entschieden werden. Mögliche Umsätze aus dem Verkauf dieser Produkte werden im letzten Term der Gleichung 5.2 berücksichtigt.

$$U = \sum_{m=1}^M \sum_{i=1}^I (x_m \cdot \Upsilon_{m,i} \cdot vp_i) + \sum_{H \subset I} (y_h \cdot vp_h) \quad 5.2$$

Der Term zur Bestimmung der Biomassekosten C_{Bio} in Gleichung 5.3 folgt der gleichen Logik wie die Berechnung der Biomassekosten in Fallstudie I in Abschnitt 4.2.2. Die Masse m_j der Biomasse an Biomassequelle j wird multipliziert mit den Einkaufspreisen je Tonne ep_j , den fixen Transportkosten je Tonne t_f und dem Produkt aus variablen Transportkosten je Tonne und Kilometer t_v und der approximierten Transportstrecke auf der Straße d_s .

$$C_{Bio} = \sum_{j=1}^J (m_j (ek_j + t_f + t_v \cdot d_s)) \quad 5.3$$

Anders als die zuvor approximierten Distanzen auf dem deutschen Straßennetz (Berens und Körling 1985), lassen sich die Distanzen auf dem kanadischen Straßennetz gut durch die etablierte gewichtete ℓ_p -Norm approximieren (ReVelle und Eiselt 2005; Brimberg et al. 2007). Daher werden die Distanzen auf der Straße d_s in dieser zweiten Fallstudie mittels der ℓ_p -Norm geschätzt, die in Gleichung 5.4 dargestellt ist.

$$d_s = \gamma (|\xi_{loc} - \xi_j|^p + |\varphi_{loc} - \varphi_j|^p)^{\frac{1}{p}} \cdot 10^{-3} \quad 5.4$$



Die Bestimmung der letzten benötigten Biomassequelle \bar{j} nach Gleichung 5.5 verläuft analog zu Fallstudie I. Beginnend mit derjenigen Biomassequelle $j \in J$, die dem potentiellen Standort $(\xi_{loc}, \varphi_{loc})$ am nächsten ist, werden die verfügbaren Mengen an Biomasse in t_{atro} ²³ aufsummiert bis sie die Gesamtinputkapazität κ der Anlage befriedigen können. Hier werden z_j in t_{atro} anstatt der Frischmasse m_j verwendet, da diese entscheidend für die Produktionskapazität der Anlage sind.

$$\bar{j} = \arg \min_{j' \in J} \sum_{j=1}^{j'} z_j \mid \sum_{j=1}^{j'} z_j \geq \kappa \quad 5.5$$

Gleichung 5.6 berechnet die Betriebskosten der Lignocellulose-Bioraffinerie in Abhängigkeit der Gesamtkapazität κ und der Kapazitäten der sekundären Raffinationseinheiten x_l . Der erste Term repräsentiert den Eigenverbrauch an Strom für die Aufrechterhaltung des Produktionsprozesses anteilig an der Gesamtkapazität κ . Anders als in der Fischer-Tropsch-Synthese werden in der Lignocellulose-Bioraffinerie größere Mengen Betriebsmittel benötigt. ω_κ und ω_l bezeichnen die Kosten für Betriebsmittel, die pro Tonne Inputkapazität der Primärraffination κ bzw. der Sekundärraffinationseinheiten x_l anfallen.

$$C_{Bet} = e \cdot vp_{11} \cdot \kappa + \omega_\kappa \cdot \kappa + \sum_{l=1}^L (\omega_l \cdot x_l) \quad 5.6$$

Der letzte Term im Zähler der Zielfunktion ist in Gleichung 5.7 gegeben und repräsentiert die investitionsabhängigen Kosten C_{Inv} . Für ihre Berechnung muss zunächst die Höhe der Investition bestimmt werden. Mit Hilfe der tatsächlichen Kapazitäten κ bzw. x_l und den zugehörigen Skalierungsexponenten δ_κ bzw. δ_l wird dazu die Basisinvestition a_κ bzw. a_l extrapoliert. Die so bestimmte Investition wird dann mit dem Kapitalkostensatz f und einem Faktor zur Bestimmung der Investition außerhalb der Betriebsgrenzen Θ multipliziert, um die investitionsabhängigen Kosten C_{Inv} zu bestimmen.

$$C_{Inv} = \Theta \cdot f \cdot \left(a_\kappa \cdot \kappa^{\delta_\kappa} + \sum_{l=1}^L (a_l \cdot x_l^{\delta_l}) \right) \quad 5.7$$

²³ Die Angabe t_{atro} beschreibt die absolut trockene Masse eines Materials, also die Masse, die das Material hätte, wenn 0 % Wasser enthalten wären. Praktisch lässt sich Biomasse nur mit hohem Aufwand in einen absolut trockenen Zustand bringen, was aber für den Bioraffinerieprozess auch nicht nötig ist. Dennoch entscheidet die Trockenmasse über die Menge an Endprodukt, die aus der Biomasse gewonnen werden kann.



Abschließend wird durch Gleichung 5.8 die Gesamtinvestition I bestimmt.

$$I = \Theta \cdot \left(a_{\kappa} \cdot \kappa^{\delta_{\kappa}} + \sum_{l=1}^L (a_l \cdot x_l^{\delta_l}) \right) \quad 5.8$$

5.2.3 Nebenbedingungen Produktionssystem

Während die in Abschnitt 5.2.1 beschriebene Zielfunktion sich nur in Details von der Zielfunktion aus Fallstudie I (Abschnitt 4.2.2 ab Seite 73) unterscheidet, weichen die Nebenbedingungen, die das Produktionssystem beschreiben, deutlich ab. Basis der Betrachtung des Produktsystems ist die Menge absolut trockener Biomasse, die die Eingangskapazität κ der Anlage definiert (Gleichung 5.9).

$$\kappa = \sum_{j=1}^J z_j \quad 5.9$$

Wie in Abbildung 5-4 dargestellt, teilt sich der Produktstrom nach der Primärraffination zunächst in drei Äste auf, die jeweils eines der drei Hauptbestandteile – Lignin, Cellulose und Hemicellulose – des in der Primärraffination aufgeschlossenen Holzes verwenden. Die Anteile dieser drei Bestandteile variieren je nach Art der Biomasse. Während der Bestimmung der letzten benötigten Biomassequelle j' wird auch die Holzart registriert und die entsprechenden Anteile an Lignin s_{lig} , Cellulose s_{cel} und Hemicellulose s_{hem} berechnet. Neben den drei Hauptbestandteilen kann die Inputbiomasse noch andere Komponenten enthalten, die unter s_{and} zusammengefasst werden und aus denen in der Lignocellulose-Bioraffinerie kein marktfähiges Endprodukt hergestellt werden kann. s_{and} wird nach Gleichung 5.10 berechnet.

$$s_{and} = 1 - s_{lig} - s_{cel} - s_{hem} \quad 5.10$$

Nach dem Holzaufschluss werden die Holzfraktionen den weiteren Bearbeitungsschritten zugeführt. Deren maximale Kapazität hängt vom Anteil der jeweiligen Fraktionen am Gesamtproduktstrom ab. Jedoch sind die Produktströme, die die sekundären Raffinationseinheiten erreichen, nicht sortenrein. Nach der Aufspaltung der drei Produktströme ist beispielsweise noch eine nennenswerte Menge Lignin in den Produktströmen gelöst, die in die Cellulose- und Hemicelluloseverarbeitung gehen. Daher ist die maxi-



male Inputkapazität x_1 der Bindemittelproduktion, die Lignin als Input benötigt, kleiner als die Gesamtmasse ($s_{lig} \cdot \kappa$) an enthaltenem Lignin in der Eingangsmasse (Ungleichung 5.11). Die Aufteilung der Produktströme in den Ungleichungen 5.11 bis 5.13 sind aus Michels et al. (2014) hergeleitet.

$$x_1 \leq 0.598 \cdot s_{lig} \cdot \kappa \quad 5.11$$

Ungleichung 5.12 definiert die maximale Inputkapazität x_2 der Cellulose-Hydrolyse, die Cellulose zu Glukose verarbeitet. Cellulose macht dabei lediglich gut drei Viertel des Produktstroms aus dem Holzaufschluss aus. Die übrigen knapp 25 % Prozent der Masse dieses Produktstroms besteht aus Hemicellulosen und Lignin. Diese Anteile können nicht verarbeitet werden. Nichtsdestotrotz muss die physische Inputkapazität des Raffinationsprozesses auf die Größe des gesamten Inputstroms ausgelegt sein. Daher muss die Inputkapazität x_2 größer sein als es die reine Verfügbarkeit von Cellulose verlangen würde, und zwar um den Faktor $0,7551^{-1} \approx 1,324$.

$$x_2 \leq 1,324 \cdot s_{cel} \cdot \kappa \quad 5.12$$

Da die aggregierte Inputkapazität der drei Prozesse aus den Ungleichungen 5.11 bis 5.13 nicht größer sein kann als die Gesamtkapazität κ und der Prozess der Hemicellulose-Hydrolyse alle anderen Produktfraktionen aufnimmt (Michels et al. 2014), ergibt sich deren maximale Inputkapazität x_8 aus den Faktoren der Ungleichungen 5.11 und 5.12, wie in Ungleichung 5.13 angegeben. Damit ist die maximale Inputkapazität der Hemicellulose-Hydrolyse ebenso größer, als die reine Verfügbarkeit von Hemicellulose in der Eingangsbiomasse verlangen würde.

$$x_8 \leq \frac{(s_{hem} + s_{and}) \cdot \kappa}{1.324 \cdot 0,598} \quad 5.13$$

Die drei Prozesse, die in den Ungleichungen 5.11 bis 5.13 modelliert sind, liefern bereits marktfähige Produkte. Während Lignin jedoch nur entweder in Prozess $l = 1$ zu Bindemittel ($i = 1$) verarbeitet oder in der Turbine zur Stromproduktion verbrannt werden kann, ist hier keine weitere Modellierung nachfolgender Prozesse notwendig. Die Glukose ($i = 2$) kann jedoch entweder direkt auf dem Weltmarkt verkauft, oder in weiteren Raffinationsschritten $l = 3$ bis $l = 7$ zu höherwertigen Produkten aufbereitet werden. Daher wird die Variable y_2 benötigt, die über die Menge der direkt abgesetzten



Glukose bestimmt. Ungleichung 5.14 definiert, dass diese Menge nicht größer sein kann als die Menge der produzierten Glukose. Zur Bestimmung dieser Menge wird die Inputkapazität x_2 der Cellulose-Hydrolyse mit $Y_{2,2}$ multipliziert, das den Glukoseertrag der Cellulose-Hydrolyse relativ zur Inputkapazität repräsentiert.

$$y_2 \leq x_2 \cdot Y_{2,2} \quad 5.14$$

Glukose, die direkt auf dem Weltmarkt abgesetzt wird, steht nicht mehr zur Aufbereitung in nachfolgenden Raffinationseinheiten zur Verfügung. Zudem konkurrieren die Raffinationseinheiten, die Glukose verwenden, um den Input. Diese Beschränkung (Ungleichung 5.15) ist in der Struktur für jede der Aufbereitungseinheiten $l = 3$ bis $l = 7$ die gleiche.

$$x_{l'} \leq x_2 \cdot Y_{2,2} - \sum_{l=3}^7 x_l + x_{l'} - y_2 \quad \forall l' \in \{3,4,5,6,7\} \quad 5.15$$

Analog zur Glukose kann auch Xylose direkt auf dem Weltmarkt abgesetzt werden, was die Einführung einer weiteren Variablen y_8 über die verkaufte Menge an Xylose aus der Hemicellulose-Hydrolyse erfordert. Wiederum kann nicht mehr Xylose verkauft werden, als in der Hemicellulose-Hydrolyse hergestellt wird (Ungleichung 5.16).

$$y_8 \leq x_8 \cdot Y_{8,8} \quad 5.16$$

Für Xylose, die nicht direkt verkauft wird, stehen mit der Weiterverarbeitung zu Xylit in Prozess $l = 9$ und zu Furfural in Prozess $l = 10$ zwei weitere Aufbereitungsoptionen zur Auswahl (Ungleichung 5.17).

$$x_{l'} \leq x_8 \cdot Y_{8,8} - \sum_{l=9}^{10} x_l + x_{l'} - y_8 \quad \forall l' \in \{9,10\} \quad 5.17$$

Schließlich ist eine Abwasserbehandlung notwendig. Alle Prozesse arbeiten zu einem gewissen Grad mit Wasser, das mit verschiedenen Reaktanten versetzt wird. Die Rückstände der Raffinationsprozesse sollen aus dem Wasser gefiltert werden, wobei die Menge der aus der Eingangsbiomasse zurückbleibenden Materialien ausschlaggebend für die Kapazität x_{11} der Abwasserbehandlung ist. Diese Menge kann mit Hilfe von Glei-



chung 5.18 bestimmt werden, indem die Masse der am Markt abgesetzten stofflichen Produkte von der insgesamt eingesetzten Biomasse abgezogen wird.

$$x_{11} = \kappa - \sum_M \sum_i (x_m \cdot \gamma_{m,i}) + x_{12} \cdot \gamma_{12,11} - y_2 - y_8 \quad 5.18$$

Der organische Klärschlamm, der in der Abwasserbehandlung aus dem Wasser gefiltert wird, kann anschließend zur Stromproduktion ($l = 12$) verwendet werden. Die Kapazität x_{12} des Kessels mit Dampfturbine muss damit gleich der Kapazität x_{11} der Abwasserbehandlung sein (Gleichung 5.19). Streng genommen handelt es sich damit um nur eine Variable, zur besseren Verständlichkeit des Modells werden x_{11} und x_{12} aber separat benannt. Die bei der Stromproduktion entstehende Wärme kann nicht verkauft werden, da davon ausgegangen wird, dass die Anlage in einem eher abgelegenen Gebiet errichtet wird und Wärmetransport über längere Strecken nicht wirtschaftlich ist. Stattdessen wird die Abwärme genutzt, um endotherme Raffinationsprozesse zu versorgen und den Klärschlamm zu trocknen.

$$x_{12} = x_{11} \quad 5.19$$

5.2.4 Nebenbedingungen Absatzmarkt

Viele der potentiellen Produkte einer Lignocellulose-Bioraffinerie weisen ein großes Potential auf, mittelfristig petrochemisch gewonnene Produkte zu ersetzen (Wang et al. 2014b). Allerdings handelt es sich bei einigen der Produkte gegenwärtig noch um reine Nischenprodukte mit wenig etablierten Methoden der Weiterverarbeitung und Anwendung. Die potentiellen maximalen Produktionskapazitäten x_l einiger Aufbereitungseinheiten mit den Nebenbedingungen des Produktionssystems der Lignocellulose-Bioraffinerie übersteigen dabei schnell das gegenwärtige Weltmarktvolumen um ein Vielfaches. Daher sind die grundlegenden Annahmen der Bioraffinerie als Preisnehmer und das unbegrenzte Aufnahmevermögen des Weltmarktes nicht haltbar. Die Bestimmung von fundierten Preiselastizitäten ist äußerst komplex und benötigt umfangreiche Daten und Berechnungen (Jochem et al. 2016). Zudem finden selbst Studien, die sich intensiv mit der Bestimmung von Preiselastizitäten befassen, in Abhängigkeit der getroffenen Annahmen, teilweise äußerst unterschiedliche Werte für das gleiche Produkt (Miller und Alberini 2016). Hier wird daher davon abgesehen, die Verkaufspreise variabel zu gestalten. Stattdessen wird der Ansatz verfolgt, nur einen bestimmten Anteil ρ des Weltmarktvolumens Λ_i aller Produkte $i \in I$ als zugänglich zu betrachten, dies



aber zum fixen Preis vp_i . Die Beschränkung der Kapazitäten x_m der Raffinationseinheiten, die ausschließlich marktfähige Endprodukte herstellen, ist in Ungleichung 5.20 dargelegt. Diese Beschränkung wirkt sich direkt auf die Konfiguration der Lignocellulose-Bioraffinerie aus.

$$x_m \leq \frac{\rho \cdot \Lambda_i}{\Upsilon_{m,i}} \quad \forall \Upsilon_{m,i} > 0 \quad 5.20$$

Die gleiche Beschränkung gilt auch für die Zwischenprodukte, die mit der Menge y_h direkt am Markt verkauft werden (Ungleichung 5.21). Hier ist zu beachten, dass nicht die Kapazität x_l der Aufbereitungseinheiten $l \in (L \setminus M)$ beschränkt wird, sondern die abgesetzte Menge y_h . Die Produktionskapazitäten dieser Einheiten können durchaus die Marktbeschränkung übersteigen, da das resultierende Zwischenprodukt zur Produktion weiterer Endprodukte verwendet werden kann.

$$y_h \leq \rho \cdot \Lambda_h \quad | \quad h \in H \subseteq I \quad 5.21$$

5.2.5 Nebenbedingungen mit Bezug zu geografischen Daten: Standort und Kapazität

Die Nebenbedingungen mit Bezug zu geografischen Daten entsprechen weitestgehend denen aus Fallstudie I in Abschnitt 4.2.4. Der potentielle Standort muss wiederum innerhalb der Grenzen der angestrebten Region liegen (5.22).

$$(\xi_{loc}, \varphi_{loc}) \in \text{zulässiger Bereich} \quad 5.22$$

Weiterhin darf die Gesamtkapazität κ nicht die Summe der verfügbaren Biomasse überschreiten (Ungleichung 5.23).

$$0 < \kappa \leq \sum_J z_j \quad 5.23$$

Wiederum stellt Ungleichung 5.23 indirekt bereits sicher, dass auch die Nebenbedingung in Ungleichung 5.24 eingehalten wird, nämlich dass der Index der letzten benötigten Biomassequelle kleiner gleich der Mächtigkeit der Menge J sein muss. Andernfalls



könnte die Kapazität der Anlage nicht aus den verfügbaren Biomassequellen $j \in J$ versorgt werden.

$$\bar{j} \leq |J| \quad 5.24$$

5.3 Vorbereitung der geografischen Daten für den Cariboo District, British Columbia, Kanada

Im Wesentlichen entsprechen die Vorbereitungsschritte für die geografischen Daten denen, die in Abbildung 4-3 in Abschnitt 4.3 erläutert wurden. Allerdings müssen diese teilweise aufgrund einer anderen forstwirtschaftlichen Herangehensweise sowie anderer Struktur der Geodaten angepasst werden. In British Columbia war bis in die 1990er Jahren der komplette Kahlschlag eines Gebietes vorherrschend, das dann als *Cutblock* bezeichnet wird. Seitdem hat sich der Anteil des sogenannten Kahlschlages mit Reserven deutlich erhöht, bei dem auf der abzuerntenden Fläche kleinere Baumgruppen zur erleichterten Wiederaufforstung belassen werden.

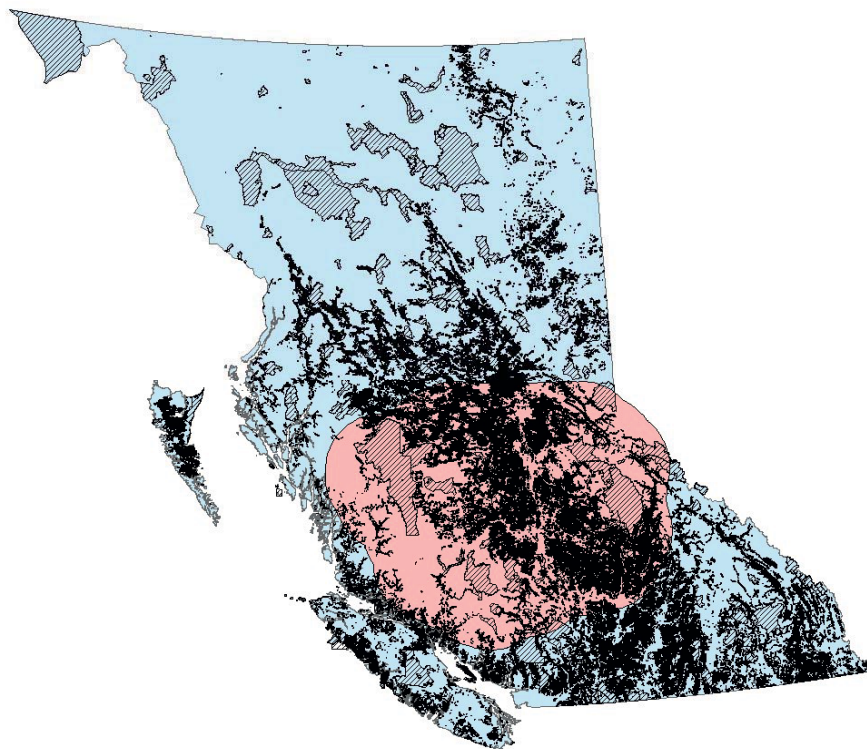


Abbildung 5-5: Abgeerntete Waldflächen (schwarz) in British Columbia (blau) und dem potentiellen Einzugsgebiet der Lignocellulose-Bioraffinerie (rosa)



Wie zuvor wird zunächst der betrachtete Bereich aus dem gesamten Datensatz ausgeschnitten, um die Größe des Datensatzes auf die relevanten Daten zu reduzieren. Die Menge der möglichen Biomasseversorgungspunkte wird mittels eines Polygons, das durch einen 100 km Puffer um die Grenzen des Cariboo Districts herum gebildet wird, aus dem Bodenbedeckungsdatensatz für ganz British Columbia herausgeschnitten. Zusätzlich werden aus den übrigen Daten zum einen die National- und Provinzparke und zum anderen die in den vergangenen 100 Jahren bereits abgeernteten Flächen herausgeschnitten, da hier keine Holzernte durchgeführt wird. Das Polygon um die Grenzen des Cariboo Districts sowie die nicht zur Verfügung stehenden Flächen sind in Abbildung 5-5 dargestellt. Weiterhin werden Flächen <1 ha ebenso aus dem Datensatz entfernt, da hier angenommen wird, dass sich eine Ernte des Holzes erst ab dieser Größe rentiert.

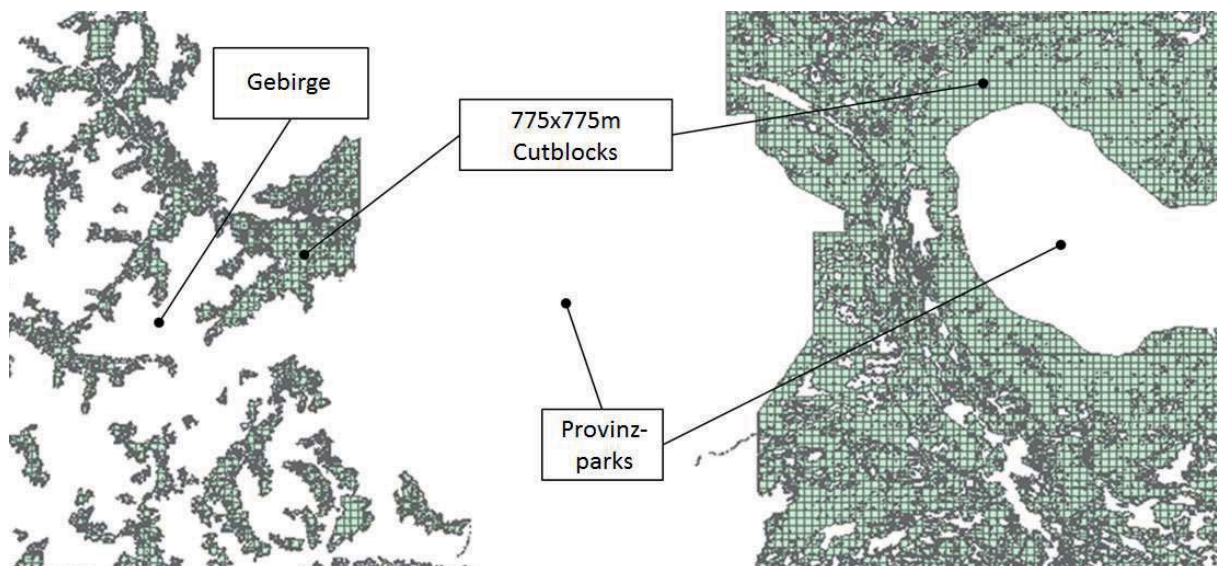


Abbildung 5-6: Ausschnitt der Cutblock-Struktur

Zudem ist die Größe der Cutblocks in den meisten Teilen British Columbias auf maximal 60 Hektar beschränkt. Alle Flächen, die größer als 60 Hektar sind, werden mit Hilfe eines Rasters aus Quadraten mit einer Kantenlänge von 775 Metern zerteilt²⁴. Somit wird sichergestellt, dass die maximale Fläche der Polygone etwa 60 Hektar beträgt. Die resultierende Struktur ist in Abbildung 5-6 dargestellt. Die Polygone werden nun als potentielle Cutblocks verstanden. Die durchschnittliche Größe eines Cutblocks beträgt nach diesen Bearbeitungsschritten 25 ha. Vor dem Hintergrund, dass die Cutblockgröße über die Jahre konstant geringer wurde, kommt dieser Wert der durchschnittlichen Cutblockgröße von 30 ha im Jahr 2006 ausreichend nahe (Ministry of Forests, Mines

²⁴ $775\text{m} \cdot 775\text{m} = 600.625\text{m}^2 = 60,0625$ ha



and Lands 2010). Der Schwerpunkt jedes Polygons wird als Biomassequelle angesehen, von der aus die Bioraffinerie beliefert werden kann (vgl. Abschnitt 4.3). Dieser Vorgang wird für die drei Waldarten „coniferous“, „broadleaf“ und „mixed“, also Nadel-, Laub- und Mischwald, durchgeführt. Insgesamt ergeben sich mit diesem Vorgehen 459.490 potentielle Cutblocks.

Wie auch in Abschnitt 4.3 für die erste Fallstudie beschrieben, können die Geodaten nun mit Hilfe der Transformationswerkzeuge aus ArcGIS in ein Excel-Format übertragen werden. Wiederum muss dabei beachtet werden, dass ArcGIS die Daten im xls-Format der Excel Versionen 1997-2003 speichert, so dass maximal 65.536 Elemente gleichzeitig exportiert werden können. Der Datensatz der insgesamt knapp 460.000 potentiellen Biomassequellen muss daher in mehrere kleinere Datensätze unterteilt werden. Das anschließende Zusammenführen der Daten in einer in Python einlesbaren csv-Datei stellt dabei kein Problem dar, da dieses Dateiformat keine Begrenzung für die Dateigröße aufweist. Die resultierende csv-Datei hat eine Größe von knapp 40 Megabyte. Jede Zeile repräsentiert einen Cutblock $j \in J$, der durch einen Vektor mit den folgenden Informationen repräsentiert ist: „id“ (Eindeutiger Identifikator jedes Biomasseversorgungspunkts), „classification“ (Zuordnung zu den Biomassearten), „area_ha“ (Fläche in ha), „amount[t]“ (bei Ernte verfügbare frische Biomasse), „amount[t_{atro}]“ (bei Ernte verfügbare Trockenmasse), „point_x“ (x-Koordinate in Metern) und „point_y“ (y-Koordinate in Metern).

Ein ähnliches Vorgehen auf Basis historischer Daten wurde beispielsweise auch in Flisberg et al. (2015) gewählt. Hier wurden die etwa 58.000 Biomassequellen jedoch zu 1.377 Arealen aggregiert, um die Lösbarkeit des linearen Optimierungsmodells sicherzustellen. Dies ist im Ansatz dieser Arbeit aufgrund der Verwendung einer Lösungsheuristik nicht notwendig.

5.4 Bestimmung der Modellparameter

In diesem Abschnitt werden die Optimierungsparameter bestimmt, die zur Berechnung des in Abschnitt 5.2 aufgestellten Modells benötigt werden. Analog zum Vorgehen in Abschnitt 4.4 wird dies unterteilt in vier Bereiche vorgenommen.

5.4.1 Biomasseverfügbarkeit und Biomassebedarf

Im ersten Jahrzehnt des 21. Jahrhunderts wurden in British Columbia im Schnitt jährlich etwa 200.000 ha Wald abgeerntet. Die durchschnittliche Größe einer Erntefläche lag im Jahr 2006 bei 30 ha (Ministry of Forests, Mines and Lands 2010). Daraus ergibt



sich, dass jährlich etwa 6.700 Flächen abgeerntet werden. Wie bereits in Abbildung 5-5 deutlich wurde, ist diese Fläche jedoch nicht gleichmäßig über die gesamte Provinz verteilt (Ministry of Forests und Ministry of Sustainable Resource Management 2003). Obwohl der Bereich des Cariboo Districts mit einer Puffer-Zone von 100 km um die Grenzen herum nur etwa 26 % der Fläche von British Columbia ausmacht, lag der Anteil der in diesem Gebiet abgeernteten Fläche in Relation zu den provinzwweit abgeernteten Flächen deutlich höher, bei etwa 43 % (siehe Abbildung 5-7). Die jährlich abgeerntete Fläche im betrachteten Gebiet liegt damit bei etwa 86.000 ha.

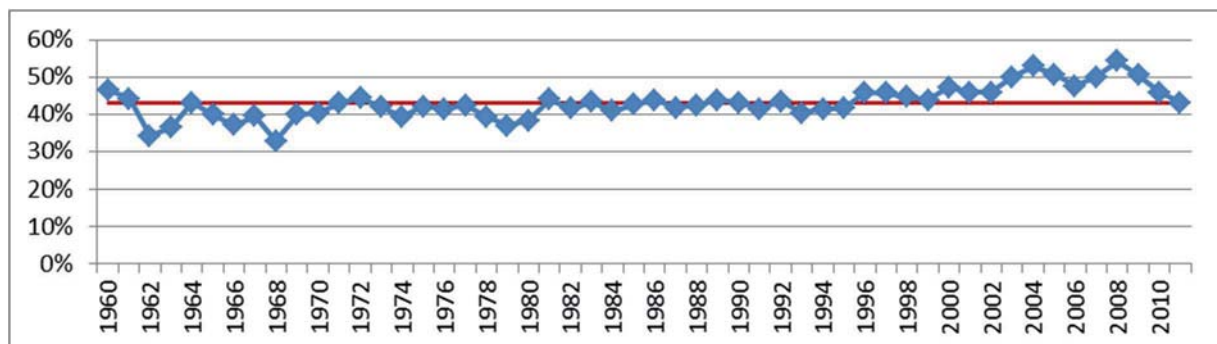


Abbildung 5-7: Verhältnis der abgeholzten Fläche im Betrachtungsbereich zur insgesamt abgeholzten Fläche in British Columbia, eigene Berechnung mit Daten von [Province of British Columbia 2011]

Zudem ist zu erwarten, dass aufgrund der Bergkiefernkäfer-Plage in den kommenden Jahren ein höherer Einschlag realisiert werden kann, um das ohnehin abgestorbene Holz nicht ungenutzt verrotten zu lassen. Dabei wird angenommen, dass der Einschlag in British Columbia in den nächsten Jahren um bis zu 130 % höher ist (Cambero et al. 2015). In dieser Arbeit wird etwas konservativer mit einem zusätzlichen Einschlag von 100 % gerechnet, wodurch sich die jährlich abzuerntende Fläche auf 172.000 ha erhöht. Da die Anlage zunächst für 20 Jahre Betriebszeit geplant werden soll, ergeben sich über den gesamten Planungszeitraum $20 \cdot 172.000 \text{ ha} = 3.440.000 \text{ ha}$ abzuerntender Fläche. Daher werden so lange zufällig Cutblocks aus der gesamten Menge an Cutblocks gezogen, bis deren Gesamtfläche eben dieser Gesamtfläche entspricht. Auf der Basis dieser Auswahl werden die Einkaufs- und Transportkosten für die Biomasse berechnet und durch 20 geteilt, um so die durchschnittlichen Kosten für ein Jahr zu erhalten. Der letzte Schritt ist notwendig, da die ökonomische Bewertung auf Basis des statischen ROI bezogen auf ein Betriebsjahr durchgeführt wird. Da die langfristige Verfügbarkeit von Restholz unsicher ist (BC Hydro 2010), wird dieser Parameter in der Sensitivitätsanalyse in Abschnitt 5.5.2 genauer betrachtet.



Dymond et al. (2010) geben spezifische Verfügbarkeiten von Restbiomassen bei der Holzernte für verschiedene Regionen in Kanada an. In weiten Teilen British Columbias fallen verwertbare Erntereste im Bereich von 3 bis 3,5 kg je Quadratmeter an. Hochgerechnet auf einen Hektar ergibt sich damit ein Ertrag von durchschnittlich 32,5 t. Bei einem Wassergehalt von frischem Holz von etwa 50 % ergeben sich somit 16,25 t_{atro}/ha. Dabei wird beachtet, dass ein Anteil von etwa 30 % der gesamten Restholzmenge auf der Fläche verbleibt, um ein stabiles Nährstoffniveau im Boden zu erhalten (Roach und Berch 2014).

Die Bergungskosten für die Residualbiomasse variieren in Kanada je nach Region (Yemshanov et al. 2014). Da die Biomasse neben der reinen Bergung zusätzlich vor Ort gehäckselt werden muss, um sie transportfähig zu machen (Mirkouei et al. 2017; Bradley und Bradburn 2010) und um die Verfügbarkeit sicherzustellen, wird der Einkaufspreis der Biomasse im oberen Bereich der von Yemshanov et al. (2014) angegebenen Bandbreite, auf 120 \$ je Tonne, festgelegt.

Tabelle 5-1: Anteile von Lignin (s_{lig}), Cellulose (s_{cel}) und Hemicellulose (s_{hem}) an den unterschiedlichen Holzarten [Kamm et al. 2010b]

Holzart	s_{lig}	s_{cel}	s_{hem}	s_{and}
Nadelholz	29 %	44 %	27 %	0 %
Laubholz	39 %	21 %	40 %	0 %
Mischholz	34 %	32 %	32 %	0 %

Bei der zufälligen Auswahl der Cutblocks in der Evolutionsstrategie werden keine Quoten von bestimmten Waldarten (Nadel-, Laub-, oder Mischwald) vorausgesetzt. Dennoch spielt die Art des Waldes eine Rolle, da unterschiedliche Holzarten unterschiedliche Mengen an Lignin, Cellulose und Hemicellulose enthalten. Daraus ergeben sich unterschiedliche maximale Produktmengen der Endprodukte, da diese auf unterschiedlichen Zwischenprodukten basieren. Zwischen Holz, das vom Bergkiefernkäfer befallen ist, und gesundem Holz muss nicht unterschieden werden, da der Befall die Zusammensetzung der wesentlichen Bestandteile des Holzes nicht beeinflusst (Pan et al. 2007). Die angenommenen Anteile von Lignin, Cellulose und Hemicellulose sind in Tabelle 5-1 gegeben.

5.4.2 Transporte

Die sogenannte gewichtete ℓ_p -Norm gibt die auf der Straße zurückzulegende Distanz im Verhältnis zur euklidischen Distanz zwischen zwei Punkte für das Straßennetz in British Columbia gut wieder (ReVelle und Eiselt 2005; Brimberg et al. 2007). Daher wer-



den die auf der Straße zurückzulegenden Distanzen d_s in British Columbia anhand der gewichteten ℓ_p -Norm approximiert. Wie in Gleichung 5.25 noch einmal gezeigt, werden, um anhand der vertikalen und horizontalen Distanzen zwischen zwei Koordinatenpaaren mit der ℓ_p -Norm die Distanz auf der Straße zu approximieren, die zwei Parameter γ und p benötigt. Bei empirischen Untersuchungen der Infrastruktur in British Columbia haben sich Werte von $\gamma = 1,319$ und $p = 1,9416$ ergeben (Brimberg und Love 1995).

$$d_s = \gamma(|\xi_{loc} - \xi_j|^p + |\varphi_{loc} - \varphi_j|^p)^{\frac{1}{p}} \quad 5.25$$

Wie schon bei der Festlegung der Biomasseeinkaufspreise wird auch bei den Transportkosten das kaufmännische Vorsichtsprinzip angewendet und im oberen Bereich der angegebenen Bandbreite auf $t_v = 0,33$ \$/tkm festgelegt. Die fixen Transportkosten ergeben sich mit $t_f = 4,67$ \$/t als Durchschnitt aus Kerdoncuff (2008), Marvin et al. (2013) und Brown et al. (2014).

5.4.3 Investition und investitionsabhängige Betriebskosten

Die Daten zur Investition zur Errichtung des Produktionssystems sind verschiedenen Quellen entnommen. So weit möglich, wurden zunächst Daten aus Michels et al. (2014) für den Holzaufschlussprozess verwendet. Da für die Modellberechnungen eine normierte Anlagenkapazität von einer Tonne Trockenmasse benötigt wird, müssen die in der Literatur gefundenen Daten zu Investitionen für die Primär- und Sekundärraffination zunächst auf diese Standardgröße heruntergerechnet werden.

$$a_1 = a_0 \cdot \left(\frac{\kappa_1}{1}\right)^\delta = a_0 \cdot \kappa_1^\delta \quad 5.26$$

Dazu wird die aus Abschnitt 4.4.3 bekannte Formel zur Investitionsschätzung, die in Gleichung 5.26 noch einmal gegeben ist, nach a_0 aufgelöst. Mit Hilfe von Formel 5.27 kann dann die Basisinvestition a_0 aus einer in der Literatur gegebenen Investition a_1 mit der zugehörigen Kapazität κ_1 und dem Größendegressionsexponenten δ berechnet werden.

$$a_0 = a_1 \cdot \kappa_1^{-\delta} \quad 5.27$$



Falls nötig werden die Werte mit Hilfe des Chemical Engineering Plant Cost Index (CEPCI) sowie historischer Wechselkursdaten auf US-\$ (2015) angepasst. Die resultierenden Parameterwerte für die Investitionen in Primär- und Sekundärraffinationseinheiten können Tabelle 5-2 entnommen werden. Hier sind auch die Kosten für Betriebsmittel in den jeweiligen Raffinationseinheiten gegeben.

Tabelle 5-2: Investitionsdaten und Betriebskosten der Raffinationseinheiten, abgeleitet aus [Aden et al. 2002; Åkerberg und Zacchi 2000; Hayes et al. 2010; Humbird et al. 2011; IRENA 2012; Konstantin 2013; Kazi et al. 2011; Marcotullio 2011; Michels et al. 2014; Ravella et al. 2012; Tao et al. 2014]

Index l	Raffinationseinheit l/κ	Basisinvestition $a_{l/\kappa}$	Skalierungsexp. $\delta_{l/\kappa}$	Betriebskosten $\omega_{l/\kappa}$
κ ($\notin L$)	Holzaufschluss	9.927	0,67	45
1	Bindemittel-Produktion	2.074	0,67	0
2	Glukose-Produktion	8.957	0,67	66
3	Ethanol-Produktion	13.265	0,67	12
4	Milchsäure-Produktion	39.003	0,67	359
5	<i>n</i> -butanol-Produktion	13.380	0,67	21
6	HMF-Produktion	22.086	0,67	113
7	Lävulinsäure-Produktion	77.323	0,58	92
8	Xylose-Produktion	8.957	0,67	66
9	Xylit-Produktion	49.185	0,67	150
10	Furfural-Produktion	25.055	0,67	95
11	Abwasserbehandlung	23.474	0,60	15
12	Kessel mit Dampfturbine	2.516	0,75	0

Da detaillierte Daten zu Investitionen zu jeder einzelnen Raffinationseinheit kaum zu finden sind, müssen einige Annahmen getroffen werden, um zu den Investitionsdaten aus Tabelle 5-2 zu gelangen. Beispielhaft wird hier das Vorgehen zur Ermittlung der Basisinvestition a_6 zur HMF-Produktion dargelegt. Kazi et al. (2011) beschreiben eine Produktionsanlage, die aus Fruktose, einem C5-Zucker, 5-Hydromethyl-Furfural (HMF) mit Lävulinsäure als Nebenprodukt herstellt. Da andere Studien ähnliche Methoden vorstellen, die den C6-Zucker Glukose als Eingangsstoff zur HMF-Produkten nutzen (Wang et al. 2014b; Zhao et al. 2007), wird hier davon ausgegangen, dass die Investitionsdaten aus Kazi et al. (2011) auch bei Verwendung von Glukose Gültigkeit besitzen. Insgesamt wird ein Investment von 158,4 Millionen \$ (2007) für die Anlage angegeben. Der mit 64 % überwiegende Teil dieser Investition ergibt sich jedoch für die Aufbereitungseinheiten des Nebenprodukts Lävulinsäure, das hier nicht betrachtet wird, und nach der Produktionsmethode nach Zhao et al. (2007) auch nur in sehr geringen Mengen anfällt. Die Herstellung und Extraktion von HMF macht damit lediglich 36 % der Investition aus, also 57.024.000 \$. Mit Hilfe der Werte des Chemical Engineering Plant



Cost Index (CEPCI) der Jahre 2007 (525,4) und 2015 (556,8) wird dieser Wert in Gleichung 5.28 auf das Betrachtungsjahr 2015 angepasst (Jenkins 2016; Lozowski 2015).

$$57.0024.000 \$ \cdot \frac{556,8}{525,4} = 60.431.981,73 \$ \quad 5.28$$

Da dieser Wert bereits Investitionen außerhalb der Betriebsgrenzen (OSBL) enthält, diese im Modell aber separat berücksichtigt werden, müssen diese in Gleichung 5.29 zunächst herausgerechnet werden.

$$\frac{60.431.981,73 \$}{1,4} = 43.165.701,23 \$ \quad 5.29$$

Die von Kazi et al. (2011) beschriebene Anlage weist eine Produktionskapazität von 174 Tonnen HMF pro Tag (Einheitszeichen: d) auf. Bei einer Verfügbarkeit der Anlage von 90 % ergibt sich die jährliche Produktionskapazität nach Gleichung 5.30.

$$174 \frac{t}{d} \cdot 365 d \cdot 0,9 = 57.159 t \quad 5.30$$

Da die betrachtete Anlage wie beschrieben Glukose statt Fructose verwendet, wird zur Ermittlung der benötigten Glukose-Inputkapazität wieder der von Zhao et al. (2007) beschriebene Prozess zur HMF-Herstellung aus Glukose herangezogen, der eine massebezogene Selektivität von 70 % aufweist. Daraus ergibt sich nach Gleichung 5.31 die jährliche Glukose-Inputkapazität.

$$\frac{57.159 t}{0,7} = 81.655,7 t \quad 5.31$$

Für die beschriebene Anlage werden keine spezifischen Größendegressionsexponenten angegeben, so dass ein Standard-Größendegressionsexponent von 0,67 verwendet wird (Geldermann 2014). Die Basisinvestition a_6 für eine Inputkapazität von einer Tonne Glukose ergibt sich dann nach Gleichung 5.32.

$$a_6 = \frac{43.165.701,23 \$}{81.665,7^{0,67} t} = 22.086 \frac{\$}{t} \quad 5.32$$



Das Vorgehen bei der Ermittlung der übrigen Basisinvestitionen $\mathbf{a}_{l/\kappa}$ ist analog zur beschriebenen Ermittlung von \mathbf{a}_6 und wird hier nicht im Detail dargelegt.

Der Strombedarf für den Holzaufschluss wird von Michels et al. (2014) mit 7,6 MW angegeben. Bei einer angestrebten jährlichen Betriebsdauer von 8.000 Stunden ergibt sich damit ein Stromverbrauch von 60.800 MWh. Umgelegt auf die Inputkapazität κ von 400.000 Tonnen Trockenmasse, was etwa 2 Millionen MWh entspricht, liegt der spezifische Strombedarf e für den Holzaufschluss bei gut 3 %. Um das gesamte System, also auch die Verwaltung und folgende Produktionsschritte, mit Strom zu versorgen, wird der Eigenverbrauch mit $e = 0,05$ etwas höher angesetzt. Die investitionsabhängigen Kosten werden auf $f = 0,1$ festgelegt (Baerns et al. 2013; Cotana et al. 2016), der Faktor für die Investition außerhalb der Betriebsgrenzen, OSBL, auf $\Theta = 1,4$ (Tsagkari et al. 2016). Beim Faktor f der investitionsabhängigen Kosten muss beachtet werden, dass dieser, anders als in Fallstudie I, noch keine Eigenkapitalverzinsung oder Risikoprämie enthält, sondern lediglich zur Deckung der übrigen investitionsabhängigen Kosten wie Versicherung, Umlaufkapital, Fremdkapital angesetzt ist. Die Gewinnerzielungsabsicht eines potentiellen Betreibers einer Lignocellulose-Bioraffinerie ist also bei einem ROI von 0 % noch nicht abgegolten, sondern muss aus dem ROI finanziert werden. Dadurch kann ein potentieller Investor individuell entscheiden, ob der erreichbare ROI als Risikoprämie für die Bereitstellung von Kapital in die innovative Bioraffinerietechnologie ausreicht.

5.4.4 Produkte

Bei der in diesem Kapitel modellierten Lignocellulose-Bioraffinerie muss beachtet werden, dass – anders als bei der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie Fallstudie I – nicht die gesamten Inputs, sondern lediglich ein Anteil $Y_{l,i}$ in Aufbereitungseinheit l zum gewünschten Produkt i umgesetzt wird. Zudem können zwei Zwischenprodukte, Glukose und Xylose, auch direkt als Endprodukte auf dem Weltmarkt abgesetzt werden. Hier muss also entschieden werden, ob eine Weiterverarbeitung überhaupt vorteilhaft ist.

Die in Tabelle 5-3 gegebenen Verkaufspreise vp_i der marktfähigen Produkte werden im Modell als konstant angenommen. Da einige der Produkte jedoch auf dem Weltmarkt in kleineren Volumina gehandelt werden, kann nicht angenommen werden, dass unbegrenzte Mengen der Produkte zu gleichbleibenden Preisen abgesetzt werden können. Um diesem Aspekt in der Modellierung der Bioraffinerie gerecht zu werden, wurde in dieser Arbeit die Annahme getroffen, dass nur ein bestimmter Anteil ρ des gesamten Weltmarktes bedient werden kann, dieser aber zu fixen Preisen. Zunächst wird $\rho = 0,33$ festgelegt. Da dieser Wert frei gewählt und nicht empirisch belegt ist, wird der



Einfluss von ρ auf das Ergebnis der Bioraffinerieplanung in der Sensitivitätsanalyse in Abschnitt 5.5.2 genauer untersucht. Die in Tabelle 5-3 angegebenen Weltmarktgrößen Λ_i für die Produkte i sind der Literatur entnommen. Ein Tabelleneintrag von ∞ signalisiert, dass der Weltmarkt ausreichend groß ist, so dass hier keine Absatzbeschränkung eingehalten werden muss.

Tabelle 5-3: Marktfähige Endprodukte und Produkteigenschaften [Aden et al. 2002; Åkerberg und Zacchi 2000; Budzinski und Nitzsche 2016; Canilha et al. 2013; Chandel 2013; Hayes et al. 2010; Humbird et al. 2011; James 2015; Jiang et al. 2015; Kazi et al. 2011; Klein-Marcuschamer et al. 2011; Mäki-Arvela et al. 2011; Marcotullio 2011; Michels et al. 2014; Morales-Rodriguez et al. 2016; Patel et al. 2010; Qureshi et al. 2013; Ravella et al. 2012; da Silva und Chandel 2012; Tao et al. 2014; Torres et al. 2012]

Index i	Index h	Produkt $i \in I$	Selektivität $Y_{l,i}$	Verkaufspreis vp_i	Weltmarkt Λ_i
1	---	Bindemittel	$Y_{1,1} = 1$	703	∞
2	2	Glukose	$Y_{2,2} = 0,68$	441	∞
3	---	Ethanol	$Y_{3,3} = 0,9$ $Y_{5,3} = 0,127$	565	∞
4	---	Milchsäure	$Y_{4,4} = 0,7$	2000	1.070.171
5	---	<i>n</i> -Butanol	$Y_{5,5} = 0,687$	1300	2.944.000
6	---	HMF	$Y_{6,6} = 0,7$	1330	100
7	---	Lävulinsäure	$Y_{7,7} = 0,5$	3210	2.953
8	8	Xylose	$Y_{8,8} = 0,488$	1200	∞
9	---	Xylit	$Y_{9,9} = 0,75$	4500	184.500
10	---	Furfural	$Y_{10,10} = 0,5$	1450	300.000
11	---	Strom	$Y_{12,11} = 1$	185	∞

Damit sind alle Parameter bestimmt, die zur vollständigen Definition des Entscheidungsproblems aus Abschnitt 5.2 benötigt werden, und das Modell kann mit Hilfe der entwickelten Evolutionsstrategie mit eingebettetem nichtlinearem Programm gelöst werden. Die Ergebnisse der Modellberechnung werden im folgenden Abschnitt 5.5 vorgestellt.

5.5 Ergebnisse

Da das Entscheidungsmodell selbst praktisch dem aus Fallstudie I entspricht, sind auch die Zeiten, die für die Berechnung benötigt werden, vergleichbar. Wiederum liegt die



Rechenzeit, abhängig von Hardware und System²⁵, bei etwa zweieinhalb bis vier Stunden.

5.5.1 Ergebnisse Basisszenario

Das unter den beschriebenen Modellannahmen beste gefundene Ergebnis hat einen ROI von 59,17 %, liegt bei 53,27° nördlicher Breite und 122,03° westlicher Länge in der Nähe von Quesnel und hat eine Inputkapazität von 462.011 t_{atro} Biomasse pro Jahr. Die Anlage wird aus einem Umkreis von 135 km aus insgesamt 24.334 Holzernteflächen versorgt (Abbildung 5-8).

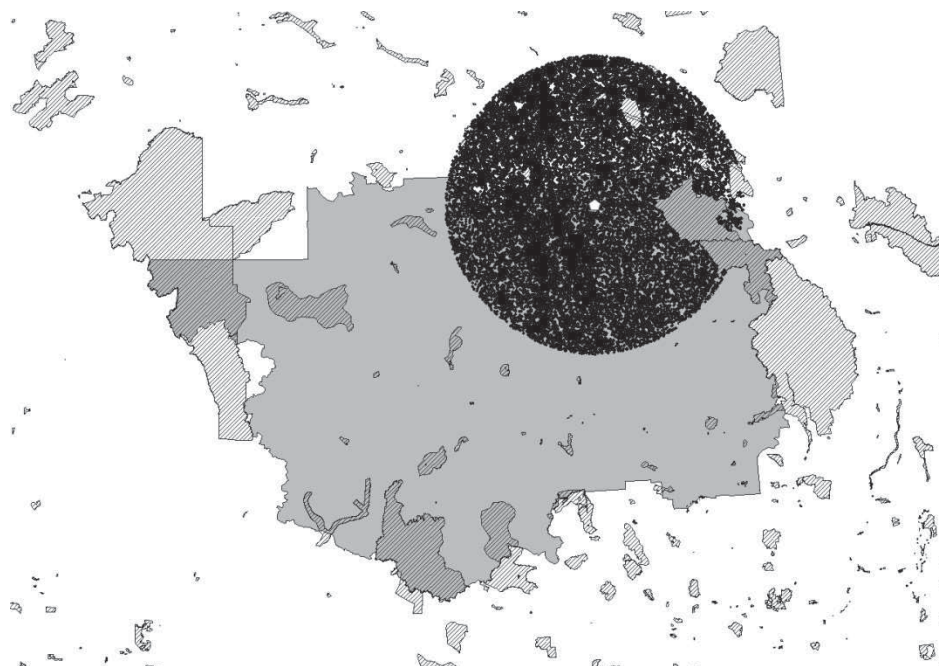


Abbildung 5-8: Standort (weiß) und Biomassequellen (schwarz) im Cariboo District (grau)

Die Anteile der drei weiterzuverarbeitenden Bestandteile dieses Holzes liegen bei 41,3 % Cellulose, 28,5 % Hemicellulosen und 30,2 % Lignin. Die Transportdistanzen von etwas über 100 km scheinen realistisch und wurden in dieser Größenordnung in Schweden bereits beobachtet (Flisberg et al. 2015). In der zwanzigjährigen Betriebsdauer der Anlage müsste somit jedes Jahr die Biomasse von gut 1.200 Versorgungspunkten bzw. 3,3 Versorgungspunkten pro Tag zur Bioraffinerie transportiert werden. Bei einer durchschnittlichen Cutblock-Größe von 25 ha und 32,5 Tonnen Biomasseertrag je Hektar ergibt sich ein täglicher Biomassebedarf von 2.681 Tonnen. Ausgehend

²⁵ Verwendet wurden ein Intel Core i7-4710MQ CPU mit 2,5 GHz, 8 GB RAM und Windows 10 sowie ein Intel Core i5-3570 CPU mit 3,4 GHz, 8 GB RAM und Windows 7.



von 25 Tonnen Nutzlast müssten damit täglich etwas über 100 LKW-Ladungen Biomasseinputs bei der Raffinerie angeliefert werden. Dieser Wert liegt in einem Bereich, der auch in anderen Untersuchungen als realistisch angesehen wird (Torjai und Kruzlitz 2016).

Die Konfiguration der Anlage ist in erster Linie auf die Produktion von Xylit ausgerichtet. Die 462.011 t_{atro} Inputkapazität erlauben sehr genau die Produktion der durch die marktseitige Begrenzung möglichen 60.885 Tonnen Xylit. Marginale Xylose-Überschüsse werden direkt am Markt abgesetzt und sind nur durch den heuristischen Charakter des Entscheidungsmodells zu erklären. Darüber hinaus werden in der *n*-Butanol Produktion 86.184 Tonnen *n*-Butanol und 15.932 Tonnen Ethanol hergestellt. Das Lignin wird vollständig zu 114.181 Tonnen Bindemittel verarbeitet. Weitere 184.814 t_{atro} Biomasse werden zur Stromgewinnung verbrannt. Der Kessel der Dampfturbine wird dabei mit dem getrockneten Klärschlamm aus der Wasseraufbereitung befeuert. Daraus ergibt sich die in Abbildung 5-9 gegebene Umsatzstruktur, welche die Abhängigkeit der Wirtschaftlichkeit von den mit Xylit erzielten Umsätzen verdeutlicht. Insgesamt wird unter den Modellannahmen ein Jahresumsatz von 505,2 Millionen US-\$ erzielt.

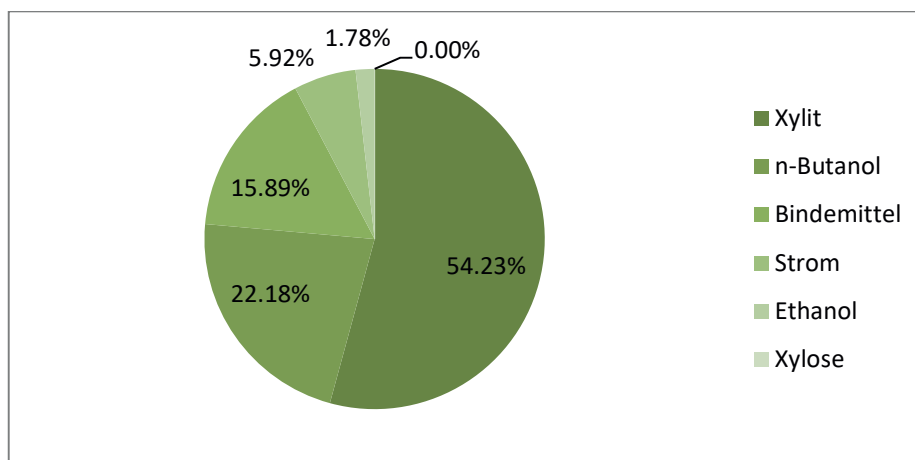


Abbildung 5-9: Umsatzstruktur der besten gefundenen Lignocellulose-Bioraffinerie

Die Kosten für den Einkauf der Biomasse zum Betrieb der Bioraffinerie mit 462.011 t_{atro} Inputkapazität belaufen sich auf 110,9 Millionen \$. Der Transport dieser Biomasse zur Anlage verursacht weitere 30,2 Millionen \$ Kosten. Die Investition für eine so ausgelegte Lignocellulose-Bioraffinerie liegt unter den Modellannahmen bei 437,4 Millionen \$. Mit dem Kapitalkostenfaktor von $f = 0,1$ ergeben sich somit investitionsabhängige Kosten in Höhe von 43,7 Millionen \$. Hinzu kommen Betriebskosten in Höhe von 61,5 Millionen \$. Damit machen die Kosten für den Biomasseeinkauf mit



45 % den größten Teil der Gesamtkosten der Lignocellulose-Bioraffinerie aus (Abbildung 5-10).

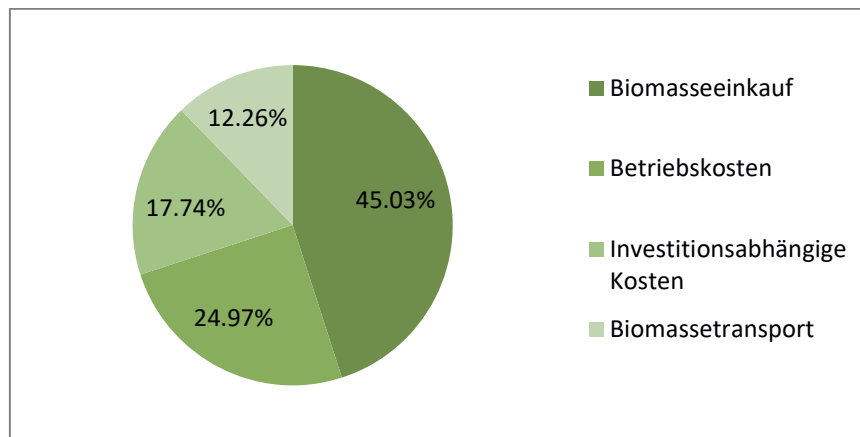


Abbildung 5-10: Kostenstruktur der besten gefundenen Lignocellulose-Bioraffinerie

Anders als bei der Planung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland in Kapitel 4 fällt der Zielfunktionswert des Optimierungsmodells nicht bereits mit kleinen Änderungen von Standort oder Kapazität deutlich ab. Durch die gleichmäßigere geografische Verteilung der Biomasse und die Ähnlichkeit der eingesetzten Biomassearten Nadelholz, Laubholz und Mischholz ergibt sich eine insgesamt deutlich flachere Zielfunktionslandschaft. In Abbildung 5-11 ist der Zielfunktionswert in Abhängigkeit der Eingangskapazität κ in t_{atro} (engl.: ODT, oven dry tonnes) aller im Laufe der Optimierung gefundenen Lösungen mit einem ROI $\geq 58\%$ aufgetragen. Die Darstellung verdeutlicht, dass es auch mit Kapazitäten $436.850 \leq \kappa \leq 762.104$ möglich ist, einen ROI über 58 % zu erzielen.²⁶ Ebenso zeigt Abbildung 5-11 aber auch, dass ein ROI über 59 % eben nur mit einer Kapazität von rund 460.000 t_{atro} zu erreichen ist. Dabei ist zu beachten, dass die dargestellte Punktwolke die Ergebnisse mehrerer Durchläufe des Entscheidungsmodells enthält, also auch unterschiedliche zufällig ausgewählte Cutblocks zugrunde liegen. Das wiederum verdeutlicht, dass die optimale Kapazität, sobald sie ausreichend groß ist, praktisch unabhängig von der konkreten Auswahl der Cutblocks ist.

²⁶ Unterschiede im Zielfunktionswert bei gleicher Kapazität sind auf unterschiedliche Standorte zurückzuführen.

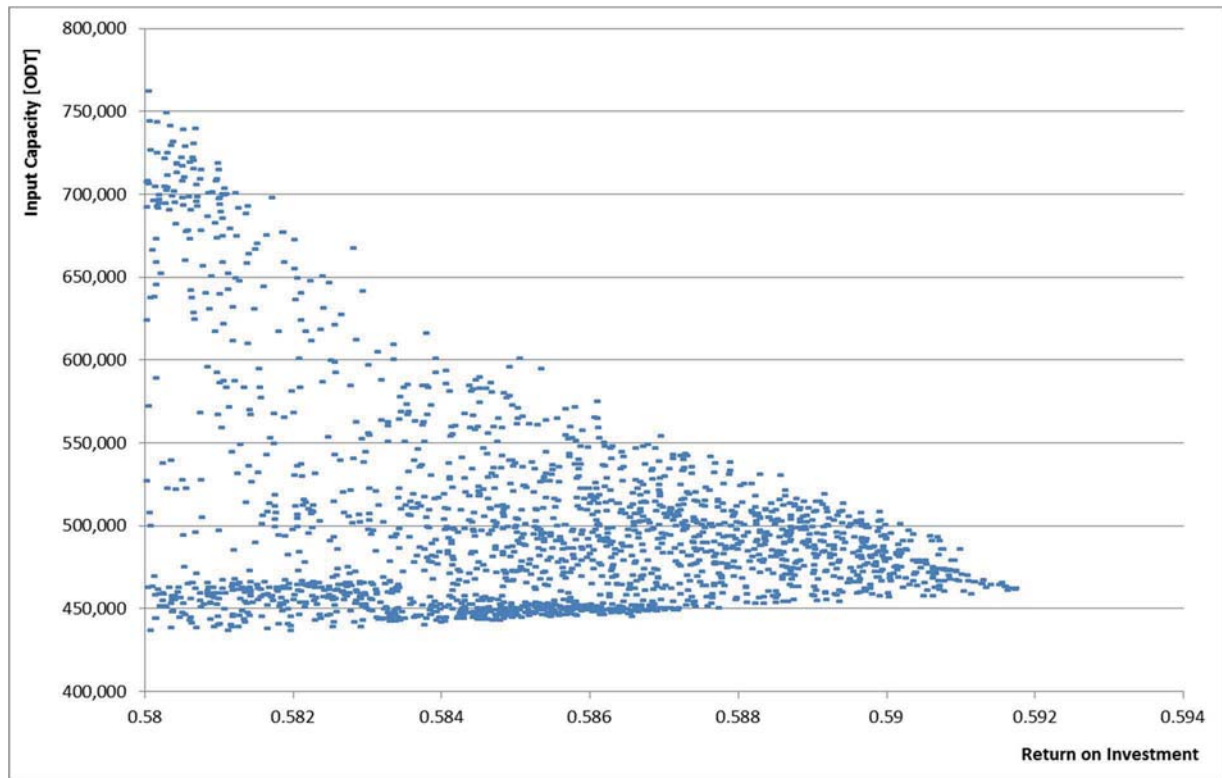


Abbildung 5-11: Return on Investment in Abhängigkeit der Inputkapazität der Bioraffinerie

Ähnlich verhält es sich bei Betrachtung des Zielfunktionswertes in Abhängigkeit des Standortes. Werden wiederum die Lösungen, die einen ROI $\geq 58\%$ erreichen, auf einer Karte angezeigt (Abbildung 5-12), ergeben sich zwei Cluster im Norden British Columbias. Durch Einfärben der Standortmarkierungen entsprechend ihres Zielfunktionswertes wird deutlich, dass die extrem guten Werte vor allem im nordöstlichen Cluster liegen. In diesem Bereich findet sich auch die zu Beginn dieses Abschnitts präsentierte beste gefundene Lösung. Obwohl im Einzugsbereich dieses Clusters sowohl ein größerer Provinzpark (siehe Abbildung 5-8) liegt, aus dem keinerlei Biomasse entnommen werden kann und in diesem Gebiet in den vergangenen Jahrzehnten bereits sehr viel Holz abgeerntet wurde (siehe Abbildung 5-5 auf Seite 133), scheint diese Region dennoch die besten Voraussetzungen zu bieten. Zudem liegt Quesnel, eine Stadt mit 10.000 Einwohnern, in dieser Region, wodurch auch das Finden von Arbeitskräften und die Errichtung der Anlage im Vergleich zu abgelegeneren Regionen im Westen besser möglich scheint. Allerdings stellt dieser Aspekt keinen Bestandteil der Modellierung dar.

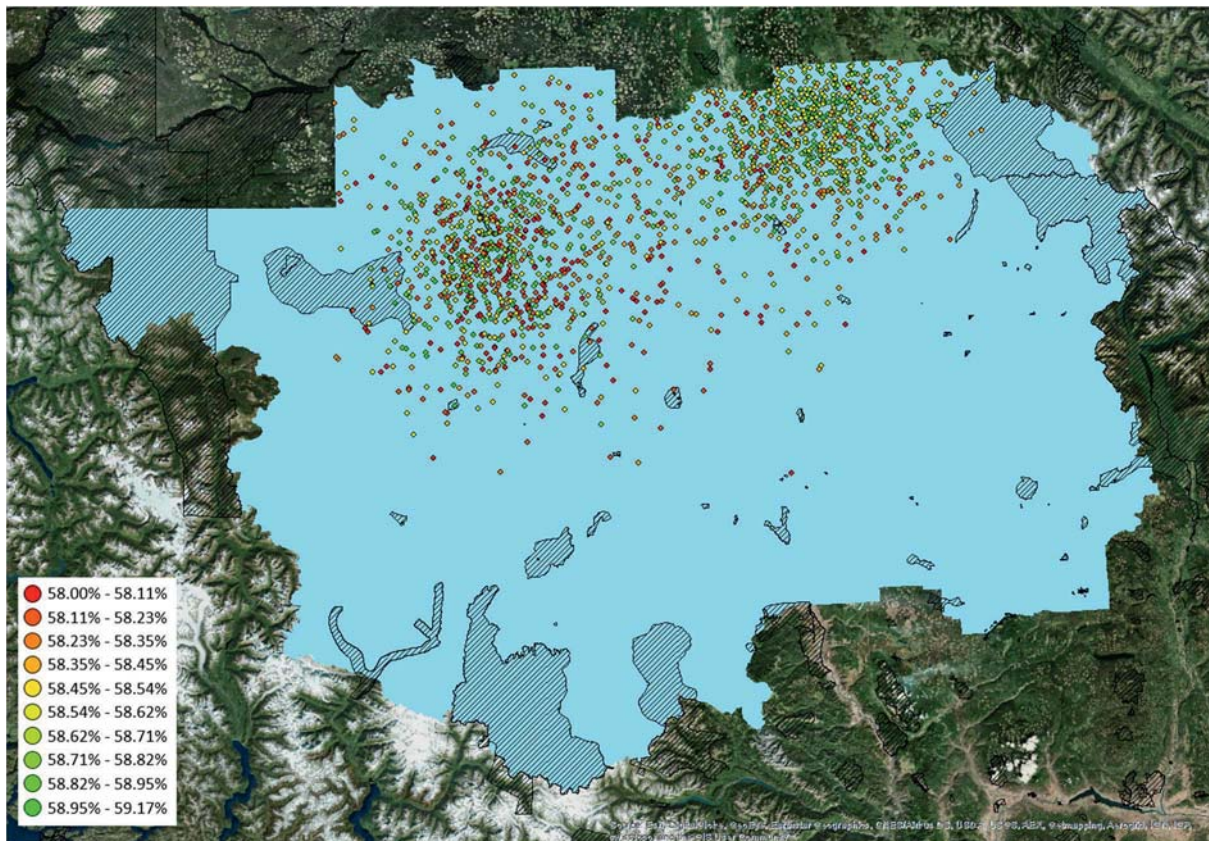


Abbildung 5-12: Zielfunktionswert in Abhängigkeit des Standortes der Bioraffinerie (Provinz- und Nationalparks schraffiert)

5.5.2 Sensitivitäts- und Szenarioanalyse

Bei der Sensitivitäts- und Szenarioanalyse werden die Parameter einer näheren Untersuchung unterzogen, die offenbar einen großen Einfluss auf die gefundene Lösung haben. Da sich die Gesamtkapazität κ der Basislösung vor allem an der Absatzmöglichkeit für Xylit auszurichten scheint, wird zunächst untersucht, welche Auswirkungen eine Änderung des abdeckbaren Weltmarktanteils ρ hat. Im Basisszenario ist dieser Anteil auf $\rho = 0,33$ festgelegt und wird im Rahmen dieser Analyse auf $\rho = 0,1$ gesenkt, bzw. auf $\rho = 0,5$ erhöht. Die Erhöhung von ρ zieht keine strukturellen Unterschiede im Ergebnis nach sich. Weiterhin definiert die jetzt höhere mögliche Absatzmenge von Xylit die Gesamtkapazität ($\kappa = 729.243 \text{ t}_{\text{atro}}$) der Lignocellulose-Bioraffinerie. Durch den möglichen Mehrabsatz von Xylit ergibt sich in diesem Falle ein ROI von 67,6 %. Der Standort bleibt erwartungsgemäß stabil im Nordosten des Cariboo District.

Eine strukturelle Veränderung der Lösung ergibt sich bei einer Verringerung von ρ auf 10 % des Weltmarkt volumens des Betrachtungsjahres 2015. Wie zu erwarten, sinkt in diesem Fall der ROI auf 48 %, jedoch ist Xylit nicht weiter maßgeblich für die Gesamtkapazität der Bioraffinerie. Durch die Verringerung von ρ erhöht sich die Gesamtkapazität um das Dreieinhalbfache, auf $\kappa = 1.611.725 \text{ t}_{\text{atro}}$, da der Hauptanteil der



Umsätze nun mit *n*-Butanol und Xylose erzielt wird. Die hohen spezifischen Absatzpreise für Xylit sind nun aufgrund der geringeren Marktkapazität nicht mehr maßgeblich für die Ermittlung der Gesamtkapazität. Stattdessen überkompensieren die erzielbaren Größendegressionseffekte die geringeren Absatzpreise von *n*-Butanol und Xylose gegenüber Xylit, was zur deutlich erhöhten Gesamtkapazität führt. Abbildung 5-13 verdeutlicht die verringerte Abhängigkeit von den Xylit-Umsätzen mit $\rho = 0,1$. Die hohen spezifischen Absatzpreise für Xylit sind nun aufgrund der geringeren Marktkapazität nicht mehr maßgeblich für die Ermittlung der Gesamtkapazität.

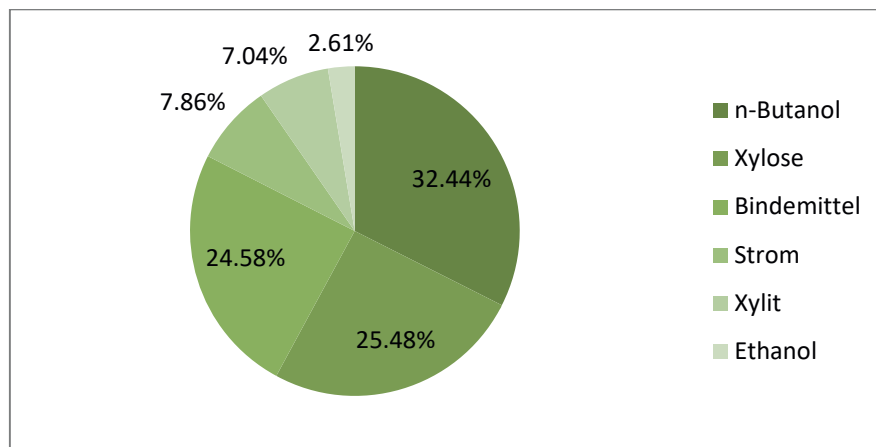


Abbildung 5-13: Umsatzstruktur der Lignocellulose-Bioraffinerie mit $\rho = 0,1$

Weiterhin soll der Effekt von höheren Investitionen OSBL betrachtet werden, da einige Veröffentlichungen von Werten über $\Theta = 1,4$ ausgehen. Hier wird daher betrachtet, welche Auswirkungen eine Erhöhung um 50 % auf $\Theta = 2,1$ nach sich zieht. Da sich strukturell durch die Erhöhung der Investitionen OSBL keine Änderung des Problems ergibt, bleibt auch die Ergebnisstruktur weitestgehend unverändert. Die optimale Kapazität κ liegt weiterhin bei etwa 460.000 t_{atro} mit einer auf die Produktion von Xylit ausgelegten Konfiguration. Durch die erhöhte Investition sinkt jedoch der erzielbare ROI der besten gefundenen Lösung auf 36,1 %. Die Bestimmung der tatsächlichen Investitionshöhe – eine Erhöhung von Θ kommt einer Erhöhung der Gesamtinvestition gleich – hat also wie zu erwarten einen deutlichen Einfluss auf die erzielbare Rendite.

Ähnlich wie im Falle der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Kapitel 4 wird auch hier im Basisszenario zunächst davon ausgegangen, dass grundsätzlich auf alle anfallenden Erntereste im Betrachtungsbereich zugegriffen werden kann. Da die Einkaufspreise mit 120 \$/t vergleichsweise hoch angesetzt sind und zudem bisher keine großen Nutzungskonkurrenzen um die Erntereste zu beobachten waren, ist diese Annahme nicht unrealistisch. Dennoch soll hier betrachtet werden, welche Auswirkungen eine niedrigere Bi-



omasseverfügbarkeit hat. Im Modell umgesetzt wird eine geringere Biomasseverfügbarkeit durch eine halbierte jährlich abgeerntete Fläche. Damit können die Ergebnisse ebenso als ein Szenario verstanden werden, in dem keine zusätzlichen Inputs durch die Bergkiefernkäferepidemie anfallen. Auch hier zeigt sich, dass die gestiegenen Kosten stark von den im Vergleich deutlich größeren Umsätzen dominiert werden und die Auswirkungen auf das Gesamtergebnis recht gering sind. Der Standort ist nicht entscheidend, so lange er, wie bereits im Basisszenario, im nördlichen Bereich des Cariboo District liegt. Die besten Zielfunktionswerte im Bereich von 56,4 % werden mit einer Gesamtkapazität von etwas gestiegenen 470.000 t_{atro} erzielt. Aufgrund des leicht gesunkenen Anteils von Hemicellulose am Inputmaterial – nun knapp unter 28 % statt zuvor 28,5 % – ermöglicht diese Kapazität weiterhin die Produktion der maximal erlaubten Menge von 60.885 Tonnen Xylit. Obwohl die Biomasseverfügbarkeit im Modell halbiert wurde und die resultierenden Biomassetransportkosten von 30,2 auf 42,7 Millionen Dollar angestiegen sind, sinkt der ROI aufgrund des hohen erzielbaren Umsatzes nur moderat, um knapp 10 %.

Tabelle 5-4: Veränderte Größendegressionsexponenten

Raffinationseinheit	Standard δ_l	$\delta_l \cdot 1,2$	$\delta_l \cdot 0,8$
Bindemittel-Produktion	0,67	0,80	0,54
Glukose-Produktion	0,67	0,80	0,54
Ethanol-Produktion	0,67	0,80	0,54
Milchsäure-Produktion	0,67	0,80	0,54
<i>n</i> -butanol-Produktion	0,67	0,80	0,54
HMF-Produktion	0,67	0,80	0,54
Lävulinsäure-Produktion	0,58	0,70	0,46
Xylose-Produktion	0,67	0,80	0,54
Xylit-Produktion	0,67	0,80	0,54
Furfural-Produktion	0,67	0,80	0,54
Abwasserbehandlung	0,60	0,72	0,48
Kessel mit Dampfturbine	0,75	0,90	0,60

Da ein Großteil der Größendegressionsexponenten lediglich mit einem Standardwert von 0,67 bewertet ist, wird in einer weiteren Analyse betrachtet, wie sich das Ergebnis bei Senkung und Steigerung der Größendegressionskoeffizienten der sekundären Raffinationseinheiten um 20 % ändert (die neuen Werte für die Größendegressionsexponenten δ_l sind in Tabelle 5-4 gegeben). Da alle Größendegressionsexponenten gleichermaßen erhöht bzw. gesenkt wurden, bleibt die Ergebnisstruktur konstant. Die Auswirkungen



gen, die eine solche Änderung auf den Zielfunktionswert hat, sind jedoch deutlich. So sinkt der ROI bei erhöhten Größendegressionsexponenten auf nur noch 7,6 % bzw. steigt bei gesenkten Exponenten auf knapp 176 %. Von größerer Relevanz sind hier sicherlich die Ergebnisse bei höheren Größendegressionsexponenten, da diese weiterhin in einem Bereich liegen, der als potentiell realistisch angesehen werden kann, während Größendegressionsexponenten unter 0,6 selten berichtet werden (Jenkins 1997; Peters et al. 2003).

Tabelle 5-5: Verringerte Preise für absatzmarktbeschränkte Produkte

Produkt	Xylit	Furfural	Milchsäure	<i>n</i> -Butanol	HMF	Lävulins.
Basisszenario	4500	1450	2000	1300	1330	3210
$vp_{4,5,6,7,9,10} \cdot 0,75$	3375	1088	1500	975	998	2408
$vp_{4,5,6,7,9,10} \cdot 0,5$	2250	725	1000	650	665	1605

Die letzte hier vorgestellte Analyse betrifft die Endproduktpreise. Bei den Preisen des Basisszenarios handelt es sich um die gegenwärtig am Weltmarkt für diese Produkte erzielbaren Preise. Allerdings ist es denkbar, dass diese Preise in den 20 Jahren Betriebszeit der Anlage deutlich sinken, sofern einige neuartige Produkte etablierter werden. Daher werden die Preise $vp_{4,5,6,7,9,10}$, die im Modell mit $\Lambda < \infty$ über ein begrenztes Weltmarktvolumen verfügen, in zwei Schritten um 25 bzw. 50 % gesenkt. Die ursprünglichen und angepassten Werte sind in Tabelle 5-5 gegeben. Durch die Senkung der Absatzpreise für die weniger etablierten Produkte ergibt sich wie zu erwarten eine Senkung des ROI. Der beste gefundene Wert liegt bei Senkung der Absatzpreise um 25 % bei 37,5 % und wird mit einer deutlich erhöhten Kapazität von 894.748 t_{atro} erreicht. Bei dieser Kapazität wird wiederum die maximal mögliche Menge Xylit produziert. Zusätzlich werden gut 70.000 Tonnen Xylose direkt am Markt abgesetzt. Die Struktur der Glukosenutzung bleibt ebenfalls bestehen. Die gesamte Glukose wird in der *n*-Butanol-Produktion eingesetzt, um *n*-Butanol und das Nebenprodukt Ethanol herzustellen. Hier scheint nun die Produktionskapazität der *n*-Butanol-Produktion maßgeblich für die Gesamtkapazität der Anlage zu sein, da diese absolut gesehen weniger von der Preissenkung betroffen ist als Xylit.

Bei einer weiteren Reduzierung der Preise auf 50 % des Ausgangswertes reichen die Preise nicht mehr aus, um die Investitionen in die Produktionsanlagen der hochwertigen chemischen Grundprodukte zu rechtfertigen. In diesem Fall findet keine weitere Aufbereitung von Glukose und Xylose statt. Beide Produkte werden vollständig direkt am Markt abgesetzt, womit ein ROI von 19,9 % erreicht werden kann. Die Standorte



der sehr guten gefundenen Lösungen in beiden Betrachtungen konzentrieren sich auf ein relativ kleines Gebiet etwas nordwestlich des Zentrums des Cariboo Districts. Bei einer Verringerung der Absatzpreise für neuartige Produkte um 50 % scheint die Konzentration sehr guter Ergebnisse auf einen kleinen Bereich noch stärker ausgeprägt als bei einer Verringerung der Preise um 25 % (Abbildung 5-14). Hier muss aber beachtet werden, dass die Auswahl der Cutblocks zu Beginn der Evolutionsstrategie immer zufällig erfolgt, so dass dieser Unterschied möglicherweise lediglich aus der unterschiedlichen Biomasseverfügbarkeit resultiert.

Eine Übersicht über alle Variablenwerte ausgewählter hier vorgestellter Szenarien ist in Tabelle 5-6 gegeben.

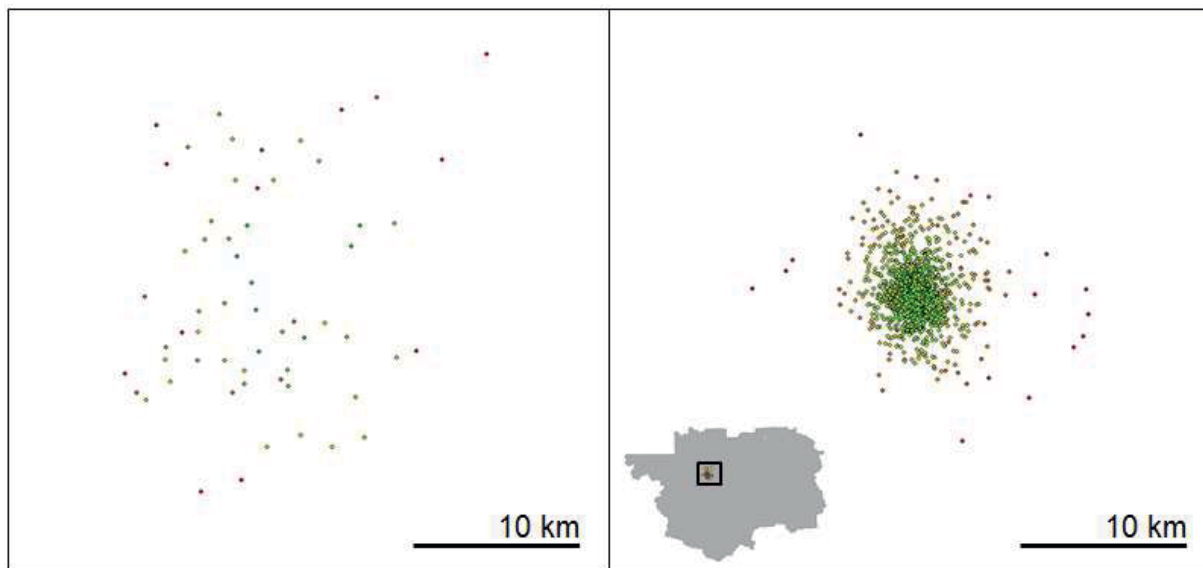


Abbildung 5-14: Alle Standorte mit einem ROI > 37,44 % bei Verringerung der Absatzpreise für neuartige Produkte um 25 % (links), bzw. ROI > 19,8 % bei Verringerung der Absatzpreise für neuartige Produkte um 50 % (rechts), jeweils im unten dargestellten Ausschnitt des Cariboo District


Tabelle 5-6: Variablenausprägungen bei ausgewählten Szenarien

	Basis	$\rho = 0,1$	$\theta = 2,1$	$\delta_l \cdot 1,2$	$\frac{1}{2}vp_{4,5,6,7,9,10}$	$\frac{1}{2} \cdot J $
ROI [%]	59,17	47,96	36,13	7,63	19,86	56,37
κ [t _{Input}]	462.011	1.611.725	460.514	460.561	821.213	470.426
ξ_{loc} [m]	1.264.056	1.189.226	1.278.142	1.270.812	1.137.036	1.119.703
φ_{loc} [m]	925.779	873.877	938.543	943.026	841.934	910.705
x_1 [t _{Input}]	114.181	412.289	113.334	113.400	212.592	118.836
x_2 [t _{Input}]	184.487	630.165	184.348	184.314	318.663	185.375
x_3 [t _{Input}]	0	0	0	0	0	0
x_4 [t _{Input}]	0	0	0	0	0	0
x_5 [t _{Input}]	125.451	428.512	125.356	125.334	0	126.055
x_6 [t _{Input}]	0	0	0	0	0	0
x_7 [t _{Input}]	0	0	0	0	0	0
x_8 [t _{Input}]	166.380	563.714	166.412	166.363	284.213	166.329
x_9 [t _{Input}]	81.180	24.600	81.180	81.180	0	81.169
x_{10} [t _{Input}]	0	0	0	0	0	0
x_{11} [t _{Input}]	184.814	581.684	184.226	184.249	253.234	188.105
x_{12} [t _{Input}]	184.814	581.684	184.226	184.249	253.234	188.105
y_2 [t _{Input}]	0	0	0	0	216.691	0
y_8 [t _{Input}]	13	250493	29	5	138.695	0

5.5.3 Diskussion und Ausblick

In diesem Kapitel wurde das entwickelte Entscheidungsmodell für die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District in British Columbia, Kanada, angewendet. Im Folgenden wird auf die gewonnenen Erkenntnisse aus dieser Anwendung eingegangen und weiterer Forschungsbedarf im Zusammenhang mit dieser Fallstudie identifiziert. Unabhängig von den ermittelten wirtschaftlichen Kenngrößen für die strategische Planung einer Lignocellulose-Bioraffinerie in Westkanada wurde gezeigt, dass es möglich ist, das Entscheidungsmodell auf andere geografische Gegebenheiten anzupassen und verschiedene Produktionssysteme zu modellieren.

Aufgrund der zwischen den beiden Fallstudien sehr unterschiedlichen Zielfunktionslandschaften ist auch das Konvergenzverhalten der Evolutionsstrategie mit eingebettetem nichtlinearem Programm unterschiedlich. So sind beispielsweise nach 100 Generationen die Strategievariablen, die die Mutationsschrittweise der Variablen steuern, in Fallstudie II auf einem deutlich höheren Niveau als in Fallstudie I. Der Grund dafür liegt in der flacheren Zielfunktionslandschaft, in der auch mit stärker abweichenden Standort- und Kapazitätsvariablen noch sehr gute Lösungen erzielbar sind. Eine genaue Annäherung auf einen sehr engen Bereich ist damit nicht in der Art möglich, wie noch



in Fallstudie I, beziehungsweise würde diese deutlich mehr Generationen benötigen. Durch die Aufzeichnung aller im Selektionsschritt der Evolutionsstrategie ausgewählten Lösungen lassen sich solche Strukturen in der Zielfunktionslandschaft im Nachhinein gut nachvollziehen. Daraus ergeben sich auch betriebswirtschaftliche Implikationen: Im vorliegenden Fall ist die Wahl des Standortes, unter den Modellannahmen, zum Erreichen eines sehr guten Zielfunktionswert weniger entscheidend als im Falle der Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland. Damit lassen sich bei der realen Standortwahl beispielsweise auch andere, im Modell nicht berücksichtigte Standortfaktoren, wie die Verfügbarkeit von Arbeitskräften oder die Nähe zu Absatzmärkten berücksichtigen und der Standort entsprechend anpassen, ohne dass der im Modell berechnete ROI deutlich sinkt.

Die geringeren Auswirkungen einer Standortveränderung bei der strategischen Planung einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District im Vergleich zur strategischen Planung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland liegen vor allem an zwei Gründen. Zum einen sind die erzielbaren Erlöse aus den Endprodukten, speziell aus dem Verkauf von Xylit, deutlich höher als die Biomassetransportkosten. Dadurch wird der Gewinn im Zähler der Berechnung des ROI nur relativ geringfügig verändert, was auch eine vergleichsweise kleine Änderung des ROI selbst nach sich zieht. Zum anderen ist die im Modell berücksichtigte Biomasse sehr gleichartig. Alle eingesetzten Biomassen sind Holzreststoffe und haben die gleichen Einkaufspreise. Die Differenzierung der Standorte geschieht daher vor allem über die lokale Verfügbarkeit, die aber im Untersuchungsgebiet relativ gleichmäßig verteilt ist. In Fallstudie I hingegen wurden sehr unterschiedliche Biomassen in Betracht gezogen, die sich durch Einkaufspreise, die Energiedichte und die geografisch verteilte Verfügbarkeit deutlicher unterscheiden. Die Aufgabe der Standortplanung lag damit in Fallstudie I vor allem im Auffinden eines Standortes mit vorteilhaften Biomassearten, während diese Differenzierung in Fallstudie II kaum zum Tragen kommt. Auch die unterschiedlichen Anteile von Cellulose, Hemicellulose und Lignin in den drei Holzsorten wirken sich kaum auf die Modellergebnisse aus, da Nadelholz im gesamten Untersuchungsgebiet die deutlich dominierende Holzsorte ist. Ähnliche Ergebnisse sind daher auch in anderen geografischen Regionen wahrscheinlich, in denen recht gleichverteilt gleichartige Biomasse vorliegt, wie beispielsweise in Finnland oder Chile.

Größere Unterschiede zwischen verschiedenen Standorten sollten sich ergeben, wenn die betrachtete Biomassebasis heterogener ist. Denkbar beispielsweise etwa die Berücksichtigung von Stroh, das grundsätzlich als Input für eine Lignocellulose-Bioraffinerie in Frage kommt. Analog sind größere Unterschiede zwischen den Standorten zu erwarten,



würde die Lignocellulose-Bioraffinerieplanung in einem anderen Umfeld, beispielsweise in Deutschland, durchgeführt, wo sich der Restholzanfall sowie die Holzarten regional deutlicher unterscheiden. Neben der Verwendung von Restholz aus der Holzernte ist es auch denkbar, dass alternative Biomassequellen genutzt werden können. So könnte Restbiomasse beispielsweise auch beim Im- oder Export an Häfen oder in Sägemühlen anfallen, was die Standortplanung ebenso beeinflussen könnte (Gunnarsson et al. 2004). Zusammenfassend lässt sich festhalten, dass die geringere Bedeutung der Standortplanung in Fallstudie II im Vergleich zu Fallstudie I ist zuvorderst in der unterschiedlichen Biomasseverfügbarkeit und weniger im unterschiedlichen Produktionssystem zu sehen ist.

Darüber hinaus fällt bei Betrachtung der Ergebnisse auf, dass sich die gefundenen Lösungen in den verschiedenen Szenarien in Abschnitt 5.5.2 auf wenige der potentiell verfügbaren Aufbereitungsoptionen in der Bioraffinerie beschränken. Vor allem die Produktion von Xylit und *n*-Butanol scheint wirtschaftlich lohnenswert. Der Grund hierfür liegt zum einen im dem, relativ zu den anderen Produkten, sehr hohen Absatzpreis für Xylit. Zum anderen ist die Basisinvestition für die *n*-Butanol-Produktionseinheit vergleichsweise gering. Dennoch können mit dem *n*-Butanol im Vergleich zu den anderen Endprodukten zumindest durchschnittliche Erlöse erzielt werden. Ist die Produktion von *n*-Butanol oder Xylit wiederum aus marktseitigen Gründen nicht lohnenswert, sind die Absatzpreise für die Zwischen- und Endprodukte Glukose und Xylose ausreichend hoch, so dass sich die Investition in eine der anderen Aufbereitungseinheiten nicht rentiert. Im Rahmen der weiteren Investitionsplanung für eine Lignocellulose-Bioraffinerie ist es unabdingbar, die tatsächliche Durchsetzbarkeit der angenommenen Preise am Markt sowie das damit verbundene Marktvolumen eingehend zu prüfen.

Ebenso scheinen die Annahmen über die Größendegressionsexponenten von großer Bedeutung für die Zielfunktionswerte zu sein. Die Analysen in Abschnitt 5.5.2 haben gezeigt, dass Veränderungen an diesen Parametern starke Auswirkungen auf den Zielfunktionswert einer Lignocellulose-Bioraffinerie haben. Im Laufe des Planungsprozesses für die Umsetzung einer realen Anlage sollte daher besonderes Augenmerk auf die Ermittlung von Größendegressionsexponenten gelegt werden, die die tatsächlichen Zusammenhänge möglichst genau wiedergeben. Hier sollte auch betrachtet werden, ob die Größendegressionsexponenten für den gesamten betrachteten Kapazitätsbereich gültig sind, oder ob sich die Exponenten bei sehr großen Kapazitäten eher dem Wert Eins annähern, wie es beispielsweise bei Kohle- und Atomkraftwerken beobachtet wurde (Jenkins 1997).



Zudem wurde von den kanadischen Staats- und Provinzregierungen die Bioökonomie beziehungsweise Bioraffinerien als vielversprechende Forschungsfelder identifiziert. Auch hier ist daher mit Innovationen, beispielsweise neuen Produktionsverfahren, geringere Investitionen oder anderen Weiterverarbeitungsmöglichkeiten der Basischemikalien, zu rechnen. Dadurch können sich auch Modellparameter und damit die Entscheidung über die Errichtung einer Lignocellulose-Bioraffinerie in British Columbia ändern.

5.6 Zusammenfassung

Kanada ist eines der Länder mit den weltweit höchsten Biomassepotentialen. Durch eine Bergkiefernkäferepidemie wurde das ohnehin hohe Holzangebot in den vergangenen Jahren zudem weiter erhöht. Daher stellt sich die Frage nach einer sinnvollen Nutzung der hohen Mengen an Restholz aus der Holzernte beziehungsweise toten Holzes aufgrund der Bergkiefernkäferepidemie. Besonders im Zentrum der kanadischen Provinz British Columbia, im Bereich des Cariboo District, liegt ein starker forstwirtschaftlicher Sektor, in dem neue Möglichkeiten der Restbiomassenutzung untersucht werden. Eine Möglichkeit zur Umwandlung von Waldrestholz in hochwertige Produkte bietet das Konzept der Lignocellulose-Bioraffinerie. In diesem Kapitel wurde daher ein Modell zur Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer solchen Anlage unter der Maßgabe der Maximierung des ROI aufgestellt. Bei der Betrachtung der geografisch verteilten Biomasseinputs muss dabei beachtet werden, dass in British Columbia vielfach das sogenannte Clearcut-Verfahren angewandt wird, was zu einigen neuen Annahmen in Bezug auf die Biomasseverfügbarkeit und neu ausgestaltete Berücksichtigung der geografischen Biomasseverfügbarkeit im Vergleich zur Fallstudie I aus Kapitel 4 führt. Damit wurde das entwickelte Entscheidungsmodell zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien auf zwei praxisrelevante Anlagentypen sowie auf zwei unterschiedliche geografische Regionen mit verschiedenen Biomassepotentialen angewendet.

6 Schlussfolgerungen und Ausblick

In diesem Kapitel werden zunächst die zu Beginn der Arbeit formulierten Forschungsfragen beantwortet. Anschließend wird der entwickelte Ansatz zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Biomasseinputs diskutiert und ein Ausblick auf den weiteren Forschungsbedarf gegeben.

6.1 Beantwortung der Forschungsfragen

In dieser Arbeit wurde ein Entscheidungsmodell, bestehend aus einer heuristischen Evolutionsstrategie mit einem eingebetteten exakten nichtlinearen Programm, zur strategischen Planung von Bioraffinerien unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Inputbiomasse mit Hilfe von Geoinformationssystemen entwickelt. Auf Grundlage der in den vorhergehenden Kapiteln gewonnenen Erkenntnisse können die vier Forschungsfragen, die in der Einleitung formuliert wurden, wie folgt beantwortet werden.

1. *Welche Besonderheiten bestehen bei der strategischen Planung von Bioraffinerien?*

Bei der strategischen Planung von Bioraffinerien muss beachtet werden, dass es sich um Kuppelproduktionssysteme mit mehreren parallel anfallenden Produkten handelt. Die Produktion von ausschließlich einem Endprodukt ist zumeist nicht möglich. Dadurch ist allein die Planung des Produktionssystems komplex, da im stetigen Lösungsraum theoretisch unendlich viele potentielle Konfigurationen berücksichtigt werden müssen. Die optimale Konfiguration ist zudem von der Produktionskapazität der Gesamtanlage abhängig. Durch Größendegressionseffekte können bei unterschiedlichen Kapazitäten unterschiedliche Raffinationseinheiten optimal sein. Die Gesamtkapazität der Anlage wiederum kann bei Bioraffinerien nicht losgelöst von der Verfügbarkeit der Inputs betrachtet werden. Da die Produktion marktfähiger Endprodukte in Bioraffinerien auf Basis biogener Ressourcen erfolgt, muss deren ausreichende Verfügbarkeit sichergestellt sein. Diese biogenen Ressourcen, Biomasse, fällt dabei in der Fläche verteilt an und kann nicht in großen Mengen an einem oder einigen wenigen Orten entnommen werden. Die Verwendung von Restbiomasse verstärkt diesen Effekt weiter. Daher muss



die Biomasse für die Produktion marktfähiger Endprodukte in Bioraffinerien aus einer größeren Region von vielen Punkten in der Ebene zur Produktionsstätte transportiert werden. Durch den Biomassetransport werden Kosten verursacht, die die Gesamtkapazität – und damit das Ausnutzen von Größendegressionseffekten – limitieren. Eine Bioraffinerie sollte daher in einer Region platziert werden, in der größere Mengen (Rest-)Biomasse als Produktionsinputs vorhanden sind. Allerdings kann diese Standortplanung nicht losgelöst von der Kapazitäts- und Konfigurationsplanung erfolgen, da Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie wiederum von den Kosten für die Bereitstellung der Biomasseinputs abhängen. Die Besonderheit von Bioraffinerien liegt in ihrem komplexen Kuppelproduktionssystem, das aus der Fläche versorgt wird. Daher muss ein Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Bioraffinerien darauf abzielen, die voneinander abhängigen Variablen Standort, Kapazität und Konfiguration simultan zu betrachten und zu planen.

2. Können Geoinformationssysteme in ein Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Bioraffinerien integriert werden?

Geoinformationssysteme dienen der informationstechnologischen Verarbeitung von geografisch referenzierten Werten. Daten wie Koordinaten auf der Erde oder Flächeninhalte verschiedener Bodenbedeckungsarten können digital vorgehalten, dargestellt und verarbeitet werden. Durch verschiedene Institutionen, etwa das Umweltbundesamt, die Europäische Union oder kanadische Provinzverwaltungen, werden solche Daten, oftmals kostenfrei, zur Verfügung gestellt. Zur Abschätzung von Biomassepotentialen können Bodenbedeckungsdatenbanken genutzt werden. Diese Datenbanken teilen Bodenbedeckungen in Kategorien ein, beispielsweise Nadelwald, dichte Besiedlung oder Wasserflächen, und enthalten unter anderem die Koordinaten und Ausdehnungen dieser Flächen als Polygone. Daraus lassen sich geografisch referenzierte Biomasseverfügbarkeiten herleiten, indem Bodenbedeckungskategorien bestimmte Biomasse-Flächenerträge zugeordnet werden. Diese Daten können in einem optimierenden Entscheidungsmodell weiter verwendet werden. Um die Geodaten anschließend in die strategische Planung von Bioraffinerien zu integrieren, sind für das jeweilige Untersuchungsgebiet einige spezifische Bearbeitungsschritte notwendig.



3. *Wie muss ein Lösungsansatz ausgestaltet sein, um die Lösung des Entscheidungsmodells zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie zu ermöglichen?*

Durch die Integration von detaillierten Daten zur geografischen Verfügbarkeit von Biomasse entsteht ein schwieriges Problem, das sich nicht mit Methoden der exakten Optimierung lösen lässt. Die Zielfunktionslandschaft eines solchen Problems weist eine raue Struktur auf, ist also hochgradig multimodal und zudem nicht stetig und nicht differenzierbar (Michalewicz und Fogel 2000). Zur Lösung solcher Probleme eignen sich vor allem Heuristiken. Für die Problemstruktur mit realwertigen Variablen und eingeschränktem Wissen über die Zielfunktion stellen Evolutionsstrategien eine geeignete Methode zur Lösung des Problems dar. Allerdings sind auch Evolutionsstrategien nicht in der Lage, das gesamte Problem zu lösen, da die benötigte übergeordnete Problemstruktur in der großen Zahl der Variablen nicht mehr erkennbar ist und die Heuristik zu einer Zufallssuche verkommt. Dieses Problem kann gelöst werden, indem die Optimierung der Konfiguration der Bioraffinerie ausgelagert und dann in die Evolutionsstrategie eingebettet wird. In der Evolutionsstrategie müssen so nur drei Variablen zum Standort und der Gesamtkapazität der Anlage gehandhabt werden. Diese werden vorübergehend fixiert, um davon ausgehend die Kosten für die Bereitstellung der Biomasse für diese Standort-Kapazitäts-Kombination zu berechnen. Anschließend werden die Kosten und die Gesamtkapazität als Parameter zur Optimierung der Konfiguration in ein nichtlineares Programm eingespeist und dieses mit Hilfe des globalen BARON-Solvers exakt gelöst. Die Ergebnisse der Konfigurationsplanung werden zurück in die Evolutionsstrategie gespeist, die die Gesamtlösung bewertet und auf Basis einer Population von Lösungen neue Lösungen generiert. Diese hybride Ausgestaltung des Entscheidungsmodells ermöglicht erstmals die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Biomasse im stetigen Lösungsraum. Ansätze mit einer solchen Grundstruktur werden auch als Hybride Algorithmen, Memetische Algorithmen oder Matheuristiken bezeichnet.

4. *Ist das entwickelte Entscheidungsmodell auf verschiedene geografische Gebiete und Produktionsprozesse unterschiedlicher Bioraffinerietypen anwendbar?*

Das entwickelte Entscheidungsmodell wurde in zwei Fallstudien angewendet. Zunächst wurde in Kapitel 4 die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration



einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland durchgeführt. Dabei wurden zuverlässig sehr gute Lösungen des Problems, auch in sehr kleinen Bereichen der Zielfunktionslandschaft, gefunden. Zudem wurden die Ergebnisse des gelösten Basisszenarios umfangreichen Sensitivitäts- und Szenarioanalysen unterzogen.

In Kapitel 5 wurde eine zweite Fallstudie zur strategischen Planung einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District in British Columbia, Kanada, entwickelt. Dazu wurde ein, im Vergleich zur Fischer-Tropsch-Bioraffinerie, komplett unterschiedliches Produktionssystem einer Lignocellulose-Bioraffinerie als nichtlineares Programm modelliert. Zudem wurden Geodaten für die betrachtete Region so bearbeitet, dass sie das in Westkanada vorherrschende forstwirtschaftliche Vorgehen mit Clearcut-Verfahren angemessen darstellen. Während einige Vorbearbeitungs- und Berechnungsschritte innerhalb des Entscheidungsmodells angepasst wurden, um die Rohstoffbasis in Kanada angemessen darzustellen, ist der übergeordnete Lösungsansatz einer Evolutionsstrategie mit eingebettetem exakt zu lösenden nichtlinearen Programm gleich geblieben. Dabei hat sich gezeigt, dass der entwickelte Ansatz in der Lage ist, auch in dieser zweiten Fallstudie sehr gute Lösungen zu finden, obwohl sich die Ergebnisstruktur mit einer weniger wichtigen Standort- und Kapazitätsvariablen deutlich von der ersten Fallstudie unterscheidet. Wiederum wurden zudem Sensitivitäts- und Szenarioanalysen durchgeführt, die die Plausibilität der Ergebnisse weiter untermauern. Das entwickelte Entscheidungsmodell erlaubt damit die Erstellung von Machbarkeitsstudien innovativer Bioraffinerietechnologien in unterschiedlichen geografischen Gebieten und bei Verwendung unterschiedlicher Bioraffinerietypen.

6.2 Diskussion und Erweiterungsmöglichkeiten

In dieser Arbeit wurde ein Ansatz zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien entwickelt und in zwei Fallstudien angewendet. Bei der implementierten Evolutionsstrategie mit eingebettetem nichtlinearem Programm handelt es sich um eine Matheuristik. Daher kann für die beste gefundene Lösung nicht sichergestellt werden, dass es sich tatsächlich um die optimale Lösung des Problems handelt.²⁷ Während bei einigen Heuristiken bewiesen werden kann, dass bei unendlicher Laufzeit das globale Optimum garantiert gefunden wird, ist dies bei den verwendeten Evolutionsstrategien nicht möglich (Regis 2010). Darüber hinaus ist die Evolutionsstrategie vergleichsweise rudimentär ausgestaltet. Die Parameter der Evolutionsstrategie könnten so verändert werden, dass sie ein bestimmtes Problem schneller

²⁷ Matheuristiken bestehen aus einer Heuristik mit eingebettetem exaktem mathematischem Programm. Die Charakteristik der übergeordneten Heuristik bleibt jedoch erhalten.



und eventuell genauer lösen. Allerdings ginge dies zu Lasten der Anwendbarkeit des Entscheidungsmodells auf verschiedene Problemstellungen. So würden sich beispielsweise die optimalen Parametereinstellungen für die beiden hier untersuchten Fallstudien zur Planung einer Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland und einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District deutlich voneinander unterscheiden. Durch die allgemeingültige, nicht auf den spezifischen Fall ausgerichtete Ausgestaltung des Entscheidungsmodells wird sichergestellt, dass die Anwendbarkeit auf verschiedene Problemstellungen erhalten bleibt. Die beiden Fallstudien in den Kapiteln 4 und 5 haben gezeigt, dass der in Kapitel 3 entwickelte Ansatz einer Evolutionsstrategie mit einem eingebetteten nichtlinearen Programm in der Lage ist, Probleme mit unterschiedlichen Zielfunktionslandschaften und Parametereinstellungen zuverlässig zu lösen. Als Forschungsbedarf könnte hier die Frage im Raum stehen, ob Evolutionsstrategien tatsächlich die am besten geeignete Methode für eine übergeordnete Heuristik darstellen, oder ob womöglich andere Heuristiken, wie Simulated Annealing oder Partikelschwarmoptimierung, schneller gute Ergebnisse zur hier entwickelten Problemstellung liefern. Da es sich jedoch um eine strategische Fragestellung handelt, die ein potentieller Entscheider sehr früh in einem Planungsprozess vermutlich einmalig durchführen würde, sind Aspekte wie die Rechenzeit von nachrangiger Bedeutung. Die Rechenzeit gewinnt allerdings an Relevanz, wenn das Entscheidungsmodell auch im weiteren Verlauf der Bioraffinerieplanung oder im laufenden Betrieb eingesetzt werden soll. Denkbar wäre hier etwa die Darstellung der tatsächlich verfügbaren Biomasseversorgungspunkte in einem Geoinformationssystem. Dadurch ließen sich Fragestellungen im Bereich der taktischen oder operativen Planung bearbeiten oder ein Controlling der Soll- und Istwerte, beispielsweise bei der Biomasseversorgung, durchführen.

Potentiale zu genaueren beziehungsweise schnelleren Berechnungen sind in den stetig wachsenden Hardware-Möglichkeiten zu sehen. Bereits die in dieser Arbeit durchgeführten Berechnungen wären sicherlich noch vor einigen Jahren nicht möglich gewesen oder hätten aufgrund langsamerer Rechner deutlich mehr Zeit benötigt. Weiterhin begrenzt die Hardware den Detailgrad der Berechnungen, was den Rückgriff auf vereinfachende Annahmen notwendig macht. So wurden in dieser Arbeit etwa die Transportwege der Biomasseinputs zu den potentiellen Bioraffineriestandorten lediglich durch eine schnell zu berechnende Funktion angenähert, da die Transportwegberechnung sehr häufig durchgeführt werden muss. Hier ist beispielsweise denkbar, dass mit schnelleren Rechnern oder mehr Rechnerkapazität nicht mehr auf solche vereinfachenden Annahmen zurückgegriffen werden muss, sondern für jede Wegberechnung ein eigener Dijkstra-Algorithmus zur Bestimmung des kürzesten oder schnellsten Weges auf dem



tatsächlichen Straßennetz durchgeführt wird. Über Open-Source-Projekte wie *OpenStreetMap* stehen die benötigten Datenbanken grundsätzlich bereits zur Verfügung, beschränkend ist hier jedoch die Rechenzeit, die sich bei Anwendung eines Dijkstra-Algorithmus für jede Streckenberechnung auf mehrere Jahre bis Jahrzehnte ausdehnen würde.

In den Sensitivitäts- und Szenarioanalysen der beiden Fallstudien in den Abschnitten 4.5.2 und 5.5.2 ist bereits die Thematik der robusten Optimierung bzw. die Untersuchung der Ergebnisse auf Robustheit angesprochen worden (Scholl 2001). Grundsätzlich wird unter einer robusten Lösung verstanden, dass diese auch dann noch gut ist, wenn unsichere Umwelteinflüsse sich ungünstig entwickeln.²⁸ Lösungen, die nur unter bestimmten Umständen optimal sind, ansonsten aber deutlich schlechter als andere, im Optimalfall schlechtere Lösungen, sind nicht robust (Ehrgott et al. 2014). Dieses Konzept ließe sich grundsätzlich durch die Ausgestaltung der Evolutionsstrategie mit einer großen Anzahl an Zielfunktionsberechnungen gut implementieren. So könnten etwa die Optimierungsparameter bei jedem Durchlauf erneut innerhalb einer Bandbreite zufällig bestimmt werden. Denkbar wären hier etwa veränderliche Biomasseverfügbarkeiten, Biomasseeinkaufspreise, Absatzpreise für Endprodukte oder Basisinvestitionen bei der Errichtung der Anlage (Cheali et al. 2014; Tay et al. 2013). So würden im Laufe der Generationen Lösungen, die nur unter bestimmten Umständen sehr gute Zielfunktionswerte liefern, aussortiert. Hingegen würden Lösungen, die unabhängig von den zufälligen Parameterausprägungen zumindest nicht zu sehr schlechten Zielfunktionswerten führen, in der Population verbleiben und das Entscheidungsmodell somit eine robuste Lösung liefern. Ob dieses Vorgehen tatsächlich zu Konvergenz in den Variablenwerten führt oder zu einer reinen Zufallssuche verkommt, müsste getestet werden.

An einigen Stellen dieser Arbeit wurden Annahmen getroffen, die die wirtschaftliche Realität stark vereinfacht darstellen. So ist beispielsweise die Annahme, dass sowohl auf den Beschaffungs- als auch den Absatzmärkten von der gehandelten Menge unabhängige Preise existieren, nicht realistisch. Allerdings ist die tatsächliche Preisbildung, also die Interaktion zwischen Lieferant und Abnehmer, ein hochkomplexer Vorgang (Teksan und Geunes 2015), so dass auf eine Integration von Preisbildungsaspekten verzichtet wurde. Grundsätzlich scheint es aber möglich, Preise zwischen Biomasseproduzenten und Abnehmern zu ermitteln (Miranowski und Rosburg 2010; Rosburg et al. 2016) und Preiselastizitäten zu bestimmen (Altman et al. 2015). Potentiale liegen hier womöglich auch in der agentenbasierten Modellierung, die bereits mehrfach für den

²⁸ Inzwischen wird oftmals das Konzept der schwachen Robustheit verwendet, in dem davon ausgegangen wird, dass nicht alle Parameter gleichzeitig sehr schlechte Werte annehmen (Schöbel 2014).



Bioenergie- und Biomassemarkt angewendet wurde (z. B. Huang et al. 2016; Kostadinov et al. 2014; Shastri et al. 2011), teilweise auch in Verbindung mit Geoinformationssystemen (Sorda et al. 2013).

Weiterer Forschungsbedarf liegt zudem in der Implementierung weiterer Bioraffinerietechnologien. Von den fünf in der „Roadmap Bioraffinerien“ (Bundesregierung 2014) identifizierten Bioraffinerietypen wurden hier lediglich zwei konkret modelliert. Erweiterungen der vorliegenden Modelle oder die Implementierung neuer Konfigurationsmodelle in die hier vorgestellte Evolutionsstrategie sind also grundsätzlich möglich und wünschenswert.

In dieser Arbeit außen vor bleiben die neben der Wirtschaftlichkeit anderen beiden Dimensionen der Nachhaltigkeit, Ökologie und Soziales, die wiederum eine große Anzahl komplex zusammenhängender Unter Aspekte beinhalten (Mangoyana und Smith 2011). Die Einbeziehung von beispielsweise CO₂-Emissionen in die Bioraffinerieplanung würde die gesamte Problemstellung in eine andere Problemklasse, die multikriterielle Optimierung überführen, und bedürfte gänzlich anderer Methoden und Herangehensweisen. Gleichwohl könnte bei der multikriteriellen Optimierung auf Geodaten und damit zusammenhängende Berechnungen von Transporten sowie die vorgestellte Modellierung der Bioraffinerien zurückgegriffen werden.

In einer zukünftigen Bioökonomie wird sogenannten Bioraffinerien eine zentrale Rolle zugeschrieben, um aus nachwachsenden Rohstoffen energetische, stoffliche und pharmazeutische Produkte herstellen zu können und um fossile Rohstoffe zu ersetzen. Für eine umfassende Beurteilung der Nachhaltigkeit sind neben den wirtschaftlichen auch ökologische und soziale Aspekte zu berücksichtigen. Zur systematischen Analyse der potentiellen Umweltwirkungen von Bioraffinerien kann eine Lebenszyklusanalyse (auch: Ökobilanz) durchgeführt werden. Dazu kann auf die im entwickelten Entscheidungsmodell ermittelten Biomassetransporte zurückgegriffen werden. Ebenso kann das Modell Informationen zu den Emissionen des Bioraffineriebetriebs liefern.

Damit wären auch Vergleiche der potentiellen Umweltauswirkungen von Bioraffinerien im Vergleich zu fossilen Raffinerien, auch mit CO₂-Abscheidung und -Speicherung, möglich (Johansson et al. 2013; Yue et al. 2014). Zur Ökobilanzierung des Raffineriebetriebs und der Endprodukte finden sich in der Literatur bereits einige Beiträge (z. B. Hottle et al. 2013; Iribarren et al. 2013; Kurka et al. 2012; Palmeros Parada et al. 2016; van Vliet et al. 2009). Ebenfalls gibt es bereits erste Ansätze zur multikriteriellen Optimierung von ökonomischen und ökologischen (z. B. Ahmadi et al. 2014; Akgul et al. 2014) und sogar zusätzlich sozialen (Santibañez-Aguilar et al. 2013) Zielgrößen. Zumeist ist hier jedoch die ökonomische Planung weniger umfassend. Neben der multikri-



teriellen Optimierung von Bioraffinerien könnte auch eine Betrachtung verschiedener Bioraffineriekonzepte mit Methoden der multikriteriellen Entscheidungsunterstützung Erkenntnisse über die Nachhaltigkeit verschiedener Raffineriekonzepte liefern. Im Bereich der Bioenergienutzung sind entsprechende Untersuchungen bereits etabliert und wurden mehrfach in unterschiedlichen Kontexten durchgeführt (z. B. Eigner-Thiel et al. 2013; Oberschmidt et al. 2010)

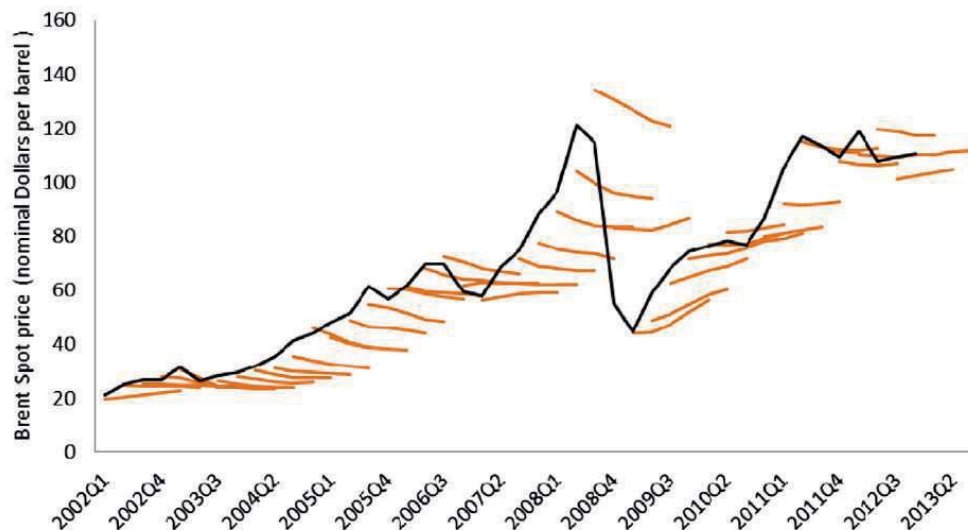


Abbildung 6-1: Tatsächliche durchschnittliche Preise (schwarz) und durchschnittliche Vorhersagen der vierteljährlichen Survey of Professional Forecasters der Europäischen Zentralbank für ein bis vier Quartale (orange) [Atalla et al. 2016]

Für die strategische Planung von Bioraffinerien ist in dieser Arbeit der ROI als Zielgröße verwendet worden. In der Investitionsrechnung werden vorwiegend dynamische Methoden, wie die Kapitalwertmethode oder die Interne-Zinsfuß-Methode (Götze 2008), genutzt. Allerdings müssen bei der Anwendung dynamischer Methoden deutlich mehr Annahmen getroffen werden, als es im vorliegenden statischen Modell bereits der Fall ist. Wichtige Einflussgrößen, wie etwa der Ölpreis, gelten teilweise als unvorhersehbar, zumindest aber als nur schwer und ungenau prognostizierbar (Alquist et al. 2013). Aus Abbildung 6-1 wird deutlich, dass bereits Prognosen, die nur ein Jahr in die Zukunft blicken, teils deutlich vom tatsächlich beobachteten Preis abweichen. Bei Betriebsdauern von zwanzig Jahren wird diese Ungenauigkeit in der Vorhersage tendenziell zu einer Ungewissheit über die Preisentwicklung, gerade unter Unklarheit über mögliche neue Technologien zur Produktion von Substituten (Haugom et al. 2016). Der Vorteil von dynamischen Investitionsrechnungsmethoden, die Abbildung von Preisveränderungen im Zeitablauf, ist somit gering, wenn die tatsächliche Preisentwicklung über den Be-



trachtungszeitraum nur angenähert werden kann und auf Annahmen wie „2 % Preissteigerung pro Jahr“ reduziert wird.

Unabhängig von der angewendeten Methode muss beachtet werden, dass die berechneten Zielfunktionswerte nur so genau sein können, wie die Daten, auf denen sie basieren. Sehr detaillierte Prognosen verleiten Entscheider zudem dazu, ein irreführendes Gefühl des Vertrauens in die Prognose aufzubauen und die inhärente Unsicherheit zu unterschätzen oder zu ignorieren (Jager und Edmonds 2015). Aus den genauen Angaben der Optimierungsparameter und Zielfunktionswerte, teilweise mit mehreren Nachkommastellen (wie auch in dieser Arbeit), darf also explizit nicht auf eine entsprechende Genauigkeit bei tatsächlicher Umsetzung einer Anlage geschlossen werden. Vielmehr steht die Fähigkeit des Entscheidungsmodells, auch kleine optimale Lösungsbereiche aufzufinden, im Vordergrund, was nur durch eine Betrachtung der Eingangs- und Ergebnisgrößen mit mehreren Nachkommastellen möglich ist. Eine neuerliche Bewertung, ggf. mit dynamischen Investitionsrechnungsmethoden, wäre in einem späteren Stadium einer konkreten Investitionsplanung denkbar, wenn genauere Informationen über tatsächliche Investitionssummen und Produktpotentiale verfügbar sind (Chittenden und Derregia 2015).

Insgesamt lässt sich festhalten, dass die Inhalte der vorliegenden Arbeit den Stand der Forschung in der strategischen Planung von Bioraffinerien weiterentwickelt haben, indem sie erstmals die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Eingangsbio-masse im stetigen Lösungsraum ermöglichen. Zudem bieten sich neue Anknüpfungspunkte für weitere Forschungsarbeiten. Die Bioökonomie befindet sich noch in den Anfängen und beinhaltet, neben interdisziplinär von verschiedenen Fachrichtungen zu lösenden Herausforderungen, ebenso viele Chancen für innovative Ideen und neue Geschäftsbereiche. Die Prinzipien der Bioökonomie können dabei als Leitmotiv für die Entwicklung und Umsetzung nachhaltiger biobasierter Wirtschaftsweisen dienen.

7 Zusammenfassung

Bioraffinerien gelten als eines der zentralen Konzepte bei der Umsetzung der Bioökonomie, die eine Substitution von fossilen durch erneuerbare Ressourcen vorsieht. In dieser Arbeit wurde ein Entscheidungsmodell zur strategischen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration einer Bioraffinerie unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Inputbiomasse entwickelt.

In der Einführung in Kapitel 1 wurden die Relevanz der Thematik dargestellt und die im Verlauf der Ausführungen zu beantwortenden Forschungsfragen aufgestellt.

Kapitel 2 befasst sich mit den thematischen Grundlagen der Arbeit und stellt das Konzept der Bioökonomie mit ihren wichtigsten Bestandteilen dar. Nach der Definition der Bioökonomie wurden dazu die weltweiten Biomassepotentiale dargelegt und verschiedene Restbiomassen klassifiziert. Anschließend wurde das Ziel der Ressourceneffizienz sowie die in diesem Kontext wichtige Kaskadennutzung erneuerbarer Ressourcen erläutert. Das Kapitel schließt mit einer Vorstellung verschiedener Bioraffinerien. Zwei Bioraffinerietypen, die Fischer-Tropsch-Bioraffinerie und die Lignocellulose-Bioraffinerie, wurden hier detailliert dargestellt, da diese Technologien in den folgenden Kapiteln konkret modelliert und optimiert wurden.

In Kapitel 3 wurden, aufbauend auf den Erkenntnissen zum Produktionssystem Bioraffinerie, die Anforderungen an die Bioraffinerieplanung definiert: Die simultane Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration im stetigen Lösungsraum unter Beachtung des geografischen Anfalls der Inputbiomasse mit Hilfe von Geoinformationssystemen. Bei der Analyse der bestehenden Literatur zur Planung von Bioraffinerien hat sich gezeigt, dass kein Ansatz beschrieben wurde, der diesen Anforderungen gerecht wird und damit in diesem Bereich eine Forschungslücke existiert. Da es sich bei der formulierten Problemstellung um ein multimodales Problem mit rauer Zielfunktion handelt, werden zur seiner Lösung Methoden der globalen Optimierung sowie heuristische Methoden verwendet. Branch-and-Bound-Algorithmen und insbesondere der BARON-Solver können multimodale Probleme global optimal lösen. Da die Zielfunktion jedoch aufgrund der Berücksichtigung von Biomasseversorgungspunkten in der Fläche nicht-differenzierbar und nicht-stetig ist, kann der BARON-Solver das Problem nicht lösen. Daher werden in dieser Arbeit metaheuristische Evolutionsstrategien ausgewählt, die grundsätzlich in der Lage sind, solche Zielfunktion zu handhaben. Allerdings benö-



tigen Evolutionsstrategien eine übergeordnete Struktur in der Zielfunktion, die aufgrund der großen Anzahl der Variablen zu Standort, Kapazität und Konfiguration der Bioraffinerie fehlt. Somit sind weder Methoden der globalen Optimierung noch Evolutionsstrategien allein in der Lage, die vorliegende Problemstellung bei der strategischen Planung von Bioraffinerien zu lösen. Daher muss das Gesamtproblem wiederholt zerlegt und zusammengefügt werden. Die Variablen zu Standort und Kapazität der potentiellen Bioraffinerie werden in der Evolutionsstrategie gehandhabt, da allein diese Variablen die Rauheit in der Zielfunktionslandschaft hervorrufen. Nach einer Veränderung werden diese Variablen vorübergehend fixiert und fungieren als Optimierungsparameter eines nun stetigen und differenzierbaren Subproblems. Somit kann mit Hilfe des globalen BARON-Solvers die optimale Konfiguration für die gegebene Standort-Kapazitäts-Kombination bestimmt werden. Anschließend wird die gesamte berechnete Lösung erneut der Evolutionsstrategie zur Veränderung von Standort und Kapazität zugeführt. Über eine größere Zahl an Generationen lassen sich so sehr gute Lösungen des Problems bestimmen. Strukturell ergibt sich damit eine übergeordnete Evolutionsstrategie mit einem eingebetteten exakten nichtlinearen Programm. Die übergeordnete Evolutionsstrategie wurde in Python programmiert, das einen direkten Zugriff auf das Geoinformationssystem ArcGIS und die Modellierungsumgebung GAMS mit dem globalen Solver BARON zulässt.

In Kapitel 4 wurde das entwickelte Entscheidungsmodell für eine Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland angewendet. Dazu wurde zunächst das betrachtete Produktionssystem beschrieben und anschließend mathematisch formuliert. Ziel der Betrachtung ist die Optimierung des Return on Investment der Bioraffinerie über eine zwanzigjährige Betriebszeit. Als Nebenbedingungen sind in erster Linie Massenbilanzen und geografische Grenzen einzuhalten. Nach der Formulierung des Entscheidungsproblems wurde zunächst der Prozess zur Aufbereitung der Geodaten mit Hilfe des Geoinformationssystems ArcGIS beschrieben, der die Geodaten in eine im Entscheidungsmodell verwendbare Form überführt. Darüber hinaus wurden alle Optimierungsparameter bestimmt, so dass das mathematische Modell vollständig definiert ist. Die Berechnung der Ergebnisse zeigt, dass das Entscheidungsmodell in der Lage ist, einen sehr kleinen, vermutlich optimalen, Zielfunktionsbereich zu finden. Aufgrund der heuristischen Natur der Evolutionsstrategie wird die beste Lösung nicht in jedem Durchlauf gefunden. Dennoch werden immer sehr gute Lösungen des Problems identifiziert, die zudem zusätzliche Einblicke in die Zielfunktionslandschaft und die Ergebnisstruktur erlauben. Die Ergebnisse wurden zudem in einer Sensitivitäts- und Szenarioanalyse eingehend auf Veränderungen verschiedener Parameter untersucht. Als Fazit der ersten Fallstudie



lässt sich festhalten, dass das Entscheidungsmodell das Problem zuverlässig sehr gut löst, eine Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland aber, zumal unter einigen eher optimistischen Annahmen, wirtschaftlich kaum realisierbar erscheint.

In Kapitel 5 wurde mit einer zweiten Fallstudie überprüft, inwiefern sich das Entscheidungsmodell auch in der Lage ist, andere Produktionssysteme und geografische Gegebenheiten zu berücksichtigen. Dazu wurde die Planung einer Lignocellulose-Bioraffinerie im Cariboo District in British Columbia, Kanada, durchgeführt. In diesem Gebiet ist Holz als Biomasse deutlich dominierend, so dass ausschließlich Restholz aus der Forstwirtschaft als Input für die Bioraffinerie betrachtet wurde. Zudem ist das Restholzangebot durch eine Bergkiefernkäferepidemie gegenwärtig deutlich erhöht. Das betrachtete Planungsproblem wurde beschrieben und mathematisch formuliert. Für dieses Produktionssystem ergibt sich ein neues Gleichungssystem zur Sicherung der Einhaltung der Massenbilanzen in der Lignocellulose-Bioraffinerie. Zudem wurden zusätzliche Nebenbedingungen zur Abbildung von marktseitigen Beschränkungen für die chemischen Produkte eingeführt, die teilweise (noch) über ein vergleichsweise kleines Marktvolumen verfügen. Auch im Geoinformationssystem sind die Vorbearbeitungsschritte der Biomassequellen anders als in der Fallstudie in Kapitel 4, da die Holzernte in Kanada im Clearcut-Verfahren durchgeführt wird. Die Ergebnisse zeigen, dass das entwickelte Entscheidungsmodell auch für diese Fallstudie sehr gute Ergebnisse findet. Die Szenarioanalyse zeigt, dass in dieser Fallstudie der Standort eine weniger wichtige Rolle für den ROI spielt, da die Biomasse im Betrachtungsgebiet gleichmäßiger verteilt ist. Zudem scheint eine Lignocellulose-Bioraffinerie im Westen Kanadas potentiell deutlich profitabler zu sein als die in Kapitel 4 untersuchte Fischer-Tropsch-Bioraffinerie in Deutschland.

Abschließend werden in Kapitel 6 die zu Beginn der Arbeit aufgestellten Forschungsfragen beantwortet, offener Forschungsbedarf aufgezeigt und ein Ausblick auf Anknüpfungspunkte für zukünftige Forschungsarbeiten gegeben.

In dieser Arbeit wurde erstmals ein Hybrider Algorithmus aus einer übergeordneten heuristischen Evolutionsstrategie mit einem eingebetteten exakten nichtlinearen Programm für die strategische Planung von Bioraffinerien entwickelt. Dieses Vorgehen wurde in einem Entscheidungsmodell zur simultanen Planung von Standort, Kapazität und Konfiguration von Bioraffinerien unter Berücksichtigung des geografischen Anfalls der Restbiomassen mit verschiedenen Bioraffinerietechnologien und in unterschiedlichen Regionen implementiert und in zwei Fallstudien in Deutschland und Kanada angewendet.

8 Literaturverzeichnis

Aarts, E. H. L.; Korst, J. (1989): Simulated Annealing and Boltzmann Machines. A stochastic approach to combinatorial optimization and neural computing. Chichester [England], New York: Wiley (Wiley-Interscience series in discrete mathematics and optimization).

Abd-el-Motaleb, A. M.; Bekdach, S. K. (2016): Optimal sizing of distributed generation considering uncertainties in a hybrid power system. In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 82, S. 179–188.

Adelt, M.; Vogel, A. (2010): Bio-SNG - zukünftiger regenerativer Energieträger im E.ON Gasnetz. In: *Erdöl Erdgas Kohle* 126 (10), S. 338–341, zuletzt geprüft am 24.06.2014.

Aden, A.; Ruth, M.; Ibsen, K.; Jechura, J.; Neeves, K.; Sheehan, J. et al. (2002): Lignocellulosic Biomass to Ethanol Process Design and Economics Utilizing Co-Current Dilute Acid Prehydrolysis and Enzymatic Hydrolysis for Corn Stover. National Renewable Energy Laboratory. Golden, Colorado.

Adesina, A. A. (1996): Hydrocarbon synthesis via Fischer-Tropsch reaction: travails and triumphs. In: *Applied Catalysis A: General* 138 (2), S. 345–367, zuletzt geprüft am 27.06.2014.

Agirrezabal-Telleria, I.; Requies, J.; Güemez, M. B.; Arias, P. L. (2012): Furfural production from xylose + glucose feedings and simultaneous N₂-stripping. In: *Green Chem.* 14 (11), S. 3132.

Ahmadi, P.; Dincer, I.; Rosen, M. A. (2014): Thermo-economic multi-objective optimization of a novel biomass-based integrated energy system. In: *Energy* 68, S. 958–970.

Ahmed, T. Y.; Ahmad, M. M.; Yusup, S.; Inayat, A.; Khan, Z. (2012): Mathematical and computational approaches for design of biomass gasification for hydrogen production: A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 16 (4), S. 2304–2315.

Ahn, C. W. (2006): Advances in evolutionary algorithms. Theory, design and practice. Berlin, New York: Springer (Studies in Computational Intelligence, v. 18).



- Åkerberg, C.; Zacchi, G. (2000): An economic evaluation of the fermentative production of lactic acid from wheat flour. In: *Bioresource Technology* 75 (2), S. 119–126.
- Akgul, O.; Mac Dowell, N.; Papageorgiou, L. G.; Shah, N. (2014): A mixed integer non-linear programming (MINLP) supply chain optimisation framework for carbon negative electricity generation using biomass to energy with CCS (BECCS) in the UK. In: *International Journal of Greenhouse Gas Control* 28, S. 189–202.
- Akhtari, S.; Sowlati, T.; Day, K. (2014): The effects of variations in supply accessibility and amount on the economics of using regional forest biomass for generating district heat. In: *Energy* 67, S. 631–640.
- Alaejos, J.; López, F.; Eugenio, M. E.; Tapias, R. (2006): Soda-anthraquinone, kraft and organosolv pulping of holm oak trimmings. In: *Bioresource Technology* 97 (16), S. 2110–2116.
- Alfonso, D.; Perpiñá, C.; Pérez-Navarro, A.; Peñalvo, E.; Vargas, C.; Cárdenas, R. (2009): Methodology for optimization of distributed biomass resources evaluation, management and final energy use. In: *Biomass and Bioenergy* 33 (8), S. 1070–1079.
- Alquist, R.; Kilian, L.; Vigfusson, R. J. (2013): Forecasting the Price of Oil. In: Graham Elliott und Allan Timmermann (Hg.): *Handbook of Economic Forecasting*, Bd. 2. Amsterdam: Elsevier (*Handbook of Economic Forecasting*, 2B), S. 427–507.
- Altman, I.; Bergtold, J.; Sanders, D.; Johnson, T. (2015): Willingness to supply biomass for bioenergy production: A random parameter truncated analysis. In: *Energy Economics* 47, S. 1–10.
- Alvira, P.; Tomás-Pejó, E.; Ballesteros, M.; Negro, M. J. (2010): Pretreatment technologies for an efficient bioethanol production process based on enzymatic hydrolysis: A review. In: *Bioresource Technology* 101 (13), S. 4851–4861.
- Amosa, M. K.; Majozi, T. (2016): GAMS supported optimization and predictability study of a multi-objective adsorption process with conflicting regions of optimal operating conditions. In: *Computers & Chemical Engineering* 94, S. 354–361.
- Andersson, J. (2013): Techno-economic analysis of integrated biomass gasification for green chemical production. Luleå: Universitetstryckeriet (Licentiate thesis / Luleå University of Technology, 2013).
- Angelis-Dimakis, A.; Biberacher, M.; Dominguez, J.; Fiorese, G.; Gadocha, S.; Gnansounou, E. et al. (2011): Methods and tools to evaluate the availability of renew-



able energy sources. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15 (2), S. 1182–1200.

Anttila, P.; Vaario, L.-M.; Pulkkinen, P.; Asikainen, A.; Duan, J. (2015): Availability, supply technology and costs of residual forest biomass for energy – A case study in northern China. In: *Biomass and Bioenergy* 83, S. 224–232.

Arnold, D. V. (2005): Optimal Weighted Recombination. In: David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Friedemann Mattern, John C. Mitchell et al. (Hg.): *Foundations of Genetic Algorithms*, Bd. 3469. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 215–237.

Arvizu, D.; Bruckner, T.; Chum, H.; Edenhofer, O.; Estefen, S.; Faaij, A. et al. (2012): Technical Summary. In: IPCC (Hg.): *Special report on renewable energy sources and climate change mitigation. Summary for policymakers and technical summary*. Unter Mitarbeit von Ottmar Edenhofer, R. Pichs-Madruga, Y. Sokona, K. Seyboth, P. Matschoss, S. Kadner et al. Reprinted with corrections. Cambridge, New York: Cambridge University Press, S. 27–160.

Asadullah, M. (2014): Barriers of commercial power generation using biomass gasification gas: A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 29, S. 201–215.

Atalla, T.; Joutz, F.; Pierru, A. (2016): Does disagreement among oil price forecasters reflect volatility? Evidence from the ECB surveys. In: *International Journal of Forecasting* 32 (4), S. 1178–1192.

Babcock, C.; Finley, A. O.; Cook, B. D.; Weiskittel, A.; Woodall, C. W. (2016): Modeling forest biomass and growth: Coupling long-term inventory and LiDAR data. In: *Remote Sensing of Environment* 182, S. 1–12.

Bäck, T. (1996): *Evolutionary algorithms in theory and practice. Evolution strategies, evolutionary programming, genetic algorithms*. New York: Oxford University Press.

Bäck, T. (2000): Self-adaptation. In: Thomas Bäck, David B. Fogel und Zbigniew Michalewicz (Hg.): *Evolutionary computation*. Bristol, Philadelphia: Institute of Physics Publishing, S. 188–211.

Baerns, M.; Behr, A.; Brehm, A.; Gmehling, J.; Hinrichsen, K.-O.; Hofmann, H. et al. (2013): *Technische Chemie*. 2., erw. Aufl. Weinheim, Bergstr: Wiley-VCH.

Bajer, D.; Martinović, G.; Brest, J. (2016): A population initialization method for evolutionary algorithms based on clustering and Cauchy deviates. In: *Expert Systems with Applications* 60, S. 294–310.



- Balaji, G.; Balamurugan, R.; Lakshminarasimman, L. (2016): Mathematical approach assisted differential evolution for generator maintenance scheduling. In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 82, S. 508–518.
- Baliban, R. C.; Elia, J. A.; Weekman, V.; Floudas, C. A. (2012): Process synthesis of hybrid coal, biomass, and natural gas to liquids via Fischer–Tropsch synthesis, ZSM-5 catalytic conversion, methanol synthesis, methanol-to-gasoline, and methanol-to-olefins/distillate technologies. In: *Computers & Chemical Engineering* 47, S. 29–56.
- Bao, B.; El-Halwagi, M. M.; Elbashir, N. O. (2010): Simulation, integration, and economic analysis of gas-to-liquid processes. In: *Fuel Processing Technology* 91 (7), S. 703–713.
- Batidzirai, B.; Valk, M.; Wicke, B.; Junginger, M.; Daioglou, V.; Euler, W.; Faaij, A. (2016): Current and future technical, economic and environmental feasibility of maize and wheat residues supply for biomass energy application: Illustrated for South Africa. In: *Biomass and Bioenergy* 92, S. 106–129.
- Bauböck, R. (2013): Modelling Site-Specific Biomass Potentials. In: Hans Ruppert, Martin Kappas und Jens Ibendorf (Hg.): *Sustainable Bioenergy Production - An Integrated Approach*. Dordrecht: Springer Netherlands, S. 111–139.
- BC Hydro (Hg.) (2010): Wood Based Biomass Energy Potential of British Columbia. Prepared for BC Hydro's Integrated Resource Planning Process. Online verfügbar unter https://www.bchydro.com/content/dam/hydro/medialib/internet/documents/planning_regulatory/iep_ltap/ror/appx_7_bc_wood_based_biomass_potential_report.pdf, zuletzt geprüft am 05.12.2016.
- Bechtel Corporation (Hg.) (1998): Aspen Process Flowsheet Simulation Model of a Battelle Biomass-Based Gasification, Fischer-Tropsch Liquefaction and Combined-Cycle Power Plant. Pittsburgh, Pennsylvania, USA. Online verfügbar unter <https://www.osti.gov/scitech/servlets/purl/1395/>, zuletzt geprüft am 01.02.2017.
- Behr, A.; Agar, D. W.; Jörisen, J. (2010): Einführung in die Technische Chemie. Heidelberg: Spektrum Akademischer Verlag.
- Belgacem, M. N.; Blayo, A.; Gandini, A. (2003): Organosolv lignin as a filler in inks, varnishes and paints. In: *Industrial Crops and Products* 18 (2), S. 145–153.
- Benali, M.; Périn-Levasseur, Z.; Savulescu, L.; Kouisni, L.; Jemaa, N.; Kudra, T.; Paleologou, M. (2014): Implementation of lignin-based biorefinery into a Canadian softwood kraft pulp mill: Optimal resources integration and economic viability assessment. In: *Biomass and Bioenergy* 67, S. 473–482.



- Bentsen, N. S.; Felby, C.; Thorsen, B. J. (2014): Agricultural residue production and potentials for energy and materials services. In: *Progress in Energy and Combustion Science* 40, S. 59–73.
- Berens, W.; Körling, F.-J. (1985): Estimating road distances by mathematical functions. In: *European Journal of Operational Research* 21 (1), S. 54–56.
- Berlin, A.; Muñoz, C.; Gilkes, N.; Alamouti, S. M.; Chung, P.; Kang, K.-Y. et al. (2007): An evaluation of British Columbian beetle-killed hybrid spruce for bioethanol production. In: *Applied biochemistry and biotechnology* 137-140 (1-12), S. 267–280.
- BGR (Hg.) (2013): Ackerbauliches Ertragspotential der Böden in Deutschland 1:1.000.000. Bundesanstalt für Geowissenschaften und Rohstoffe. Online verfügbar unter <https://produktcenter.bgr.de/terraCatalog/DetailResult.do?fileIdentifier=3DBC11EE-81E9-41A2-916E-1281DDD6C7A8>, zuletzt geprüft am 12.04.2017.
- Bianchi, L.; Dorigo, M.; Gambardella, L. M.; Gutjahr, W. J. (2009): A survey on metaheuristics for stochastic combinatorial optimization. In: *Nat Comput* 8 (2), S. 239–287.
- Biethahn, J. (Hg.) (1998): Betriebswirtschaftliche Anwendungen des soft computing. Neuronale Netze, Fuzzy-Systeme und evolutionäre Algorithmen. Braunschweig, Wiesbaden: Vieweg (Vieweg computational intelligence).
- Bill, R. (2016): Grundlagen der Geo-Informationssysteme. 6., völlig neu bearb. + erw. Aufl. 2016. Berlin, Offenbach: Wichmann.
- Bishop, W.; Grubestic, T. H. (2016): Geographic Information. Organization, Access, and Use. Cham: Springer International Publishing (Springer geography).
- Bleiker, K. (2017): Mountain pine beetle (factsheet). Hg. v. Natural Resources Canada. Gatineau, Kanada. Online verfügbar unter <http://www.nrcan.gc.ca/forests/fire-insects-disturbances/top-insects/13397>, zuletzt geprüft am 16.05.2017.
- BMBF (Hg.) (2011): National Research Strategy BioEconomy 2030. Our route towards a biobase economy. Bundesministerium für Bildung und Forschung. Bonn, Berlin.
- BMVBS (2010): Globale und regionale Verteilung von Biomassepotenzialen. Status-quo und Möglichkeiten der Präzisierung. Hg. v. Bundesministerium für Verkehr, Bau und Stadtentwicklung. Berlin.
- Boerrigter, H. (2006): Economy of Biomass-to-Liquids (BTL) plants. An engineering assessment. Energy research Centre of the Netherlands. Petten.



- Bongartz, I.; Conn, A. R.; Gould, I. M.; Saunders, M. A.; Toint, P. L. (1997): A numerical comparison between the LANCELOT and MINOS packages for large scale constrained optimization. Council for the Central Laboratory of the Research Councils. Chilton, Didcot, Oxfordshire. Online verfügbar unter <http://www.convoptimization.com/TOOLS/RAL-TR-97-054.pdf>, zuletzt geprüft am 24.11.2016.
- Börjesson, P.; Gustavsson, L. (1996): Biomass transportation. In: *Renewable Energy* 9 (1-4), S. 1033–1036.
- Botes, G. F.; Bromfield, T. C.; Coetzer, R. L.; Crous, R.; Gibson, P.; Ferreira, A. C. (2016): Development of a chemical selective iron Fischer Tropsch catalyst. In: *Catalysis Today* 275, S. 40–48.
- Bradley, D.; Bradburn, K. (2010): Canada Report on Bioenergy 2010. Hg. v. Canadian Bioenergy Association, Natural Resources Canada und Wood Pellet Association of Canada. Ottawa. Online verfügbar unter <http://www.canbio.ca/upload/documents/canada-report-on-bioenergy-2010-sept-15-2010.pdf>, zuletzt geprüft am 29.09.2015.
- Breitmaier, E.; Jung, G. (2001): Organische Chemie. Grundlagen, Stoffklassen, Reaktionen, Konzepte, Molekülstruktur. 4., überarb. Aufl. Stuttgart, New York: Thieme.
- Brennan, D. (1998): Process industry economics. An international perspective. Rugby, England: Institution of Chemical Engineers.
- Brimberg, J.; Love, R. F. (1995): Estimating Distances. In: Zvi Drezner (Hg.): Facility Location. A survey of applications and methods. New York: Springer (Springer series in operations research), S. 9–32.
- Brimberg, J.; Walker, J. H.; Love, R. F. (2007): Estimation of travel distances with the weighted ℓ_p norm: Some empirical results. In: *Journal of Transport Geography* 15 (1), S. 62–72.
- Brodersen, O. B. (2008): Eignung schwarmintelligenter Verfahren für die betriebliche Entscheidungsunterstützung. Untersuchungen der particle swarm optimization und ant colony optimization anhand eines stochastischen Lagerhaltungs- und eines universitären Stundenplanungsproblems. Göttingen: Cuvillier (Göttinger Wirtschaftsinformatik, Bd. 60).
- Brown, R. C. (2010): Biomass Refineries Based on Hybrid Thermochemical-Biological Processing - An Overview. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm



- (Hg.): Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions, Bd. 1. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 227–252.
- Brown, R. C.; Brown, T. R. (2014): Biorenewable resources engineering new products from agriculture. Second edition. Oxford: John Wiley & Sons.
- Brown, T. R.; Thilakaratne, R.; Brown, R. C.; Hu, G. (2013): Regional differences in the economic feasibility of advanced biorefineries: Fast pyrolysis and hydroprocessing. In: *Energy Policy* 57, S. 234–243.
- Brown, T. R.; Wright, M. M. (2015): A Framework for Defining the Economic Feasibility of Cellulosic Biofuel Pathways. In: *Biofuels* 5 (5), S. 579–590.
- Brown, T. R.; Wright, M. M.; Román-Leshkov, Y.; Brown, R. C. (2014): Techno-economic assessment (TEA) of advanced biochemical and thermochemical biorefineries. In: Keith Waldron (Hg.): *Advances in Biorefineries. Biomass and Waste Supply Chain Exploitation*. Cambridge: Woodhead Publishing Ltd., S. 34–66.
- Büchner, H.-J.; Heidrich, R. (2016a): Rohstoffpreis-Information - Dezember 2016. Allgemeine Tendenzen: Stimulanz der US-Wahl. Hg. v. IKB Deutsche Industriebank. Düsseldorf. Online verfügbar unter https://www.ikb.de/MediaLibrary/b6a4a61e-a82c-4885-91a3-6e34e223ad15/161206_Q4%202016_Rohstoffpreisinfo.pdf, zuletzt geprüft am 09.03.2017.
- Büchner, H.-J.; Heidrich, R. (2016b): Rohstoffpreis-Information - September 2016. Weltrohs toffpreise: Rohstoffpreise vor Erholung ? Hg. v. IKB Deutsche Industriebank. Düsseldorf. Online verfügbar unter https://www.ikb.de/MediaLibrary/b1929bb9-357f-4a6e-9067-49c73ea1a7c3/160907_3%20_Quartal_16_Rohstoffinfo.pdf, zuletzt geprüft am 09.03.2017.
- Budzianowski, W. M. (2016): A review of potential innovations for production, conditioning and utilization of biogas with multiple-criteria assessment. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 54, S. 1148–1171.
- Budzinski, M.; Nitzsche, R. (2016): Comparative economic and environmental assessment of four beech wood based biorefinery concepts. In: *Bioresource Technology* 216, S. 613–621.
- Bundesministerium für Bildung und Forschung (Hg.) (2010): Nationale Forschungsstrategie BioÖkonomie 2030. Unser Weg zu einer bio-basierten Wirtschaft. BMBF. Bonn, Berlin. Online verfügbar unter https://www.bmbf.de/pub/Nationale_Forschungsstrategie_Biooekonomie_2030.pdf.



- Bundesregierung (Hg.) (2014): Roadmap Bioraffinerien. im Rahmen der Aktionspläne der Bundesregierung zur stofflichen und energetischen Nutzung nachwachsender Rohstoffe. geringfügige Überarbeitung der 1. Auflage 2012. Online verfügbar unter https://www.bmbf.de/pub/RoadmapBioraffinerien_2014_bf_1.pdf.
- Bussemaker, M. J.; Day, K.; Drage, G.; Cecelja, F. (2015): A Value Chain Optimisation Model for a Biorefinery with Feedstock and Product Choices. In: Krist Gernaey, Jakob K. Huusom und Rafiqul Gani (Hg.): 25th european symposium on computer aided process engineering, Bd. 37. Amsterdam: Elsevier Science Ltd (Computer Aided Chemical Engineering, 37), S. 1883–1888.
- Cambero, C.; Sowlati, T.; Marinescu, M.; Röser, D. (2015): Strategic optimization of forest residues to bioenergy and biofuel supply chain. In: *Int. J. Energy Res.* 39 (4), S. 439–452.
- Cameron, J.; Kumar, A.; Flynn, P. (2007): The impact of feedstock cost on technology selection and optimum size. In: *Biomass and Bioenergy* 31 (2-3), S. 137–144.
- Campuzano, R.; González-Martínez, S. (2016): Characteristics of the organic fraction of municipal solid waste and methane production: A review. In: *Waste management (New York, N. Y.)* 54, S. 3–12.
- Canilha, L.; Lacerda Brambilla Rodrigues, Rita de Cássia; Fernandes, F. A.; Kumar, A.; Santos Milessi, Thais Suzane dos; Almeida Felipe, Maria das Graças; da, S. S. (2013): Bioconversion of Hemicellulose from Sugarcane Biomass Into Sustainable Products. In: Anuj Chandel (Hg.): Sustainable Degradation of Lignocellulosic Biomass - Techniques, Applications and Commercialization: InTech.
- Caputo, A. C.; Palumbo, M.; Pelagagge, P. M.; Scacchia, F. (2005): Economics of biomass energy utilization in combustion and gasification plants: effects of logistic variables. In: *Biomass and Bioenergy* 28 (1), S. 35–51.
- Celebi, A. D.; Ensinas, A. V.; Sharma, S.; Maréchal, F. (2017): Early-stage decision making approach for the selection of optimally integrated biorefinery processes. In: *Energy*.
- Chandel, A. (Hg.) (2013): Sustainable Degradation of Lignocellulosic Biomass - Techniques, Applications and Commercialization: InTech.
- Cheali, P.; Gernaey, K. V.; Sin, G. (2013): Synthesis and design of optimal biorefinery using an expanded network with thermochemical and biochemical biomass conversion platforms. In: Andrzej Kraslawski und Ilkka Turunen (Hg.): 23rd European Symposium



- on Computer Aided Process Engineering, Bd. 32. Amsterdam: Elsevier (Computer Aided Chemical Engineering, 32), S. 985–990.
- Cheali, P.; Posada, J. A.; Gernaey, K. V.; Sin, G. (2015): Upgrading of lignocellulosic biorefinery to value-added chemicals: Sustainability and economics of bioethanol-derivatives. In: *Biomass and Bioenergy* 75, S. 282–300.
- Cheali, P.; Quaglia, A.; Gemaey, K. V.; Sin, G. (2014): Uncertainty Analysis in Raw Material and Utility Cost of Biorefinery Synthesis and Design. In: Jiří Jaromír Klemeš, Petar Sabev Varbanov und Peng Yen Liew (Hg.): 24th European Symposium on Computer Aided Process Engineering, Bd. 33. First edition. Amsterdam: Elsevier (Computer Aided Chemical Engineering, 33), S. 49–54.
- Chen, H. (2015): Lignocellulose biorefinery engineering. Principles and applications. Cambridge: Woodhead Publishing Ltd. (Woodhead publishing series in energy, 74).
- Chen, J.; Emmerich, M. T. M.; Li, R.; Kok, J.; Bäck, T. (2009): How to Do Recombination in Evolution Strategies: An Empirical Study. In: David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Friedemann Mattern, John C. Mitchell et al. (Hg.): *Methods and Models in Artificial and Natural Computation. A Homage to Professor Mira's Scientific Legacy*, Bd. 5601. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 223–232.
- Chen, P.; Xie, Q.; Addy, M.; Zhou, W.; Liu, Y.; Wang, Y. et al. (2016): Utilization of municipal solid and liquid wastes for bioenergy and bioproducts production. In: *Biore-source Technology* 215, S. 163–172.
- Chittenden, F.; Derregia, M. (2015): Uncertainty, irreversibility and the use of 'rules of thumb' in capital budgeting. In: *The British Accounting Review* 47 (3), S. 225–236.
- Chong, E. K. P.; Žak, S. H. (2013): An introduction to optimization. Fourth edition. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons (Wiley series in discrete mathematics and optimization).
- Clarke, F. H. (1983): Optimization and nonsmooth analysis. New York: Wiley (Canadian Mathematical Society series of monographs and advanced texts).
- Clements, L. D.; van Dyne, D. L. (2010): The Lignocellulosic Biorefinery - A Strategy for Returning to a Sustainable Source of Fuels and Industrial Organic Chemicals. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): *Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions*. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 115–128.



- Cormen, T. H.; Leiserson, C. E.; Rivest, R. L.; Stein, C. (2009): Introduction to Algorithms. 3rd Edition. Cambridge, Mass.: MIT Press. Online verfügbar unter <http://ce.bonabu.ac.ir/uploads/30/CMS/user/file/115/EBook/Introduction.to.Algorithms.3rd.Edition.Sep.2010.pdf>.
- Cotana, F.; Cavalaglio, G.; Coccia, V.; Petrozzi, A. (2016): Energy Opportunities from Lignocellulosic Biomass for a Biorefinery Case Study. In: *Energies* 9 (9), S. 748.
- Cotta, C.; Troya, J. M. (1999): Optimal discrete recombination: Hybridising evolution strategies with the A* algorithm. In: Gerhard Goos, Juris Hartmanis, Jan van Leeuwen, José Mira und Juan V. Sánchez-Andrés (Hg.): Engineering Applications of Bio-Inspired Artificial Neural Networks, Bd. 1607. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 58–67.
- Čuček, L.; Martín, M.; Grossmann, I. E.; Kravanja, Z. (2013a): Large-Scale Biorefinery Supply Network – Case Study of the European Union. In: Andrzej Kraslawski und Ilkka Turunen (Hg.): 23rd European Symposium on Computer Aided Process Engineering, Bd. 32. Amsterdam: Elsevier (Computer Aided Chemical Engineering, 32), S. 319–324.
- Čuček, L.; Martín, M.; Grossmann, I. E.; Kravanja, Z. (2013b): Multi-period Synthesis of a Biorefinery's Supply Networks. In: Andrzej Kraslawski und Ilkka Turunen (Hg.): 23rd European Symposium on Computer Aided Process Engineering, Bd. 32. Amsterdam: Elsevier (Computer Aided Chemical Engineering, 32), S. 73–78.
- Čuček, L.; Martín, M.; Grossmann, I. E.; Kravanja, Z. (2014): Multi-period synthesis of optimally integrated biomass and bioenergy supply network. In: *Computers & Chemical Engineering* 66, S. 57–70.
- da Silva, S. S.; Chandell, A. K. (Hg.) (2012): D-Xylitol. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Dakin, R. J. (1965): A tree-search algorithm for mixed integer programming problems. In: *The Computer Journal* 8 (3), S. 250–255.
- Dale, B. E.; Kim, S. (2010): Biomass Refining Global Impact - The Biobased Economy of the 21st Century. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions, Bd. 1. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 41–66.
- Dancuart, L. P.; Haan, R. de; Klerk, A. de (2004): Processing of Primary Fischer-Tropsch Products. In: Fischer-Tropsch Technology, Bd. 152: Elsevier (Studies in surface science and catalysis), S. 482–532.



- Datta, R.; Regis, R. G. (2016): A surrogate-assisted evolution strategy for constrained multi-objective optimization. In: *Expert Systems with Applications* 57, S. 270–284.
- Davis, B. H. (2002): Overview of reactors for liquid phase Fischer–Tropsch synthesis. In: *Catalysis Today* 71 (3-4), S. 249–300.
- DBFZ (Hg.) (2014): Halmgut/Holz von Heideflächen. Deutsches BiomasseForschungs-Zentrum. Online verfügbar unter https://www.dbfz.de/fileadmin/bioenergie/daten/content/datenblaetter/Datenblatt_Heide.pdf, zuletzt geprüft am 20.01.2017.
- de Jong, E.; Jungmeier, G. (2015): Biorefinery Concepts in Comparison to Petrochemical Refineries. In: Ashok Pandey, Rainer Höfer, Larroche, Christian, Taherzadeh, Mohammad und K. Madhavan Nampoothiri (Hg.): *Industrial Biorefineries and White Biotechnology*. Amsterdam: Elsevier, S. 3–33.
- de Jong, E.; van Ree, R.; Sanders, J.; Langeveld, J. (2010): Biorefineries: Giving Value to Sustainable Biomass Use. In: Hans Langeveld, Marieke Meeusen und Johan Sanders (Hg.): *The biobased economy. Biofuels, materials and chemicals in the post-oil era*. London, Washington, DC: Earthscan, S. 111–130.
- de la Torre, J.; Moral, A.; Hernández, D.; Cabeza, E.; Tijero, A. (2013): Organosolv lignin for biofuel. In: *Industrial Crops and Products* 45, S. 58–63.
- de Lange, N. (2013): *Geoinformatik*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg.
- Delivand, M. K.; Cammerino, Anna Rita B.; Garofalo, P.; Monteleone, M. (2015): Optimal locations of bioenergy facilities, biomass spatial availability, logistics costs and GHG (greenhouse gas) emissions: a case study on electricity productions in South Italy. In: *Journal of Cleaner Production* 99, S. 129–139.
- Devappa, R. K.; Rakshit, S. K.; Dekker, Robert F H (2015): Forest biorefinery: Potential of poplar phytochemicals as value-added co-products. In: *Biotechnology advances*.
- Dhar, A.; Parrott, L.; Hawkins, C. (2016): Aftermath of Mountain Pine Beetle Outbreak in British Columbia: Stand Dynamics, Management Response and Ecosystem Resilience. In: *Forests* 7 (8), S. 171.
- Domschke, W.; Drexl, A. (2007): *Einführung in Operations Research*. Mit 63 Tabellen. 7., überarb. Aufl. Berlin: Springer (Springer-Lehrbuch).
- Dry, M. (2002): The Fischer-Tropsch process: 1950-2000. In: *Catalysis Today* 71, S. 227–241, zuletzt geprüft am 27.06.2014.



- Dry, M. E. (2004): Chemical concepts used for engineering purposes. In: André Steynberg und Mark Dry (Hg.): Fischer-Tropsch technology. Amsterdam, Boston: Elsevier (Studies in surface science and catalysis, v. 152), S. 196–257.
- Duarte, A. E.; Sarache, W. A.; Costa, Y. J. (2014): A facility-location model for biofuel plants: Applications in the Colombian context. In: *Energy* 72, S. 476–483.
- Duret, A.; Friedli, C.; Maréchal, F. (2005): Process design of Synthetic Natural Gas (SNG) production using wood gasification. In: *Journal of Cleaner Production* 13 (15), S. 1434–1446.
- Dymond, C. C.; Titus, B. D.; Stinson, G.; Kurz, W. A. (2010): Future quantities and spatial distribution of harvesting residue and dead wood from natural disturbances in Canada. In: *Forest Ecology and Management* 260 (2), S. 181–192.
- E4tech; RE-CORD; WUR (2015): From the Sugar Platform to biofuels and biochemicals. Final report for the European Commission. contract No. ENER/C2/423-2012/SI2.673791. Unter Mitarbeit von Richard Taylor, Lucy Natrass, Geneviève Alberts, Paul Robson, Claire Chudziak, Ausilio Bauen et al. E4tech (UK) Ltd; Consorzio per la Ricerca e la Dimostrazione sulle Energie Rinnovabili (RE-CORD); Stichting Dienst Landbouwkundig Onderzoek, part of Wageningen University and Research Centre (WUR). London.
- EEA (Hg.) (2011): Legend. European Environment Agency. Online verfügbar unter <http://www.eea.europa.eu/data-and-maps/figures/corine-land-cover-2006-by-country/legend>, zuletzt geprüft am 21.12.2016.
- Ehrgott, M.; Ide, J.; Schöbel, A. (2014): Minmax robustness for multi-objective optimization problems. In: *European Journal of Operational Research* 239 (1), S. 17–31.
- Eiben, A. E. (2003): Multiparent Recombination in Evolutionary Computing. In: Ashish Ghosh und Shigeyoshi Tsutsui (Hg.): Advances in Evolutionary Computing. Theory and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Natural Computing Series, 1619-7127), S. 175–192.
- Eiben, A. E.; Smith, J. E. (2015): Introduction to evolutionary computing. Second edition. Berlin Heidelberg: Springer (Natural Computing Series).
- Eigner-Thiel, S.; Schmehl, M.; Ibendorf, J.; Geldermann, J. (2013): Assessment of Different Bioenergy Concepts in Terms of Sustainable Development. In: Hans Ruppert, Martin Kappas und Jens Ibendorf (Hg.): Sustainable Bioenergy Production - An Integrated Approach. Dordrecht: Springer Netherlands, S. 339–384.



Eisentraut, A.; Brown, A. (2012): Technology Roadmap. Bioenergy for Heat and Power. Hg. v. International Energy Agency (IEA). Paris. Online verfügbar unter http://www.iea.org/publications/freepublications/publication/2012_Bioenergy_Roadmap_2nd_Edition_WEB.pdf, zuletzt geprüft am 06.09.2016.

Ekman, A.; Campos, M.; Lindahl, S.; Co, M.; Börjesson, P.; Karlsson, E. N.; Turner, C. (2013): Bioresource utilisation by sustainable technologies in new value-added biorefinery concepts – two case studies from food and forest industry. In: *Journal of Cleaner Production* 57, S. 46–58.

Ekşioğlu, S. D.; Acharya, A.; Leightley, L. E.; Arora, S. (2009): Analyzing the design and management of biomass-to-biorefinery supply chain. In: *Computers & Industrial Engineering* 57 (4), S. 1342–1352.

Elbashir, N. O. (2010): Opportunities for Selective Control of Fischer-Tropsch Synthesis Hydrocarbons Product Distribution. In: Proceedings of the 2nd Annual Gas Processing Symposium: Elsevier, S. 197–208.

Ellinger, T.; Beuermann, G.; Leisten, R. (2001): Operations research. Eine Einführung. 5., durchges. Aufl. Berlin [u.a.]: Springer.

El-Shorbagy, M. A.; Mousa, A. A.; Nasr, S. M. (2016): A chaos-based evolutionary algorithm for general nonlinear programming problems. In: *Chaos, Solitons & Fractals* 85, S. 8–21.

ESRI (2016): ArcGIS for Desktop. ArcMap. Environmental Systems Research Institute. Online verfügbar unter <http://desktop.arcgis.com/de/arcmap/>, zuletzt geprüft am 07.12.2016.

Ezeji, T. C.; Qureshi, N.; Blaschek, H. P. (2013): Microbial production of a biofuel (acetone-butanol-ethanol) in a continuous bioreactor: impact of bleed and simultaneous product removal. In: *Bioprocess and biosystems engineering* 36 (1), S. 109–116.

Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe (Hg.) (2009): Stoffliche Nutzung von Lignin. [Elektronische Ressource]. Hannover, Gülzow (Gülzower Fachgespräche).

Fan, L. T.; Gharpuray, M. M.; Lee, Y.-H. (1987): Cellulose Hydrolysis. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Biotechnology Monographs, 3).

Fazlollahi, S.; Maréchal, F. (2013): Multi-objective, multi-period optimization of biomass conversion technologies using evolutionary algorithms and mixed integer linear programming (MILP). In: *Applied Thermal Engineering* 50 (2), S. 1504–1513.



- Fernandes, F. P.; Costa, M. F. P.; Fernandes, Edite M. G. P. (2014): Branch and Bound Based Coordinate Search Filter Algorithm for Nonsmooth Nonconvex Mixed-Integer Nonlinear Programming Problems. In: David Hutchison, Takeo Kanade, Josef Kittler, Jon M. Kleinberg, Alfred Kobsa, Friedemann Mattern et al. (Hg.): Computational Science and Its Applications – ICCSA 2014, Bd. 8580. Cham: Springer International Publishing (Lecture Notes in Computer Science), S. 140–153.
- Fernández, M. J.; Barro, R.; Pérez, J.; Losada, J.; Ciria, P. (2016): Influence of the agricultural management practices on the yield and quality of poplar biomass (a 9-year study). In: *Biomass and Bioenergy* 93, S. 87–96.
- Field, C. B.; Behrenfeld, M. J.; Randerson, J. T.; Falkowski, P. (1998): Primary Production of the Biosphere: Integrating Terrestrial and Oceanic Components. In: *Science* 281 (5374), S. 237–240.
- Field, C. B.; Campbell, J. E.; Lobell, D. B. (2008): Biomass energy: the scale of the potential resource. In: *Trends in ecology & evolution* 23 (2), S. 65–72.
- Fiorese, G.; Guariso, G. (2010): A GIS-based approach to evaluate biomass potential from energy crops at regional scale. In: *Environmental Modelling & Software* 25 (6), S. 702–711.
- Fischer, G.; Prieler, S.; van Velthuizen, H.; Lensink, S. M.; Londo, M.; Wit, M. de (2010): Biofuel production potentials in Europe: Sustainable use of cultivated land and pastures. Part I: Land productivity potentials. In: *Biomass and Bioenergy* 34 (2), S. 159–172.
- Fister Jr., I.; Yang, X.-S.; Fister, I.; Brest, J.; Fister, D. (2013): A Brief Review of Nature-Inspired Algorithms for Optimization. In: *Elektrotehniski Vestnik/Electrotechnical Review* 80 (3), S. 116–122.
- Fitzpatrick, J. M.; Grefenstette, J. J. (1988): Genetic algorithms in noisy environments. In: *Mach Learn* 3 (2-3), S. 101–120.
- Flisberg, P.; Frisk, M.; Rönnqvist, M.; Guajardo, M. (2015): Potential savings and cost allocations for forest fuel transportation in Sweden: A country-wide study. In: *Energy* 85, S. 353–365.
- Floudas, C. A. (2000): Deterministic Global Optimization. Theory, Methods and Applications. Boston, MA: Springer US (Nonconvex Optimization and Its Applications, 37).



- FNR (Hg.) (2014): Leitfaden feste Biobrennstoffe. Planung, Betrieb und Wirtschaftlichkeit von Bioenergieanlagen im mittleren und großen Leistungsbereich. Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe. 4., vollst. überarb. Aufl. Gülzow-Prüzen: FNR.
- FNR (Hg.) (2015): Basisdaten Bioenergie Deutschland 2015. Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe. Gülzow.
- Forsberg, G. (2000): Biomass energy transport. Analysis of bioenergy transport chains using life cycle inventory method. In: *Biomass and Bioenergy* 19 (1), S. 17–30.
- Forst, W.; Hoffmann, D. (2010): Optimization -- theory and practice. New York: Springer (Springer undergraduate texts in mathematics and technology).
- Frampton, W. J.; Dash, J.; Watmough, G.; Milton, E. J. (2013): Evaluating the capabilities of Sentinel-2 for quantitative estimation of biophysical variables in vegetation. In: *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing* 82, S. 83–92.
- Friedlander, M. P.; Saunders, M. A. (2005): A Globally Convergent Linearly Constrained Lagrangian Method for Nonlinear Optimization. In: *SIAM J. Optim.* 15 (3), S. 863–897.
- Gabrielle, B.; Bamière, L.; Caldes, N.; Cara, S. de; Decocq, G.; Ferchaud, F. et al. (2014): Paving the way for sustainable bioenergy in Europe: Technological options and research avenues for large-scale biomass feedstock supply. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 33, S. 11–25.
- Galeno, G.; Minutillo, M.; Perna, A. (2011): From waste to electricity through integrated plasma gasification/fuel cell (IPGFC) system. In: *International Journal of Hydrogen Energy* 36 (2), S. 1692–1701.
- Gallmetzer, G.; Ackermann, P.; Schweiger, A.; Kienberger, T.; Gröbl, T.; Walter, H. et al. (2012): The agnion Heatpipe-Reformer—operating experiences and evaluation of fuel conversion and syngas composition. In: *Biomass Conv. Bioref.* 2 (3), S. 207–215.
- Gamba, S.; Pellegrini, L. A.; Calemma, V.; Gambaro, C. (2010): Liquid fuels from Fischer–Tropsch wax hydrocracking: Isomer distribution. In: *Catalysis Today* 156 (1-2), S. 58–64.
- GAMS Software GmbH (Hg.) (2016a): APIs - Application Programming Interfaces to GAMS. Online verfügbar unter <http://www.gams.com/help/index.jsp?topic=%2Fgams.doc%2Fapis%2Findex.html>, zuletzt geprüft am 08.12.2016.



- GAMS Software GmbH (Hg.) (2016b): General Algebraic Modeling System. Frechen. Online verfügbar unter <http://www.gams.com/docs/brochure.pdf>.
- Gan, J. (2013): Economic and Policy Aspects of Integrated Forest Biorefineries. In: Lew Christopher (Hg.): Integrated forest biorefineries. Challenges and opportunities. Cambridge: Royal Society of Chemistry (RSC green chemistry series, 18), S. 67–79.
- Gan, J.; Smith, C. T. (2011): Optimal plant size and feedstock supply radius: A modeling approach to minimize bioenergy production costs. In: *Biomass and Bioenergy* 35 (8), S. 3350–3359.
- García del Amo, I. J.; García López, F.; García Torres, M.; Melián Batista, B.; Moreno Pérez, J. A.; Moreano Vega, J. M. (2006): From Theory to Implementation: Applying Metaheuristics. In: Leo Liberti und Nelson Maculan (Hg.): Global optimization. From theory to implementation. New York, NY: Springer (Nonconvex Optimization and Its Applications, v. 84), S. 311–352.
- Gardezi, S. A.; Joseph, B.; Prado, F.; Barbosa, A. (2013): Thermochemical biomass to liquid (BTL) process: Bench-scale experimental results and projected process economics of a commercial scale process. In: *Biomass and Bioenergy* 59, S. 168–186.
- Gärtner, S. O.; Hienz, G.; Keller, H.; Paulsch, D. (2012): Ökobilanz der kaskadierten Nutzung nachwachsender Rohstoffe am Beispiel Holz – eine Einordnung. In: *wuf* 20 (2-4), S. 155–164.
- Geldermann, J. (2012): Einsatz nachwachsender Rohstoffe in der Produktion und Konsequenzen für die Planung. In: Hans Corsten und Stefan Roth (Hg.): Nachhaltigkeit. Wiesbaden: Gabler Verlag, S. 191–213.
- Geldermann, J. (2014): Anlagen- und Energiewirtschaft. Kosten- und Investitionsschätzung sowie Technikbewertung von Industrieanlagen. 1. Aufl. München: Franz Vahlen.
- Geldermann, J.; Kolbe, L. M.; Krause, A.; Mai, C.; Militz, H.; Osburg, V.-S. et al. (2016a): Improved resource efficiency and cascading utilisation of renewable materials. In: *Journal of Cleaner Production* 110, S. 1–8.
- Geldermann, J.; Kolbe, L. M.; Schöbel, A.; Schumann, M. (2016b): Ressourceneffizienz in Unternehmensnetzwerken – Methoden zur betrieblichen und überbetrieblichen Planung für die Nutzung erneuerbarer Rohstoffe. In: Heinz Ahn, Marcel Clermont und Rainer Souren (Hg.): Nachhaltiges Entscheiden. Wiesbaden: Springer Fachmedien Wiesbaden, S. 491–508.



- Gerssen-Gondelach, S. J.; Saygin, D.; Wicke, B.; Patel, M. K.; Faaij, A. (2014): Competing uses of biomass: Assessment and comparison of the performance of bio-based heat, power, fuels and materials. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 40, S. 964–998.
- Ghaffar, T.; Irshad, M.; Anwar, Z.; Aqil, T.; Zulifqar, Z.; Tariq, A. et al. (2014): Recent trends in lactic acid biotechnology: A brief review on production to purification. In: *Journal of Radiation Research and Applied Sciences* 7 (2), S. 222–229.
- Ghaffariyan, M. R.; Brown, M.; Acuna, M.; Sessions, J.; Gallagher, T.; Kühmaier, M. et al. (2017): An international review of the most productive and cost effective forest biomass recovery technologies and supply chains. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 74, S. 145–158.
- Ghatak, H. R. (2011): Biorefineries from the perspective of sustainability: Feedstocks, products, and processes. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 15 (8), S. 4042–4052.
- Ghosh, S. K. (2016): Biomass & Bio-waste Supply Chain Sustainability for Bio-energy and Bio-fuel Production. In: *Procedia Environmental Sciences* 31, S. 31–39.
- Gill, P. E.; Murray, W.; Saunders, M. A. (2005): SNOPT: An SQP Algorithm for Large-Scale Constrained Optimization. In: *SIAM Rev.* 47 (1), S. 99–131.
- Gírio, F. M.; Carvalheiro, F.; Duarte, L. C.; Bogel-Lukasik, R. (2012): Deconstruction of the Hemicellulose Fraction from Lignocellulosic Materials into Simple Sugars. In: Silvio Silvério da Silva und Anuj Kumar Chandel (Hg.): *D-Xylitol*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 3–38.
- Giuliano, A.; Cerulli, R.; Poletto, M.; Raiconi, G.; Barletta, D. (2014): Optimization of a Multiproduct Lignocellulosic Biorefinery using a MILP Approximation. In: Jiří Jaromír Klemeš, Petar Sabev Varbanov und Peng Yen Liew (Hg.): *24th European Symposium on Computer Aided Process Engineering*, Bd. 33. First edition. Amsterdam: Elsevier (Computer Aided Chemical Engineering, 33), S. 1423–1428.
- Giuliano, A.; Poletto, M.; Barletta, D. (2015): Process Design of a Multi-Product Lignocellulosic Biorefinery. In: Krist Gernaey, Jakob K. Huusom und Rafiqul Gani (Hg.): *25th european symposium on computer aided process engineering*, Bd. 37. Amsterdam: Elsevier Science Ltd (Computer Aided Chemical Engineering, 37), S. 1313–1318.
- Giuliano, A.; Poletto, M.; Barletta, D. (2016): Process optimization of a multi-product biorefinery: The effect of biomass seasonality. In: *Chemical Engineering Research and Design* 107, S. 236–252.



- Giurca, A.; Späth, P. (2017): A forest-based bioeconomy for Germany? Strengths, weaknesses and policy options for lignocellulosic biorefineries. In: *Journal of Cleaner Production* 153, S. 51–62.
- Glithero, N. J.; Wilson, P.; Ramsden, S. J. (2013): Straw use and availability for second generation biofuels in England. In: *Biomass and Bioenergy* 55, S. 311–321.
- Glover, F. (1986): Future paths for integer programming and links to artificial intelligence. In: *Computers & Operations Research* 13 (5), S. 533–549.
- Godfray, H. C. J.; Beddington, J. R.; Crute, I. R.; Haddad, L.; Lawrence, D.; Muir, J. F. et al. (2010): Food security: the challenge of feeding 9 billion people. In: *Science (New York, N.Y.)* 327 (5967), S. 812–818.
- Golembiewski, B.; Sick, N.; Bröring, S. (2015): The emerging research landscape on bioeconomy: What has been done so far and what is essential from a technology and innovation management perspective? In: *Innovative Food Science & Emerging Technologies* 29, S. 308–317.
- Gonçalves, D. N. S.; Gonçalves, C. d. M.; Assis, T. F. de; Silva, M. A. da (2014): Analysis of the Difference between the Euclidean Distance and the Actual Road Distance in Brazil. In: *Transportation Research Procedia* 3, S. 876–885.
- Goodchild, M. F. (2015): Geographic Information Systems. In: James D. Wright (Hg.): *International Encyclopedia of the Social & Behavioral Sciences*. 2nd Edition: Elsevier, S. 58–63.
- Gordobil, O.; Moriana, R.; Zhang, L.; Labidi, J.; Sevastyanova, O. (2016): Assessment of technical lignins for uses in biofuels and biomaterials: Structure-related properties, proximate analysis and chemical modification. In: *Industrial Crops and Products* 83, S. 155–165.
- Götz, R. (2006): *Energietransport von Russland durch die Ukraine und Belarus. Ein Risiko für die europäische Energiesicherheit?* Hg. v. Stiftung Wissenschaft und Politik. Berlin. Online verfügbar unter http://www.swp-berlin.org/fileadmin/contents/products/studien/2006_S38_gtz_ks.pdf.
- Götze, U. (2008): *Investitionsrechnung. Modelle und Analysen zur Beurteilung von Investitionsvorhaben*. 6. Aufl. Berlin, Heidelberg: Springer (Springer-Lehrbuch).
- Gregor, J. H. (1991): Fischer-Tropsch products as liquid fuels or chemicals. In: *Catal Lett* 7 (1-4), S. 317–331.



- Griffith, D. A.; Chun, Y.; Dean, D. J. (Hg.) (2017): *Advances in Geocomputation. Geocomputation 2015, the 13th International Conference*. Cham: Springer International Publishing (Advances in Geographic Information Science).
- Gudehus, T. (2010): *Logistik. Grundlagen - Strategien - Anwendungen*. 4., aktualisierte Aufl. Berlin [u.a.]: Springer.
- Guenther-Lübbers, W.; Garbs, M.; Brauckmann, H.-J.; Geldermann, J.; Broll, G.; Theuvsen, L. (2015): *Nachhaltige Biomassenutzung in Biogasanlagen auf der Grundlage der Wirtschaftsdüngerpotenziale in Niedersachsen*. Bauernhof Niedersachsen. Niedersächsisches Ministerium für Ernährung, Landwirtschaft, Verbraucherschutz und Landesentwicklung. Göttingen, Osnabrück.
- Gunnarsson, H.; Rönnqvist, M.; Lundgren, J. T. (2004): Supply chain modelling of forest fuel. In: *European Journal of Operational Research* 158 (1), S. 103–123.
- Günther, M. (2016): Kraftwerkseinsatzoptimierung mit GAMS - Berechnung von Langfristszenarien für strategische Entscheidungen. In: Erik Merkel, Robert Kunze und Fichtner Wolf (Hg.): *Einsatz von OR-Verfahren zur Analyse von Fragestellungen im Umweltbereich*. Tagungsband zu den Workshops der GOR-Arbeitsgruppe "OR im Umweltschutz" am 20./21. Februar 2014 in Heidelberg und am 25./26. Februar 2015 in Aachen. 1. Auflage. Aachen: Shaker Verlag (Operations Research), S. 19–34.
- Gupta, A.; Verma, J. P. (2015): Sustainable bio-ethanol production from agro-residues: A review. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 41, S. 550–567.
- Guttag, J. (2013): *Introduction to computation and programming using Python*. Rev. and expanded ed. Cambridge, MA: The MIT Press.
- Haberl, H.; Geissler, S. (2000): Cascade utilization of biomass: strategies for a more efficient use of a scarce resource. In: *Ecological Engineering* 16, S. 111–121.
- Hakala, K.; Kontturi; Markku; Pahkala, K. (2009): Field biomass as global energy source. In: *Agricultural and Food Science* 18, S. 347–365.
- Hamelinck, C. N.; Faaij, A. P.; den Uil, H.; Boerrigter, H. (2004): Production of FT transportation fuels from biomass; technical options, process analysis and optimisation, and development potential. In: *Energy* 29 (11), S. 1743–1771.
- Harzer, C. (Hg.) (2015): *GIS-Report 2015/2016. Software, Daten, Firmen*. Karlsruhe: Bernhard Jarzer Verlag.
- Haugom, E.; Mydland, Ø.; Pichler, A. (2016): Long term oil prices. In: *Energy Economics* 58, S. 84–94.



- Havlík, P.; Schneider, U. A.; Schmid, E.; Böttcher, H.; Fritz, S.; Skalský, R. et al. (2011): Global land-use implications of first and second generation biofuel targets. In: *Energy Policy* 39 (10), S. 5690–5702.
- Hayes, D. J.; Fitzpatrick, S.; Hayes, M. H. B.; Ross, J. R. H. (2010): The Biofine Process - Production of Levulinic acid, Furfural, and Formic Acid from Lignocellulosic Feedstocks. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): *Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions*. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 139–164.
- Heidenreich, S.; Foscolo, P. U. (2015): New concepts in biomass gasification. In: *Progress in Energy and Combustion Science* 46, S. 72–95.
- Hellwig, M.; Beyer, H.-G. (2016): Mutation strength control via meta evolution strategies on the ellipsoid model. In: *Theoretical Computer Science* 623, S. 160–179.
- Hensing, I.; Pfaffenberger, W.; Ströbele, W. (1998): *Energiewirtschaft. Einführung in Theorie und Politik*. München, Wien: Oldenbourg.
- Hesse, M. (2015): *Entwicklung einer Methode zur Quantifizierung des Kaskadennutzungseffektes bei Holzprodukten*. 1., Aufl. Göttingen, Niedersachs: Cuvillier, E.
- Hirschberg, H. G. (1999): *Handbuch Verfahrenstechnik und Anlagenbau*. Chemie, Technik, Wirtschaftlichkeit. Berlin, Heidelberg, New York [etc.]: Springer.
- Hlina, M.; Hrabovsky, M.; Kavka, T.; Konrad, M. (2014): Production of high quality syngas from argon/water plasma gasification of biomass and waste. In: *Waste Management* 34 (1), S. 63–66.
- Höglmeier, K.; Steubing, B.; Weber-Blaschke, G.; Richter, K. (2015): LCA-based optimization of wood utilization under special consideration of a cascading use of wood. In: *Journal of Environmental Management* 152, S. 158–170.
- Höglmeier, K.; Weber-Blaschke, G.; Richter, K. (2014): Utilization of recovered wood in cascades versus utilization of primary wood—a comparison with life cycle assessment using system expansion. In: *Int J Life Cycle Assess* 19 (10), S. 1755–1766.
- Homburg, C. (2000): *Quantitative Betriebswirtschaftslehre. Entscheidungsunterstützung durch Modelle ; mit Beispielen, Übungsaufgaben und Lösungen*. 3., überarb. Aufl. Wiesbaden: Gabler (Gabler-Lehrbuch).
- Höring, M.; Donath, E. E. (1974): Verflüssigung und Vergasung von Kohle. In: *Naturwissenschaften* 61 (3), S. 89–96.



- Hottle, T. A.; Bilec, M. M.; Landis, A. E. (2013): Sustainability assessments of bio-based polymers. In: *Polymer Degradation and Stability* 98 (9), S. 1898–1907.
- Huang, H.-J.; Ramaswamy, S.; Al-Dajani, W.; Tschirner, U.; Cairncross, R. A. (2009): Effect of biomass species and plant size on cellulosic ethanol: A comparative process and economic analysis. In: *Biomass and Bioenergy* 33 (2), S. 234–246.
- Huang, S.; Hu, G.; Chennault, C.; Su, L.; Brandes, E.; Heaton, E. et al. (2016): Agent-based modeling of bioenergy crop adoption and farmer decision-making. In: *Energy* 115, S. 1188–1201.
- Humbird, D.; Davis, R.; Tao, L.; Kinchin, C.; Hsu, D.; Aden, A. et al. (2011): Process Design and Economics for Biochemical Conversion of Lignocellulosic Biomass to Ethanol. Dilute-Acid Pretreatment and Enzymatic Hydrolysis of Corn Stover. Hg. v. National Renewable Energy Laboratory. Golden, Colorado.
- Hunpinoy, P.; Cheali, P.; Narataruksa, P.; Tungkamani, S.; Chollacoop, N. (2014): Alternative route of process modification for biofuel production by embedding the Fischer-Tropsch plant in existing stand-alone power plant (10MW) based on biomass gasification – Part I: A conceptual modeling and simulation approach (a case study in Thailand). In: *Energy Conversion and Management* 88, S. 1179–1192.
- Iakovou, E.; Karagiannidis, A.; Vlachos, D.; Toka, A.; Malamakis, A. (2010): Waste biomass-to-energy supply chain management: a critical synthesis. In: *Waste management (New York, N.Y.)* 30 (10), S. 1860–1870.
- IBS (Hg.) (2011): Energetische Nutzung von Abfallprodukten. Möglichkeiten der thermischen Verwertung von landwirtschaftlichen Abfallprodukten in Vielstoff-Feuerungsanlagen. Ingenieurbüro für Haustechnik Schreiner. Online verfügbar unter http://energieberatung.ibs-hlk.de/plangetrei_newsabfall.htm, zuletzt aktualisiert am 13.12.2011, zuletzt geprüft am 17.01.2017.
- Ichsan; Hadiyanto, H.; Hendroko, R. (2014): Integrated Biogas-microalgae from Waste Waters as the Potential Biorefinery Sources in Indonesia. In: *Energy Procedia* 47, S. 143–148.
- Im-orb, K.; Simasatitkul, L.; Arpornwichanop, A. (2016): Techno-economic analysis of the biomass gasification and Fischer-Tropsch integrated process with off-gas recirculation. In: *Energy* 94, S. 483–496.
- Internationale Energieagentur (Hg.) (2016): Key world energy statistics 2016. Online verfügbar unter <https://www.iea.org/publications/freepublications/publication/KeyWorld2016.pdf>.



- IRENA (2012): Biomass for Power Generation. Bonn (Renewable Energy Technologies: Cost Analysis Series, Volume 1: Power Sector). Online verfügbar unter https://www.irena.org/DocumentDownloads/Publications/RE_Technologies_Cost_Analysis-BIOMASS.pdf.
- Iribarren, D.; Susmozas, A.; Dufour, J. (2013): Life-cycle assessment of Fischer-Tropsch products from biosyngas. In: *Renewable Energy* 59, S. 229–236.
- Jager, W.; Edmonds, B. (2015): Policy Making and Modelling in a Complex World. In: Marijn Janssen, Maria A. Wimmer und Ameneh Deljoo (Hg.): *Policy Practice and Digital Science*. Cham: Springer International Publishing, S. 57–73.
- James, S. (2015): Furfural Market Will Be Worth \$1,200.9 Billion By 2020: New Report By Grand View Research, Inc. Grand View Research, Inc. San Francisco. Online verfügbar unter <https://globenewswire.com/news-release/2015/01/15/697629/10115694/en/Furfural-Market-Will-Be-Worth-1-200-9-Billion-By-2020-New-Report-By-Grand-View-Research-Inc.html>, zuletzt geprüft am 20.07.2016.
- Javarone, M. A. (2016): An evolutionary strategy based on partial imitation for solving optimization problems. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 463, S. 262–269.
- Jenkins, B. M. (1997): A comment on the optimal sizing of a biomass utilization facility under constant and variable cost scaling. In: *Biomass and Bioenergy* 13 (1-2), S. 1–9.
- Jenkins, S. (2016): Current Economic Trends – March 2016. Hg. v. Chemical Engineering. Rockville, MD. Online verfügbar unter <http://www.chemengonline.com/current-economic-trends-march-2016/?printmode=1>, zuletzt geprüft am 10.08.2016.
- Jenkins, T. L.; Sutherland, J. W. (2014): A cost model for forest-based biofuel production and its application to optimal facility size determination. In: *Forest Policy and Economics* 38, S. 32–39.
- Jeon, Y.-J.; Kim, J.-C. (2004): Application of simulated annealing and tabu search for loss minimization in distribution systems. In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 26 (1), S. 9–18.
- Jiang, Y.; Liu, J.; Jiang, W.; Yang, Y.; Yang, S. (2015): Current status and prospects of industrial bio-production of n-butanol in China. In: *Biotechnology advances* 33 (7), S. 1493–1501.



- Jochem, D.; Janzen, N.; Weimar, H. (2016): Estimation of own and cross price elasticities of demand for wood-based products and associated substitutes in the German construction sector. In: *Journal of Cleaner Production* 137, S. 1216–1227.
- Johansson, A.; Aaltonen, O.; Ylinen, P. (1987): Organosolv pulping — methods and pulp properties. In: *Biomass* 13 (1), S. 45–65.
- Johansson, D.; Franck, P.-Å.; Pettersson, K.; Berntsson, T. (2013): Comparative study of Fischer–Tropsch production and post-combustion CO₂ capture at an oil refinery: Economic evaluation and GHG (greenhouse gas emissions) balances. In: *Energy* 59, S. 387–401.
- Johnson, T. G.; Altman, I. (2014): Rural development opportunities in the bioeconomy. In: *Biomass and Bioenergy* 63, S. 341–344.
- Julstrom, B. A. (1999): Comparing Darwinian, Baldwinian, and Lamarckian Search in a Genetic Algorithm for the 4-Cycle Problem. In: *Late Breaking Papers at the 1999 Genetic and Evolutionary Computation Conference*, S. 134–138.
- Kallrath, J. (2013): Gemischt-ganzzahlige Optimierung: Modellierung in der Praxis. Mit Fallstudien aus Chemie, Energiewirtschaft, Metallgewerbe, Produktion und Logistik. 2., überarb. und erw. Aufl. Wiesbaden: Springer Spektrum (LEHRBUCH).
- Kaltschmitt, M. (2013): Erneuerbare Energien. Systemtechnik, Wirtschaftlichkeit, Umweltaspekte. 5. erweiterte Aufl. Berlin: Springer Vieweg (SpringerLink : Bücher).
- Kaltschmitt, M.; Hertmann, H.; Hofbauer, H. (Hg.) (2009): Energie aus Biomasse. Grundlagen, Techniken und Verfahren. 2. Aufl. Dordrecht, Heidelberg, London, New York, NY: Springer.
- Kamm, B. (2007): Produktion von Plattformchemikalien und Synthesegas aus Biomasse. In: *Angew. Chem.* 119 (27), S. 5146–5149.
- Kamm, B.; Kamm, M.; Gruber, P. R.; Kromus, S. (2010a): Biorefinery Systems - An Overview. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions, Bd. 1. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 3–40.
- Kamm, B.; Kamm, M.; Schmidt, M.; Hirth, T.; Schulze, M. (2010b): Lignocellulose-based Chemical Products and Product Family Trees. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions, Bd. 2. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 97–150.



Kamm, B.; Schönicke, P.; Kamm, M. (2009): Biorefining of Green Biomass - Technical and Energetic Considerations. In: *Clean Soil Air Water* 37 (1), S. 27–30.

Kappler, G.; Kälber, S.; Koch, B.; Leible, L. (2009): Stroh und Waldrestholz - Ergebnisse einer Standortanalyse für Bioenergieanlagen in Baden-Württemberg. In: *Chemie Ingenieur Technik* 81 (8), S. 1216–1217.

Kappler, G. O. (2007): Systemanalytische Untersuchung zum Aufkommen und zur Bereitstellung von energetisch nutzbarem Reststroh und Waldrestholz in Baden-Württemberg. eine auf das Karlsruher bioliq®-Konzept ausgerichtete Standortanalyse. Freiburg.

Karimi Alavijeh, M.; Yaghmaei, S. (2016): Biochemical production of bioenergy from agricultural crops and residue in Iran. In: *Waste management (New York, N.Y.)* 52, S. 375–394.

Karlen, D. L.; Mausbach, M. J.; Doran, J. W.; Cline, R. G.; Harris, R. F.; Schuman, G. E. (1997): Soil Quality: A Concept, Definition, and Framework for Evaluation (A Guest Editorial). In: *Soil Science Society of America Journal* 61 (1), S. 4.

Katzen, R.; Schell, D. J. (2010): Lignocellulosic Feedstock Biorefinery: History and Plant Development for Biomass Hydrolysis. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): *Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions*, Bd. 1. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 129–138.

Kaundinya, D. P.; Balachandra, P.; Ravindranath, N. H.; Ashok, V. (2013): A GIS (geographical information system)-based spatial data mining approach for optimal location and capacity planning of distributed biomass power generation facilities: A case study of Tumkur district, India. In: *Energy* 52, S. 77–88.

Kazi, F. K.; Patel, A. D.; Serrano-Ruiz, J. C.; Dumesic, J. A.; Anex, R. P. (2011): Techno-economic analysis of dimethylfuran (DMF) and hydroxymethylfurfural (HMF) production from pure fructose in catalytic processes. In: *Chemical Engineering Journal* 169 (1-3), S. 329–338.

Keane, A. J. (1996): A Brief Comparison of Some Evolutionary Optimization Methods. In: V. J. Rayward-Smith, I. Osman, C. Reeves und G. D. Smith (Hg.): *Modern heuristic search methods*. Chichester: Unicom, S. 255–272.

Keane, A. J.; Brown, S. M. (1996): The design of a satellite boom with enhanced vibration performance using genetic algorithm techniques. In: *J. Acoust. Soc. Am.* 99 (4), S. 2599.



- Kennedy, J.; Eberhart, R. (1995): Particle swarm optimization. In: IEEE (Hg.): IC-NN'95 - International Conference on Neural Networks. Proceedings. Perth, WA, Australia, S. 1942–1948.
- Kerdoncuff, P. (2008): Modellierung und Bewertung von Prozessketten zur Herstellung von Biokraftstoffen der zweiten Generation. In: *Modellierung und Bewertung von Prozessketten zur Herstellung von Biokraftstoffen der zweiten Generation*.
- Kim, K.; Kim, Y.; Yang, C.; Moon, J.; Kim, B.; Lee, J. et al. (2013): Long-term operation of biomass-to-liquid systems coupled to gasification and Fischer–Tropsch processes for biofuel production. In: *Bioresource Technology* 127, S. 391–399.
- Kim, Y. H.; Jun, K.-W.; Joo, H.; Han, C.; Song, I. K. (2009): A simulation study on gas-to-liquid (natural gas to Fischer–Tropsch synthetic fuel) process optimization. In: *Chemical Engineering Journal* 155 (1-2), S. 427–432.
- Kircher, M. (2012): The transition to a bio-economy: national perspectives. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 6 (3), S. 240–245.
- Kirkpatrick, S.; Gelatt, C. D.; Vecchi, M. P. (1983): Optimization by simulated annealing. In: *Science (New York, N.Y.)* 220 (4598), S. 671–680.
- Kirsch, C.; Wörmeyer, K.; Zetzl, C.; Smirnova, I. (2011): Enzymatische Hydrolyse von Lignocellulose im Festbettreaktor. In: *Chemie Ingenieur Technik* 83 (6), S. 867–873.
- Kiskini, A.; Zondervan, E.; Wierenga, P.; Poiesz, E.; Gruppen, H. (2015): Using Product Driven Process Synthesis in the Biorefinery. In: Krist Gernaey, Jakob K. Huusom und Rafiqul Gani (Hg.): 25th european symposium on computer aided process engineering, Bd. 37. Amsterdam: Elsevier Science Ltd (Computer Aided Chemical Engineering, 37), S. 1253–1258.
- Klein-Marcuschamer, D.; Simmons, B. A.; Blanch, H. W. (2011): Techno-economic analysis of a lignocellulosic ethanol biorefinery with ionic liquid pre-treatment. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 5 (5), S. 562–569.
- Knoef, H. (2005): Handbook biomass gasification. Netherlands: BTG Biomass Technology Group.
- Kocoloski, M.; Michael Griffin, W.; Scott Matthews, H. (2011): Impacts of facility size and location decisions on ethanol production cost. In: *Energy Policy* 39 (1), S. 47–56.
- Kolinski, A. (2013): The Role of Production Efficiency Regarding Ecological Aspects. In: Paulina Golinska (Hg.): *EcoProduction and Logistics*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 93–102.



- Konstantin, P. (2013): Praxisbuch Energiewirtschaft. 3. Aufl. Berlin Heidelberg: Springer Vieweg; Springer.
- Kopp, D.; Schwanecke, W. (2003): Standortlich-naturräumliche Grundlagen ökologiegerechter Forstwirtschaft. Grundzüge von Verfahren und Ergebnissen der forstlichen Standortserkundung in den fünf ostdeutschen Bundesländern. Remagen: Kessel.
- Korai, M. S.; Mahar, R. B.; Uqaili, M. A. (2016): Optimization of waste to energy routes through biochemical and thermochemical treatment options of municipal solid waste in Hyderabad, Pakistan. In: *Energy Conversion and Management* 124, S. 333–343.
- Kostadinov, F.; Holm, S.; Steubing, B.; Thees, O.; Lemm, R. (2014): Simulation of a Swiss wood fuel and roundwood market: An explorative study in agent-based modeling. In: *Forest Policy and Economics* 38, S. 105–118.
- Koutny, T. (2016): Using meta-differential evolution to enhance a calculation of a continuous blood glucose level. In: *Computer methods and programs in biomedicine* 133, S. 45–54.
- Kramer, H.; Gussone, H.-A.; Schober, R. (1988): Waldwachstumslehre. Ökologische und anthropogene Einflüsse auf das Wachstum des Waldes, seine Massen- und Wertleistung und die Bestandessicherheit. Hamburg: Parey.
- Kramer, O. (2016): Machine learning for evolution strategies. o. O.: Springer (Studies in big data, 20).
- Kranert, M.; Cord-Landwehr, K. (2010): Einführung in die Abfallwirtschaft. 4., vollständig aktualisierte u. erw. Aufl. Wiesbaden: Vieweg + Teubner (Studium).
- Kreutz, T. G.; Larson, E. D.; Liu, G.; Williams, R. H. (2008): Fischer-Tropsch Fuels from Coal and Biomass. In: *Proceedings of the 25th Annual International Pittsburgh Coal Conference*.
- Krohling, R. A.; Lourenzutti, R.; Campos, M. (2015): Ranking and comparing evolutionary algorithms with Hellinger-TOPSIS. In: *Applied Soft Computing* 37, S. 217–226.
- Ku, M.-Y.; Hu, M. H.; Wang, M.-J. (2011): Simulated annealing based parallel genetic algorithm for facility layout problem. In: *International Journal of Production Research* 49 (6), S. 1801–1812.
- Kuipers, E. W.; Vinkenburg, I. H.; Oosterbeek, H. (1995): Chain Length Dependence of α -Olefin Readsorption in Fischer-Tropsch Synthesis. In: *Journal of Catalysis* (152), S. 137–146.



- Kumar, A.; Cameron, J. B.; Flynn, P. C. (2003): Biomass power cost and optimum plant size in western Canada. In: *Biomass and Bioenergy* 24 (6), S. 445–464.
- Kurka, T.; Jefferies, C.; Blackwood, D. (2012): GIS-based location suitability of decentralized, medium scale bioenergy developments to estimate transport CO₂ emissions and costs. In: *Biomass and Bioenergy* (46), S. 366–379.
- Land, A. H.; Doig, A. G. (1960): An Automatic Method of Solving Discrete Programming Problems. In: *Econometrica* 28 (3), S. 497.
- Lange, J.-P. (2005): Economics of alkane conversion. Economic guidelines and techno-economical evaluation of alkane conversion processes. In: Eric G. Derouane, Valentin Parmon, Francisco Lemos und Fernando Ramôa Ribeiro (Hg.): Sustainable strategies for the upgrading of natural gas: fundamentals, challenges, and opportunities. Dordrecht [etc.]: Springer (NATO science series. Series II, Mathematics, physics and chemistry, vol. 191), S. 52–83.
- Langeveld, H.; Meeusen, M.; Sanders, J. (Hg.) (2010): The biobased economy. Biofuels, materials and chemicals in the post-oil era. London, Washington, DC: Earthscan.
- Langeveld, J.; Sanders, J. (2010): General Introduction. Prelude: Why this book? In: Hans Langeveld, Marieke Meeusen und Johan Sanders (Hg.): The biobased economy. Biofuels, materials and chemicals in the post-oil era. London, Washington, DC: Earthscan, S. 3–17.
- Langtangen, H. P. (2012): A primer on scientific programming with Python. 3rd ed. Berlin, Heidelberg: Springer (Texts in computational science and engineering, 6).
- LaTorre, A.; Muelas, S.; Peña, J.-M. (2015): A comprehensive comparison of large scale global optimizers. In: *Information Sciences* 316, S. 517–549.
- Lauven, L.-P. (2011): Optimization of Biomass-to-Liquid Plant Setups and Capacity Using Nonlinear Programming. Univ., Diss.--Göttingen, 2011. 1. Aufl. Göttingen: Cuvillier (Schriftenreihe des Energie-Forschungszentrums Niedersachsen, EFZN, 2).
- Lauven, L.-P. (2014): An optimization approach to biorefinery setup planning. In: *Biomass and Bioenergy* 70, S. 440–451.
- Lauven, L.-P.; Liu, B.; Geldermann, J. (2014): Determinants of economically optimal cassava-to-ethanol plant capacities with consideration of GHG emissions. In: *Applied Thermal Engineering*.



Lawhead, J. (2013): Learning Geospatial Analysis with Python. Master GIS and remote sensing analysis using Python with these easy to follow tutorials. Birmingham: Packt Publishing.

Lecksiwilai, N.; Gheewala, S. H.; Sagisaka, M.; Yamaguchi, K. (2016): Net Energy Ratio and Life cycle greenhouse gases (GHG) assessment of bio-dimethyl ether (DME) produced from various agricultural residues in Thailand. In: *Journal of Cleaner Production* 134, S. 523–531.

Leduc, S.; Schwab, D.; Dotzauer, E.; Schmid, E.; Obersteiner, M. (2008): Optimal location of wood gasification plants for methanol production with heat recovery. In: *Int. J. Energy Res.* 32 (12), S. 1080–1091.

Leduc, S.; Starfelt, F.; Dotzauer, E.; Kindermann, G.; McCallum, I.; Obersteiner, M.; Lundgren, J. (2010): Optimal location of lignocellulosic ethanol refineries with polygeneration in Sweden. In: *Energy* 35 (6), S. 2709–2716.

Lee, D. K.; Aberle, E.; Chen, C.; Egenolf, J.; Harmony, K.; Kakani, G. et al. (2013): Nitrogen and harvest management of Conservation Reserve Program (CRP) grassland for sustainable biomass feedstock production. In: *GCB Bioenergy* 5 (1), S. 6–15.

Leible, L.; Kälber, S.; Kappler, G. (2005): Entwicklung von Szenarien über die Bereitstellung von land- und forstwirtschaftlicher Biomasse in zwei baden-württembergischen Regionen zur Herstellung von synthetischen Kraftstoffen. Mengenszenarien zur Biomassebereitstellung. Karlsruhe.

Lengyel, P.; Morvay, S. (1973): Chemie und Technologie der Zellstoffherstellung. Budapest: Akadémiai Kiadó.

Lenin, K.; Ravindhranath Reddy, B.; Suryakalavathi, M. (2016): Hybrid Tabu search-simulated annealing method to solve optimal reactive power problem. In: *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* 82, S. 87–91.

Lewis, K. J.; Hartley, I. D. (2006): Rate of deterioration, degrade, and fall of trees killed by mountain pine beetle. In: *BC J. Ecosyst. Manage* 7 (2).

Li, X.; Yeh, A. G. (2005): Integration of genetic algorithms and GIS for optimal location search. In: *International Journal of Geographical Information Science* 19 (5), S. 581–601.

Lin, T.; Wang, S.; Rodríguez, L. F.; Hu, H.; Liu, Y. (2015): CyberGIS-enabled decision support platform for biomass supply chain optimization. In: *Environmental Modelling & Software* 70, S. 138–148.



- Liu, G.; Larson, E. D.; Williams, R. H.; Kreutz, T. G.; Guo, X. (2011): Making Fischer–Tropsch Fuels and Electricity from Coal and Biomass: Performance and Cost Analysis. In: *Energy Fuels* 25 (1), S. 415–437.
- Liu, S.; Abrahamson, L. P.; Scott, G. M. (2012): Biorefinery: Ensuring biomass as a sustainable renewable source of chemicals, materials, and energy. In: *Biomass and Bioenergy* 39, S. 1–4.
- Lloyd, S. A.; Smith, C. T.; Berndes, G. (2014): Potential opportunities to utilize mountain pine beetle-killed biomass as wood pellet feedstock in British Columbia. In: *The Forestry Chronicle* 90 (01), S. 80–88.
- Love, R. F.; Morris, J. G. (1972): Modelling Inter-City Road Distances by Mathematical Functions. In: *Operational Research Quarterly (1970-1977)* 23 (1), S. 61.
- Love, R. F.; Morris, J. G. (1979): Mathematical Models of Road Travel Distances. In: *Management Science* 25 (2), S. 130–139.
- Love, R. F.; Morris, J. G. (1988): On estimating road distances by mathematical functions. In: *European Journal of Operational Research* 36 (2), S. 251–253.
- Lozowski, D. (2015): Economic Indicators. In: *Chemical Engineering* (01/2015), S. 64. Online verfügbar unter <http://www.isr.umd.edu/~adomaiti/chbe446/literature/ChECostIndexJan2015.pdf>, zuletzt geprüft am 23.03.2017.
- Lu, X.; Hildebrandt, D.; Liu, X.; Glasser, D. (2012): A Thermodynamic Approach to Olefin Product Distribution in Fischer–Tropsch Synthesis. In: *Ind. Eng. Chem. Res.* 51 (51), S. 16544–16551.
- Lu, X.; Withers, M. R.; Seifkar, N.; Field, R. P.; Barrett, Steven R H; Herzog, H. J. (2015): Biomass logistics analysis for large scale biofuel production: case study of loblolly pine and switchgrass. In: *Bioresource Technology* 183, S. 1–9.
- Lutz, M. (2013): Learning Python. Fifth edition. Sebastopol. California: O'Reilly Media.
- Lv, P.; Yuan, Z.; Wu, C.; Ma, L.; Chen, Y.; Tsubaki, N. (2007): Bio-syngas production from biomass catalytic gasification. In: *Energy Conversion and Management* 48 (4), S. 1132–1139.
- Macfarlane, A. L.; Mai, M.; Kadla, J. F. (2014): Bio-based chemicals from biorefining: lignin conversion and utilisation. In: Keith Waldron (Hg.): *Advances in Biorefineries*.



- Biomass and Waste Supply Chain Exploitation. Cambridge: Woodhead Publishing Ltd., S. 659–692.
- Magnus, J. R.; Neudecker, H. (2002): Matrix differential calculus with applications in statistics and econometrics. Rev. ed., reprinted. Chichester [u.a.]: Wiley (Wiley series in probability and statistics).
- Mahdavi, S.; Shiri, M. E.; Rahnamayan, S. (2015): Metaheuristics in large-scale global continues optimization: A survey. In: *Information Sciences* 295, S. 407–428.
- Maity, S. K. (2015a): Opportunities, recent trends and challenges of integrated biorefinery: Part I. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 43, S. 1427–1445.
- Maity, S. K. (2015b): Opportunities, recent trends and challenges of integrated biorefinery: Part II. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 43, S. 1446–1466.
- Mäki-Arvela, P.; Salmi, T.; Holmbom, B.; Willför, S.; Murzin, D. Y. (2011): Synthesis of sugars by hydrolysis of hemicelluloses—a review. In: *Chemical reviews* 111 (9), S. 5638–5666.
- Mamman, A. S.; Lee, J.-M.; Kim, Y.-C.; Hwang, I. T.; Park, N.-J.; Hwang, Y. K. et al. (2008): Furfural: Hemicellulose/xylo-derived biochemical. In: *Biofuels, Bioprod. Bio-ref.* 2 (5), S. 438–454.
- Mangoyana, R. B.; Smith, T. F. (2011): Decentralised bioenergy systems: A review of opportunities and threats. In: *Energy Policy* 39 (3), S. 1286–1295.
- Mansoornejad, B.; Chambost, V.; Stuart, P. (2010): Integrating product portfolio design and supply chain design for the forest biorefinery. In: *Computers & Chemical Engineering* 34 (9), S. 1497–1506.
- Mansoornejad, B.; Pistikopoulos, E. N.; Stuart, P. (2013a): Metrics for evaluating the forest biorefinery supply chain performance. In: *Computers & Chemical Engineering* 54, S. 125–139.
- Mansoornejad, B.; Pistikopoulos, E. N.; Stuart, P. R. (2013b): Scenario-based strategic supply chain design and analysis for the forest biorefinery using an operational supply chain model. In: *International Journal of Production Economics* 144 (2), S. 618–634.
- Mantau, U. (2012): Holzrohstoffbilanz Deutschland. Entwicklungen und Szenarien des Holzaufkommens und der Holzverwendung 1987 bis 2015. Hamburg.
- Mapemba, L. D.; Epplin, F. M.; Taliaferro, C. M.; Huhnke, R. L. (2007): Biorefinery Feedstock Production on Conservation Reserve Program Land. In: *Rev Agricultural Economics* 29 (2), S. 227–246.



- Marcotullio, G. (2011): The chemistry and technology of furfural production in modern lignocellulose-feedstock biorefineries. L'Aquila: Arkhé Endizione.
- Martínez-Palou, R.; Mosqueira, María de Lourdes; Zapata-Rendón, B.; Mar-Juárez, E.; Bernal-Huicochea, C.; de la Cruz Clavel-López, Juan; Aburto, J. (2011): Transportation of heavy and extra-heavy crude oil by pipeline: A review. In: *Journal of Petroleum Science and Engineering* 75 (3-4), S. 274–282.
- Martin-Sampedro, R.; Eugenio, M. E.; Moreno, J. A.; Revilla, E.; Villar, J. C. (2014): Integration of a kraft pulping mill into a forest biorefinery: pre-extraction of hemicellulose by steam explosion versus steam treatment. In: *Bioresource Technology* 153, S. 236–244.
- Marvin, W. A.; Schmidt, L. D.; Daoutidis, P. (2013): Biorefinery Location and Technology Selection Through Supply Chain Optimization. In: *Ind. Eng. Chem. Res.* 52 (9), S. 3192–3208.
- Mayo, M.; Daoud, M. (2016): Informed mutation of wind farm layouts to maximise energy harvest. In: *Renewable Energy* 89, S. 437–448.
- Melts, I.; Heinsoo, K.; Nurk, L.; Pärn, L. (2013): Comparison of two different bioenergy production options from late harvested biomass of Estonian semi-natural grasslands. In: *Energy* 61, S. 6–12.
- Mesa, L.; López, N.; Cara, C.; Castro, E.; González, E.; Mussatto, S. I. (2016): Techno-economic evaluation of strategies based on two steps organosolv pretreatment and enzymatic hydrolysis of sugarcane bagasse for ethanol production. In: *Renewable Energy* 86, S. 270–279.
- Meyer, A. de; Cattrysse, D.; van Orshoven, J. (2015): A generic mathematical model to optimise strategic and tactical decisions in biomass-based supply chains (OPTIMASS). In: *European Journal of Operational Research* 245 (1), S. 247–264.
- Michalewicz, Z. (1992): Genetic algorithms + data structures. Evolution programs. Berlin, New York: Springer-Verlag (Artificial intelligence).
- Michalewicz, Z.; Fogel, D. B. (2000): How to solve it. Modern heuristics. Berlin, New York: Springer.
- Michel, L.; van Hentenryck, P. (2004): A simple tabu search for warehouse location. In: *European Journal of Operational Research* 157 (3), S. 576–591.
- Michels, J.; Bäcker, W.; Becker, K.; Susanto, A.; Unkelbach, G.; Meschinsky, M. et al. (2014): Lignocellulose-Bioraffinerie. Aufschluss lignocellulosehaltiger Rohstoffe und voll-



- ständige stoffliche Nutzung der Komponenten (Phase 2). DECHEMA. Leuna. Online verfügbar unter https://www.thuenen.de/media/ti-themenfelder/Nachwachsende_Rohstoffe/Bioraffinerie/Pilotprojekt_Lignocellulose_Bioraffinerie_Schlussbericht.pdf, zuletzt geprüft am 15.07.2016.
- Miller, M.; Alberini, A. (2016): Sensitivity of price elasticity of demand to aggregation, unobserved heterogeneity, price trends, and price endogeneity: Evidence from U.S. Data. In: *Energy Policy* 97, S. 235–249.
- Ministry of Energy, Mines, and Petroleum Resources (Hg.) (2008): BC Bioenergy Strategy. Growing Our Natural Energy Advantage. Victoria.
- Ministry of Forests; Ministry of Sustainable Resource Management (Hg.) (2003): British Columbia's forests. A geographical snapshot. Victoria.
- Ministry of Forests, Mines and Lands (Hg.) (2010): The state of British Columbia's forests. Forest Practices and Investment Branch. 3rd ed. Victoria, B.C.
- Miranowski, J.; Rosburg, A. (2010): An Economic Breakeven Model of Cellulosic Feedstock Production and Ethanol Conversion with Implied Carbon Pricing. Iowa State University, Department of Economics. Online verfügbar unter <http://EconPapers.repec.org/RePEc:isu:genres:13166>.
- Mirkouei, A.; Haapala, K. R.; Sessions, J.; Murthy, G. S. (2017): A review and future directions in techno-economic modeling and optimization of upstream forest biomass to bio-oil supply chains. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 67, S. 15–35.
- Misener, R.; Floudas, C. A. (2013): GloMIQO: Global mixed-integer quadratic optimizer. In: *J Glob Optim* 57 (1), S. 3–50.
- Mohr, A.; Raman, S. (2013): Lessons from first generation biofuels and implications for the sustainability appraisal of second generation biofuels. In: *Energy Policy* 63, S. 114–122.
- Molino, A.; Giordano, G.; Motola, V.; Fiorenza, G.; Nanna, F.; Braccio, G. (2013): Electricity production by biomass steam gasification using a high efficiency technology and low environmental impact. In: *Fuel* 103, S. 179–192.
- Moncada, J.; El-Halwagi, M. M.; Cardona, C. A. (2013): Techno-economic analysis for a sugarcane biorefinery: Colombian case. In: *Bioresour Technol* 135, S. 533–543.
- Morales-Delarosa, S.; Campos-Martin, J. M. (2014): Catalytic processes and catalyst development in biorefining. In: Keith Waldron (Hg.): *Advances in Biorefineries*. Bio-



mass and Waste Supply Chain Exploitation. Cambridge: Woodhead Publishing Ltd., S. 152–198.

Morales-Rodriguez, R.; Meyer, A. S.; Gernaey, K. V.; Sin, G. (2011): Dynamic model-based evaluation of process configurations for integrated operation of hydrolysis and co-fermentation for bioethanol production from lignocellulose. In: *Bioresource Technology* 102 (2), S. 1174–1184.

Morales-Rodriguez, R.; Perez-Cisneros, E. S.; de Los Reyes-Heredia, Jose A.; Rodriguez-Gomez, D. (2016): Evaluation of biorefinery configurations through a dynamic model-based platform: Integrated operation for bioethanol and xylitol co-production from lignocellulose. In: *Renewable Energy* 89, S. 135–143.

Müller, L.; Schindler, U.; Behrendt, A.; Eulenstein, F.; Dannowski, R.; Schlindwein, S. L. et al. (2007): The Muencheberg Soil Quality Rating (SQR). Field Manual for Detecting and Assessing Properties and Limitations of Soils for Cropping and Grazing. Hg. v. Leibniz-Centre for Agricultural Landscape Research (ZALF). Muencheberg. Online verfügbar unter http://www.zalf.de/de/forschung_lehre/publikationen/Documents/Publikation_Mueller_L/field_mueller.pdf, zuletzt geprüft am 09.05.2017.

Muñoz, M. A.; Sun, Y.; Kirley, M.; Halgamuge, S. K. (2015): Algorithm selection for black-box continuous optimization problems: A survey on methods and challenges. In: *Information Sciences* 317, S. 224–245.

Murphy, R.; Woods, J.; Black, M.; McManus, M. (2011): Global developments in the competition for land from biofuels. In: *Food Policy* 36, S. S52.

Nakhaei Pour, A.; Housaindokht, M. R. (2013): The olefin to paraffin ratio as a function of catalyst particle size in Fischer–Tropsch synthesis by iron catalyst. In: *Journal of Natural Gas Science and Engineering* 14, S. 204–210.

Natarajan, K.; Leduc, S.; Pelkonen, P.; Tomppo, E.; Dotzauer, E. (2014): Optimal locations for second generation Fischer Tropsch biodiesel production in Finland. In: *Renewable Energy* 62, S. 319–330.

Natural Resources Canada (Hg.) (2014): The State of Canada's Forests. Annual Report 2014. Online verfügbar unter <http://cfs.nrcan.gc.ca/pubwarehouse/pdfs/35713.pdf>, zuletzt geprüft am 29.09.2015.

Nealis, V. G.; Cooke, B. (2014): Risk assessment of the threat of mountain pine beetle to Canada's boreal and eastern pine forests.



- Ng, Lik Yin; Andiappan, V.; Chemmangattuvalappil, N. G.; Ng, D. K. (2015a): A Systematic Methodology for Optimal Mixture Design in an Integrated Biorefinery. In: Krist Gernaey, Jakob K. Huusom und Rafiqul Gani (Hg.): 25th european symposium on computer aided process engineering, Bd. 37. Amsterdam: Elsevier Science Ltd (Computer Aided Chemical Engineering, 37), S. 1205–1210.
- Ng, L. Y.; Andiappan, V.; Chemmangattuvalappil, N. G.; Ng, D. K. S. (2015b): Novel Methodology for the Synthesis of Optimal Biochemicals in Integrated Biorefineries via Inverse Design Techniques. In: *Ind. Eng. Chem. Res.* 54 (21), S. 5722–5735.
- Nguyen, M. H.; Prince, R. (1996): A simple rule for bioenergy conversion plant size optimisation: Bioethanol from sugar cane and sweet sorghum. In: *Biomass and Bioenergy* 10 (5-6), S. 361–365.
- Nguyen, T. T.; Yang, S.; Branke, J. (2012): Evolutionary dynamic optimization: A survey of the state of the art. In: *Swarm and Evolutionary Computation* 6, S. 1–24.
- Nickel, S.; Stein, O.; Waldmann, K.-H. (2014): Operations research. 2., korrigierte und aktualisierte Auflage. Berlin: Springer-Verlag (Springer-Lehrbuch).
- Nissen, V. (1994): Evolutionäre Algorithmen. Darstellung, Beispiele, betriebswirtschaftliche Anwendungsmöglichkeiten. Wiesbaden: DUV, Dt. Univ.-Verl. (DUV : Wirtschaftsinformatik).
- Nissen, V. (1997): Einführung in evolutionäre Algorithmen. Optimierung nach dem Vorbild der Evolution. Braunschweig: Vieweg (Computational intelligence. [Wiesbaden : Vieweg]).
- Nitzsche, R.; Budzinski, M.; Gröngröft, A. (2016): Techno-economic assessment of a wood-based biorefinery concept for the production of polymer-grade ethylene, organosolv lignin and fuel. In: *Bioresource Technology* 200, S. 928–939.
- Niziolek, A. M.; Onel, O.; Hasan, M. F.; Floudas, C. A. (2014): Municipal solid waste to liquid transportation fuels – Part II: Process synthesis and global optimization strategies. In: *Computers & Chemical Engineering*.
- Nojavan, S.; Zare, K.; Mohammadi-Ivatloo, B. (2017): Optimal stochastic energy management of retailer based on selling price determination under smart grid environment in the presence of demand response program. In: *Applied Energy* 187, S. 449–464.
- Oberschmidt, J.; Geldermann, J.; Ludwig, J.; Schmehl, M. (2010): Modified PROMETHEE approach for assessing energy technologies. In: *Int J of Energy Sector Man* 4 (2), S. 183–212.



- Omidvar, M. N.; Li, X.; Tang, K. (2015): Designing benchmark problems for large-scale continuous optimization. In: *Information Sciences* 316, S. 419–436.
- Onel, O.; Niziolek, A. M.; Hasan, M. F.; Floudas, C. A. (2014): Municipal solid waste to liquid transportation fuels – Part I: Mathematical modeling of a municipal solid waste gasifier. In: *Computers & Chemical Engineering* 71, S. 636–647.
- Osburg, V.-S.; Strack, M.; Toporowski, W. (2016): Consumer acceptance of Wood-Polymer Composites: a conjoint analytical approach with a focus on innovative and environmentally concerned consumers. In: *Journal of Cleaner Production* 110, S. 180–190.
- Osman, I. H.; Kelly, J. P. (Hg.) (1996): *Meta-Heuristics. Theory and Applications*. Boston, MA: Springer US.
- Padberg, M. (2012): Harmony Search Algorithms for binary optimization problems. In: Diethard Klatte, Hans-Jakob Lüthi und Karl Schmedders (Hg.): *Operations Research Proceedings 2011*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Operations Research Proceedings), S. 343–348.
- Paiano, A.; Lagioia, G. (2016): Energy potential from residual biomass towards meeting the EU renewable energy and climate targets. The Italian case. In: *Energy Policy* 91, S. 161–173.
- Palmeros Parada, M.; Osseweijer, P.; Posada Duque, John A. (2016): Sustainable biorefineries, an analysis of practices for incorporating sustainability in biorefinery design. In: *Industrial Crops and Products*.
- Pan, X.; Xie, D.; Yu, R. W.; Lam, D.; Saddler, J. N. (2007): Pretreatment of Lodgepole Pine Killed by Mountain Pine Beetle Using the Ethanol Organosolv Process: Fractionation and Process Optimization. In: *Ind. Eng. Chem. Res.* 46 (8), S. 2609–2617.
- Panigrahi, N. (2014): *Computing in geographic information systems*. Boca Raton: CRC Press.
- Papari, S.; Kazemeini, M.; Fattahi, M. (2013): Modelling-based Optimisation of the Direct Synthesis of Dimethyl Ether from Syngas in a Commercial Slurry Reactor. In: *Chinese Journal of Chemical Engineering* 21 (6), S. 611–621.
- Parajuli, R.; Dalgaard, T.; Jørgensen, U.; Adamsen, Anders Peter S.; Knudsen, M. T.; Birkved, M. et al. (2015): Biorefining in the prevailing energy and materials crisis: a review of sustainable pathways for biorefinery value chains and sustainability assessment methodologies. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 43, S. 244–263.



- Patel, A. D.; Serrano-Ruiz, J. C.; Dumesic, J. A.; Anex, R. P. (2010): Techno-economic analysis of 5-nonanone production from levulinic acid. In: *Chemical Engineering Journal* 160 (1), S. 311–321.
- Patzlaff, J.; Liu, Y.; Graffmann, C.; Gaube, J. (1999): Studies on product distributions of iron and cobalt catalyzed Fischer–Tropsch synthesis. In: *Applied Catalysis A: General* 186 (1-2), S. 109–119.
- Pavão, L. V.; Costa, Caliane Bastos Borba; Ravagnani, M. (2017): Heat Exchanger Network Synthesis without stream splits using parallelized and simplified simulated Annealing and Particle Swarm Optimization. In: *Chemical Engineering Science* 158, S. 96–107.
- Perpiña, C.; Martínez-Llario, J. C.; Pérez-Navarro, Á. (2013): Multicriteria assessment in GIS environments for siting biomass plants. In: *Land Use Policy* 31, S. 326–335.
- Perpiñá, C.; Alfonso, D.; Pérez-Navarro, A.; Peñalvo, E.; Vargas, C.; Cárdenas, R. (2009): Methodology based on Geographic Information Systems for biomass logistics and transport optimisation. In: *Renewable Energy* 34 (3), S. 555–565.
- Persson, J. A.; Göthe-Lundgren, M.; Lundgren, J. T.; Gendron, B. (2004): A tabu search heuristic for scheduling the production processes at an oil refinery. In: *International Journal of Production Research* 42 (3), S. 445–471.
- Peter, B.; Niquidet, K. (2016): Estimates of residual fibre supply and the impacts of new bioenergy capacity from a forest sector transportation model of the Canadian Prairie Provinces. In: *Forest Policy and Economics* 69, S. 62–72.
- Peters, M. S.; Timmerhaus, K. D.; West, R. E. (2003): Plant design and economics for chemical engineers. 5th ed. New York: McGraw-Hill (McGraw-Hill chemical engineering series).
- Petrou, E.; Mihiotis, A. (2007): Design of a Factories' Supply System with Biomass in Order to Be Used as an Alternative Fuel—A Case Study. In: *Energy Fuels* 21 (6), S. 3718–3722.
- Pietroń, M.; Byrski, A.; Kisiel-Dorohinicki, M. (2016): Leveraging heterogeneous parallel platform in solving hard discrete optimization problems with metaheuristics. In: *Journal of Computational Science*.
- Pohlheim, H. (1999): Evolutionäre Algorithmen. Verfahren, Operatoren und Hinweise für die Praxis. Berlin: Springer (VDI-Buch).



- Prochnow, A. (1995): Verfahrenstechnische Grundlagen für die großflächige Landschaftspflege am Beispiel der Nuthe-Nieplitz-Niederung: Fachgebiet Technik in d. Pflanzenproduktion Landwirtschaftl.-Gärtner. Fak. Humboldt-Univ (Arbeitskreis Forschung und Lehre: Forschungsbericht Agrartechnik des Arbeitskreises Forschung und Lehre der Max-Eyth-Gesellschaft).
- Province of British Columbia (Hg.) (2011): VRI - Forest Vegetation Composite Polygons and Rank 1 Layer. Unter Mitarbeit von Tim Salkeld. Ministry of Forests, Lands and Natural Resource Operations. Online verfügbar unter http://pub.data.gov.bc.ca/datasets/2ebb35d8-c82f-4a17-9c96-612ac3532d55/VEG_COMP_LYR_R1_POLY.gdb.zip, zuletzt aktualisiert am 10.12.2014, zuletzt geprüft am 05.01.2017.
- Puig-Arnavat, M.; Bruno, J. C.; Coronas, A. (2010): Review and analysis of biomass gasification models. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 14 (9), S. 2841–2851.
- Qaim, M. (2016): Genetically Modified Crops and Agricultural Development. Basingstoke: Palgrave Macmillan (Palgrave Studies in Agricultural Economics and Food Policy).
- Qureshi, N.; Liu, S.; Ezeji, T. C. (2013): Cellulosic Butanol Production from Agricultural Biomass and Residues: Recent Advances in Technology. In: James W. Lee (Hg.): *Advanced Biofuels and Bioproducts*. New York, NY: Springer New York, S. 247–265.
- Rabadi, G. (Hg.) (2016): Heuristics, metaheuristics and approximate methods in planning and scheduling. 1st ed. 2016. [S.l.]: Springer (International Series in Operations Research & Management Science, Volume 236).
- Rada-Vilela, J.; Johnston, M.; Zhang, M. (2015): Population statistics for particle swarm optimization: Hybrid methods in noisy optimization problems. In: *Swarm and Evolutionary Computation* 22, S. 15–29.
- Rafati, M.; Wang, L.; Dayton, D. C.; Schimmel, K.; Kabadi, V.; Shahbazi, A. (2017): Techno-economic analysis of production of Fischer-Tropsch liquids via biomass gasification: The effects of Fischer-Tropsch catalysts and natural gas co-feeding. In: *Energy Conversion and Management* 133, S. 153–166.
- Rama Mohan, S. (2016): Strategy and design of Innovation Policy Road Mapping for a waste biorefinery. In: *Bioresource Technology* 215, S. 76–83.
- Ramachandra, T.; Shruthi, B. (2007): Spatial mapping of renewable energy potential. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 11 (7), S. 1460–1480.



Ravella, S. R.; Gallagher, J.; Fish, S.; Prakasham, R. S. (2012): Overview on Commercial Production of Xylitol, Economic Analysis and Market Trends. In: Silvio Silvério da Silva und Anuj Kumar Chandel (Hg.): D-Xylitol. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg, S. 291–306.

Reche-López, P.; Ruiz-Reyes, N.; García Galán, S.; Jurado, F. (2009): Comparison of metaheuristic techniques to determine optimal placement of biomass power plants. In: *Energy Conversion and Management* 50 (8), S. 2020–2028.

Rechenberg, I. (1973): Evolutionsstrategie;. Optimierung technischer Systeme nach Prinzipien der biologischen Evolution. Stuttgart-Bad Cannstatt: Frommann-Holzboog (Problemata, 15).

Rechenberg, I. (1994): Evolutionsstrategie '94. Stuttgart: Frommann-Holzboog (Werkstatt Bionik und Evolutionstechnik, Bd. 1).

Redondo, J. L.; Arrondo, A. G.; Fernández, J.; García, I.; Ortigosa, P. M. (2013): A two-level evolutionary algorithm for solving the facility location and design (1|1)-centroid problem on the plane with variable demand. In: *J Glob Optim* 56 (3), S. 983–1005.

Regis, R. G. (2010): Convergence guarantees for generalized adaptive stochastic search methods for continuous global optimization. In: *European Journal of Operational Research* 207 (3), S. 1187–1202.

Reinhardt, R.; Hoffmann, A.; Gerlach, T. (2012): Nichtlineare Optimierung. Theorie, Numerik und Experimente. 1. Aufl. Heidelberg, Neckar: Spektrum Akademischer Verlag.

Renk, C. P. (2009): Die einstufige Dimethylether-Synthese aus Synthesegas. Experimentelle und theoretische Betrachtungen zur einstufigen DME-Synthese mit Synthesegas aus der Flugstrom-Druckvergasung von Biomasse. Karlsruhe: Dissertation, zuletzt geprüft am 24.06.2014.

Rentizelas, A.; Tatsiopoulou, I.; Tolis, A. (2009): An optimization model for multi-biomass tri-generation energy supply. In: *Biomass and Bioenergy* 33 (2), S. 223–233.

Rentizelas, A. A.; Tatsiopoulou, I. P. (2010): Locating a bioenergy facility using a hybrid optimization method. In: *International Journal of Production Economics* 123 (1), S. 196–209.



- Resch, B.; Sagl, G.; Törnros, T.; Bachmaier, A.; Eggers, J.-B.; Herkel, S. et al. (2014): GIS-Based Planning and Modeling for Renewable Energy: Challenges and Future Research Avenues. In: *IJGI* 3 (2), S. 662–692.
- ReVelle, C. S.; Eiselt, H. A. (2005): Location analysis: A synthesis and survey. In: *European Journal of Operational Research* 165 (1), S. 1–19.
- Rizwan, M.; Lee, J. H.; Gani, R. (2015): Optimal design of microalgae-based biorefinery: Economics, opportunities and challenges. In: *Applied Energy* 150, S. 69–79.
- Roach, J.; Berch, S. M. (2014): A compilation of forest biomass harvesting and related policy in Canada. Victoria (Technical report, 081).
- Roberts, J. J.; Cassula, A. M.; Osvaldo Prado, P.; Dias, R. A.; Balestieri, José Antonio Perrella (2015): Assessment of dry residual biomass potential for use as alternative energy source in the party of General Pueyrredón, Argentina. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 41, S. 568–583.
- Román-Leshkov, Y.; Barrett, C. J.; Liu, Z. Y.; Dumesic, J. A. (2007): Production of dimethylfuran for liquid fuels from biomass-derived carbohydrates. In: *Nature* 447 (7147), S. 982–985.
- Rönsch, S.; Müller-Langer, F.; Kaltschmitt, M. (2009): Produktion des Erdgassubstitutes Bio-SNG im Leistungsbereich um 30 MWBWL - Eine techno-ökonomische Analyse und Bewertung. In: *Chemie Ingenieur Technik* 81 (9), S. 1417–1428.
- Rosburg, A.; Miranowski, J.; Jacobs, K. (2016): Modeling biomass procurement tradeoffs within a cellulosic biofuel cost model. In: *Energy Economics* 58, S. 77–83.
- Rösch, C.; Raab, K.; Stelzer, V.; Johann, J. (2005): Perspektiven einer nachhaltigen Grünlandnutzung zur Energieerzeugung dargestellt am Beispiel Baden-Württemberg. Graz (Mittleuropäische Biomassekonferenz).
- Rosenthal, R. E. (2016): GAMS - A User's Guide. Hg. v. GAMS Development Corporation. Washington, DC. Online verfügbar unter <http://www.gams.com/help/topic/gams.doc/userguides/GAMSUsersGuide.pdf>, zuletzt geprüft am 07.12.2016.
- Rosolio, I.; Ronen, B.; Geri, N. (2008): Value enhancement in a dynamic environment—a constraint management expert system for the oil refinery industry. In: *International Journal of Production Research* 46 (16), S. 4349–4367.
- Rothlauf, F. (2011): Design of modern heuristics. Principles and application. Berlin, New York: Springer (Natural Computing Series).



Ruiz, J. A.; Juárez, M. C.; Morales, M. P.; Muñoz, P.; Mendivil, M. A. (2013): Biomass logistics: Financial & environmental costs. Case study: 2 MW electrical power plants. In: *Biomass and Bioenergy* 56, S. 260–267.

Ruj, B.; Ghosh, S. (2014): Technological aspects for thermal plasma treatment of municipal solid waste—A review. In: *Fuel Processing Technology* 126, S. 298–308.

Ruys, T. C. (2003): Optimal Scheduling Using Branch and Bound with SPIN 4.0. In: Gerhard Goos, Juris Hartmanis, Jan van Leeuwen, Thomas Ball und Sriram K. Rajamani (Hg.): *Model Checking Software*, Bd. 2648. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Lecture Notes in Computer Science), S. 1–17.

Ryoo, H. S.; Sahinidis, N. V. (1996): A branch-and-reduce approach to global optimization. In: *J Glob Optim* 8 (2), S. 107–138.

Sadhukhan, J.; Ng, K. S.; Martinez-Hernandez, E. (2016): Novel integrated mechanical biological chemical treatment (MBCT) systems for the production of levulinic acid from fraction of municipal solid waste: A comprehensive techno-economic analysis. In: *Bioresource Technology* 215, S. 131–143.

Sahinidis, N. V. (1996): BARON: A general purpose global optimization software package. In: *J Glob Optim* 8 (2), S. 201–205.

Sahinidis, N. V. (2016): BARON user manual v. 16.11.18. The Optimization Firm. ohne Ort. Online verfügbar unter <http://www.minlp.com/downloads/docs/baron%20manual.pdf>.

Saka, M. P.; Hasançebi, O.; Geem, Z. W. (2016): Metaheuristics in structural optimization and discussions on harmony search algorithm. In: *Swarm and Evolutionary Computation* 28, S. 88–97.

Salcedo-Sanz, S. (2016): Modern meta-heuristics based on nonlinear physics processes: A review of models and design procedures. In: *Physics Reports* 655, S. 1–70.

Salehi, K.; Kordsachia, O.; Patt, R. (2014): Comparison of MEA/AQ, soda and soda/AQ pulping of wheat and rye straw. In: *Industrial Crops and Products* 52, S. 603–610.

Santibañez-Aguilar, J. E.; González-Campos, J. B.; Ponce-Ortega, J. M.; Serna-González, M.; El-Halwagi, M. M. (2013): Optimal planning and site selection for distributed multiproduct biorefineries involving economic, environmental and social objectives. In: *Journal of Cleaner Production*.



- Sathre, R.; Gustavsson, L. (2006): Energy and carbon balances of wood cascade chains. In: *Resources, Conservation and Recycling* 47 (4), S. 332–355.
- Sayed, E.; Essam, D.; Sarker, R.; Elsayed, S. (2015): Decomposition-based evolutionary algorithm for large scale constrained problems. In: *Information Sciences* 316, S. 457–486.
- Scarlat, N.; Dallemand, J.-F.; Monforti-Ferrario, F.; Nita, V. (2015): The role of biomass and bioenergy in a future bioeconomy: Policies and facts. In: *Environmental Development* (15), S. 3–34.
- Scarlat, N.; Martinov, M.; Dallemand, J.-F. (2010): Assessment of the availability of agricultural crop residues in the European Union: Potential and limitations for bioenergy use. In: *Waste Management* 30 (10), S. 1889–1897.
- Schaidle, J. A.; Moline, C. J.; Savage, P. E. (2011): Biorefinery sustainability assessment. In: *Environ. Prog. Sustainable Energy* 30 (4), S. 743–753.
- Schatka, A. (2011): Strategische Netzwerkgestaltung in der Prozessindustrie. Eine Untersuchung am Beispiel der Produktion von synthetischen Biokraftstoffen. 1. Aufl. Wiesbaden: Gabler (Gabler Research).
- Schieb, P. A.; Lescieux-Katir, H.; Thénot, M.; Clément-Larosière, B. (2015): Biorefinery 2030. Future prospects for the bioeconomy. Berlin, Heidelberg: Springer-Verlag.
- Schimpf, U. (2014): Enzymatischer Abbau des Lignocellulosekomplexes in Energiepflanzen unter besonderer Berücksichtigung der Silierung und der Biogasproduktion. Berlin. Online verfügbar unter <http://edoc.hu-berlin.de/dissertationen/schimpf-ulrike-2014-01-31/PDF/schimpf.pdf>.
- Schlager, P. (2017): Fernerkundungsgestützte Analyse und Bewertung ökologischer Auswirkungen des Anbaus von Bioenergiepflanzen auf die Agro-Biodiversität anhand der Modellierung der Habitatansprüche der Feldlerche (*Alauda arvensis*). Hohenheim.
- Schmehl, M.; Hesse, M.; Geldermann, J. (2012): Ökobilanzielle Bewertung von Biogasanlagen unter Berücksichtigung der niedersächsischen Verhältnisse. Göttingen (Schriftenreihe Unternehmensführung, 11).
- Schmidt, J.; Leduc, S.; Dotzauer, E.; Kindermann, G.; Schmid, E. (2010): Cost-effective CO₂ emission reduction through heat, power and biofuel production from woody biomass: A spatially explicit comparison of conversion technologies. In: *Applied Energy* 87 (7), S. 2128–2141.



- Schneider, J. J.; Kirkpatrick, S. (2006): Stochastic optimization. Berlin [u.a.]: Springer (Scientific Computation).
- Schöbel, A. (2014): Generalized light robustness and the trade-off between robustness and nominal quality. In: *Math Meth Oper Res* 80 (2), S. 161–191.
- Schöbel, A.; Scholz, D. (2014): A solution algorithm for non-convex mixed integer optimization problems with only few continuous variables. In: *European Journal of Operational Research* 232 (2), S. 266–275.
- Scholl, A. (2001): Robuste Planung und Optimierung. Grundlagen - Konzepte und Methoden - experimentelle Untersuchungen ; mit 105 Tabellen. Heidelberg: Physica-Verl.
- Scholz, D. (2012): Deterministic global optimization. Geometric branch-and-bound methods and their applications. New York, NY: Springer (Springer optimization and its applications, 63).
- Schröder, T.; Lauen, L.-P.; Geldermann, J. (2016): Integrated Optimization of Location, Capacity and Setup of a Biorefinery Using Evolutionary Strategies. In: Erik Merkel, Robert Kunze und Fichtner Wolf (Hg.): Einsatz von OR-Verfahren zur Analyse von Fragestellungen im Umweltbereich. Tagungsband zu den Workshops der GOR-Arbeitsgruppe "OR im Umweltschutz" am 20./21. Februar 2014 in Heidelberg und am 25./26. Februar 2015 in Aachen. 1. Auflage. Aachen: Shaker Verlag (Operations Research), S. 77–92.
- Schröder, T.; Lauen, L.-P.; Geldermann, J. (2017): Improving biorefinery planning: integration of spatial data using exact optimization nested in an evolutionary strategy. In: *European Journal of Operational Research*.
- Schulz, H.; Claeys, M. (1999): Kinetic modelling of Fischer–Tropsch product distributions. In: *Applied Catalysis A: General* (186), S. 91–107.
- Schulze, S. (2011): Abfallaufkommen in Deutschland. In: *Wirtschaftsdienst* 91 (2), S. 144–146.
- Schwarz, D.; Dörrstein, J.; Kugler, S.; Schieder, D.; Zollfrank, C.; Sieber, V. (2016): Integrated biorefinery concept for grass silage using a combination of adapted pulping methods for advanced saccharification and extraction of lignin. In: *Bioresource Technology* 216, S. 462–470.
- Schwefel, H.-P. (1975): Evolutionsstrategie und numerische Optimierung. Berlin: Dissertation.



- Schwefel, H.-P. (1995): Evolution and optimum seeking. New York: Wiley (Sixth-generation computer technology series).
- Searcy, E.; Flynn, P. (2009): The Impact of Biomass Availability and Processing Cost on Optimum Size and Processing Technology Selection. In: *Appl Biochem Biotechnol* 154 (1-3), S. 92–107.
- Sen, S. M.; Binder, J. B.; Raines, R. T.; Maravelias, C. T. (2012): Conversion of biomass to sugars via ionic liquid hydrolysis: process synthesis and economic evaluation. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 6 (4), S. 444–452.
- Sender, J. (2014): Diskrete Optimierungsmodelle und Algorithmen zur strategischen Standortwahl und Transportnetzplanung im Einzelwagenverkehr. Zugl.: Dortmund, Techn. Univ., Diss., 2014. München: Dr. Hut (Ingenieurwissenschaften).
- Serna Cock, L.; Rodriguez de Stouvenel, A. (2006): Lactic acid production by a strain of *Lactococcus lactis subs lactis* isolated from sugar cane plants. In: *Electron. J. Biotechnol.* 9 (1), S. 40–45.
- Shastri, Y.; Rodríguez, L.; Hansen, A.; Ting, K. C. (2011): Agent-Based Analysis of Biomass Feedstock Production Dynamics. In: *BioEnergy Research* 4 (4), S. 258–275.
- Shi, B.; Davis, B. H. (2005): Fischer–Tropsch synthesis: The paraffin to olefin ratio as a function of carbon number. In: *Catalysis Today* 106 (1-4), S. 129–131.
- Siddiqui, A. W.; Verma, M. (2015): A bi-objective approach to routing and scheduling maritime transportation of crude oil. In: *Transportation Research Part D: Transport and Environment* 37, S. 65–78.
- Sikkema, R.; Junginger, M.; McFarlane, P.; Faaij, A. (2013): The GHG contribution of the cascaded use of harvested wood products in comparison with the use of wood for energy—A case study on available forest resources in Canada. In: *Environmental Science & Policy* 31, S. 96–108.
- Simon, D. (2013): Evolutionary optimization algorithms. Biologically-Inspired and population-based approaches to computer intelligence. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons Inc.
- Singh, J.; Panesar, B.; Sharma, S. (2011): Geographical distribution of agricultural residues and optimum sites of biomass based power plant in Bathinda, Punjab. In: *Biomass and Bioenergy* 35 (10), S. 4455–4460.



- Singh, S. K.; Dhepe, P. L. (2016): Isolation of lignin by organosolv process from different varieties of rice husk: Understanding their physical and chemical properties. In: *Bioresource Technology* 221, S. 310–317.
- Sisto, R.; van Vliet, M.; Prosperi, M. (2015): Puzzling stakeholder views for long-term planning in the bio-economy: A back-casting application. In: *Futures*.
- Slade, R.; Saunders, R.; Gross, R.; Bauen, A. (2011): Energy from biomass: the size of the global resource. An assessment of the evidence that biomass can make a major contribution to future global energy supply. London: UK Energy Research Centre.
- Smeets, E.; Faaij, A.; Lewandowski, I.; Turkenburg, W. C. (2007): A bottom-up assessment and review of global bio-energy potentials to 2050. In: *Progress in Energy and Combustion Science* 33 (1), S. 56–106.
- Smith, R. L.; Sengupta, D.; Takkellapati, S.; Lee, C. C. (2015): An industrial ecology approach to municipal solid waste management: II. Case studies for recovering energy from the organic fraction of MSW. In: *Resources, Conservation and Recycling* 104, S. 317–326.
- Soleimani, H.; Kannan, G. (2015): A hybrid particle swarm optimization and genetic algorithm for closed-loop supply chain network design in large-scale networks. In: *Applied Mathematical Modelling* 39 (14), S. 3990–4012.
- Solimanpur, M.; Kamran, M. A. (2010): Solving facilities location problem in the presence of alternative processing routes using a genetic algorithm. In: *Computers & Industrial Engineering* 59 (4), S. 830–839.
- Sorda, G.; Sunak, Y.; Madlener, R. (2013): An agent-based spatial simulation to evaluate the promotion of electricity from agricultural biogas plants in Germany. In: *Ecological Economics* 89, S. 43–60.
- Sörensen, K. (2015): Metaheuristics-the metaphor exposed. In: *Intl. Trans. in Op. Res.* 22 (1), S. 3–18.
- Sowlati, T. (2016): Modeling of forest and wood residues supply chains for bioenergy and biofuel production. In: Jens Bo Holm-Nielsen und Ehiازه Augustine Ehimen (Hg.): Biomass Supply Chains for Bioenergy and Biorefining. Amsterdam: Elsevier (Woodhead publishing series in energy, 94), S. 167–190.
- Spears, W. M. (2000): Recombination parameters. In: Thomas Bäck, David B. Fogel und Zbigniew Michalewicz (Hg.): Evolutionary computation. Bristol, Philadelphia: Institute of Physics Publishing, S. 152–169.



- Staffas, L.; Gustavsson, M.; McCormick, K. (2013): Strategies and Policies for the Bioeconomy and Bio-Based Economy: An Analysis of Official National Approaches. In: *Sustainability* 5 (6), S. 2751–2769.
- Statistics Canada (2016): Shapefiles borders of Provinces and Territories. Ottawa. Online verfügbar unter <http://www.statcan.gc.ca>, zuletzt geprüft am 13.07.2016.
- Statistisches Bundesamt (Hg.) (2016a): Rinderbestand in Deutschland in den Jahren 1900 bis 2015 (in Millionen Stück). Statista. Online verfügbar unter <http://de.statista.com/statistik/daten/studie/163423/umfrage/entwicklung-des-rinderbestands-in-deutschland/>, zuletzt geprüft am 09.09.2016.
- Statistisches Bundesamt (2016b): Umwelt. Abfallentsorgung. Fachserie 19 Reihe 1. Wiesbaden.
- Stephen, J. D.; Mabee, W. E.; Saddler, J. N. (2010): Biomass logistics as a determinant of second-generation biofuel facility scale, location and technology selection. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 4 (5), S. 503–518.
- Stephen, J. D.; Mabee, W. E.; Saddler, J. N. (2013): Lignocellulosic ethanol production from woody biomass: The impact of facility siting on competitiveness. In: *Energy Policy* 59, S. 329–340.
- Stewart, J. (2014): Python for scientists. Cambridge: Cambridge University Press.
- Stolbjerg Drud, A. (1994): CONOPT-- A Large-Scale GRG Code. In: *ORSA Journal on Computing* 6 (2), S. 207–216.
- Storn, R.; Price, K. (1997): Differential Evolution – A Simple and Efficient Heuristic for Global Optimization over Continuous Spaces. In: *Journal of Global Optimization* 11 (4), S. 341–359.
- Strekalovsky, A. (2006): On a Local Search for Reverse Convex Problems. In: Leo Liberti und Nelson Maculan (Hg.): Global optimization. From theory to implementation. New York, NY: Springer (Nonconvex Optimization and Its Applications, v. 84), S. 33–44.
- Sukumara, S.; Darkwah, K.; Seay, J. R. (2015): Process Simulations Supporting a Techno-Economic Framework to Optimize Biorefinery Supply Chains. In: Krist Germaey, Jakob K. Huusom und Rafiqul Gani (Hg.): 25th european symposium on computer aided process engineering, Bd. 37. Amsterdam: Elsevier Science Ltd (Computer Aided Chemical Engineering, 37), S. 1985–1990.



- Sultana, A.; Kumar, A. (2012): Optimal siting and size of bioenergy facilities using geographic information system. In: *Applied Energy* 94, S. 192–201.
- Sultana, A.; Kumar, A.; Harfield, D. (2010): Development of agri-pellet production cost and optimum size. In: *Bioresource Technology* 101 (14), S. 5609–5621.
- Talebniya, F.; Karakashev, D.; Angelidaki, I. (2010): Production of bioethanol from wheat straw: An overview on pretreatment, hydrolysis and fermentation. In: *Bioresource Technology* 101 (13), S. 4744–4753.
- Tang, L.; Huang, H.; Hao, H.; Zhao, K. (2013): Development of plasma pyrolysis/gasification systems for energy efficient and environmentally sound waste disposal. In: *Journal of Electrostatics* 71 (5), S. 839–847.
- Tao, L.; Tan, Eric C. D.; McCormick, R.; Zhang, M.; Aden, A.; He, X.; Zigler, B. T. (2014): Techno-economic analysis and life-cycle assessment of cellulosic isobutanol and comparison with cellulosic ethanol and n-butanol. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 8 (1), S. 30–48.
- Tartibu, L. K.; Sun, B.; Kaunda, M. (2015): Multi-objective optimization of the stack of a thermoacoustic engine using GAMS. In: *Applied Soft Computing* 28, S. 30–43.
- Taskhiri, M. S.; Garbs, M.; Geldermann, J. (2016): Sustainable logistics network for wood flow considering cascade utilisation. In: *Journal of Cleaner Production* 110, S. 25–39.
- Tawarmalani, M.; Sahinidis, N. V. (2004): Global optimization of mixed-integer nonlinear programs: A theoretical and computational study. In: *Mathematical Programming* 99 (3), S. 563–591.
- Tay, D. H.; Ng, D. K. (2012): Multiple-cascade automated targeting for synthesis of a gasification-based integrated biorefinery. In: *Journal of Cleaner Production* 34, S. 38–48.
- Tay, D. H.; Ng, D. K.; Tan, R. R. (2013): Robust optimization approach for synthesis of integrated biorefineries with supply and demand uncertainties. In: *Environ. Prog. Sustainable Energy* 32 (2), S. 384–389.
- Tay, D. H. S.; Ng, D. K. S.; Sammons, N. E.; Eden, M. R. (2011): Fuzzy Optimization Approach for the Synthesis of a Sustainable Integrated Biorefinery. In: *Ind. Eng. Chem. Res.* 50 (3), S. 1652–1665.
- Teksan, Z. M.; Geunes, J. (2015): Production planning with price-dependent supply capacity. In: *IIE Transactions* 48 (10), S. 938–954.



- ten Bos, R.; van Dam, J. E. G. (2013): Sustainability, polysaccharide science, and bioeconomy. In: *Carbohydrate polymers* 93 (1), S. 3–8.
- ten Pierick, E.; van Mil, E. M.; Meeusen, M. (2010): Transition Towards a Biobased Economy. In: Hans Langeveld, Marieke Meeusen und Johan Sanders (Hg.): *The biobased economy. Biofuels, materials and chemicals in the post-oil era*. London, Washington, DC: Earthscan, S. 18–32.
- Teuber, L.; Osburg, V.-S.; Toporowski, W.; Militz, H.; Krause, A. (2015): Wood polymer composites and their contribution to cascading utilisation. In: *Journal of Cleaner Production*.
- The White House (Hg.) (2012): National Bioeconomy Blueprint. Washington, DC. Online verfügbar unter https://www.whitehouse.gov/sites/default/files/microsites/ostp/national_bioeconomy_blueprint_april_2012.pdf, zuletzt geprüft am 10.11.2015.
- Theis, T. (2011): *Einstieg in Python*. 3., aktualisierte Aufl. Bonn: Galileo Press (Galileo Computing).
- Toen, J.; Busch, R. (2010): Industrial Chemicals from Biomass– Industrial Concepts. In: Birgit Kamm, Patrick R. Gruber und Michael Kamm (Hg.): *Biorefineries - Industrial Processes and Products. Status Quo and Future Directions*. 2 Bände. Weinheim: Wiley-VCH, S. 347–365.
- Thomas, A.; Bond, A.; Hiscock, K. (2013): A GIS based assessment of bioenergy potential in England within existing energy systems. In: *Biomass and Bioenergy* 55, S. 107–121.
- Thomsen, R. (2003): Flexible ligand docking using evolutionary algorithms: investigating the effects of variation operators and local search hybrids. In: *Biosystems* 72 (1-2), S. 57–73.
- Thrän, D.; Kaltschmitt, M. (2001): Stroh als biogener Festbrennstoff in Europa. In: Fachagentur Nachwachsende Rohstoffe (Hg.): *Energetische Nutzung von Stroh, Ganzpflanzengetreide und weiterer halmgutartiger Biomasse. Stand der Technik und Perspektiven für den ländlichen Raum*. Gülzow (Gülzower Fachgespräche, 17), S. 85–102.
- Tijmensen, M.; Faaij, A.; Hamelinck, C. N.; van Hardeveld, M. (2002): Exploration of the possibilities for production of Fischer Tropsch liquids and power via biomass gasification. In: *Biomass and Bioenergy* 23 (2), S. 129–152.



- Toppinen, A.; Pätäri, S.; Tuppur, A.; Jantunen, A. (2017): The European pulp and paper industry in transition to a bio-economy: A Delphi study. In: *Futures* 88, S. 1–14.
- Torjai, L.; Kruzsliz, F. (2016): Mixed integer programming formulations for the Biomass Truck Scheduling problem. In: *Cent Eur J Oper Res* 24 (3), S. 731–745.
- Torres, A. I.; Tsapatsis, M.; Daoutidis, P. (2012): Biomass to chemicals: Design of an extractive-reaction process for the production of 5-hydroxymethylfurfural. In: *Computers & Chemical Engineering* 42, S. 130–137.
- Trainer, T. (2013): Can Europe run on renewable energy? A negative case. In: *Energy Policy* 63, S. 845–850.
- Trinh, C. T.; Li, J.; Blanch, H. W.; Clark, D. S. (2011): Redesigning Escherichia coli metabolism for anaerobic production of isobutanol. In: *Applied and environmental microbiology* 77 (14), S. 4894–4904.
- Trippe, F.; Fröhling, M.; Schultmann, F.; Stahl, R.; Henrich, E. (2011): Techno-economic assessment of gasification as a process step within biomass-to-liquid (BtL) fuel and chemicals production. In: *Fuel Processing Technology* 92 (11), S. 2169–2184.
- Trippe, F.; Fröhling, M.; Schultmann, F.; Stahl, R.; Henrich, E.; Dalai, A. (2013): Comprehensive techno-economic assessment of dimethyl ether (DME) synthesis and Fischer–Tropsch synthesis as alternative process steps within biomass-to-liquid production. In: *Fuel Processing Technology* 106, S. 577–586.
- Tsagkari, M.; Couturier, J.-L.; Kokossis, A.; Dubois, J.-L. (2016): Early-Stage Capital Cost Estimation of Biorefinery Processes: A Comparative Study of Heuristic Techniques. In: *ChemSusChem* (9), S. 1–15.
- Tsita, K. G.; Pilavachi, P. A. (2013): Evaluation of next generation biomass derived fuels for the transport sector. In: *Energy Policy* 62, S. 443–455.
- Turley, D. B. (2008): The Chemical Value of Biomass. In: James H. Clark und Deswarte, Fabien E. I (Hg.): Introduction to chemicals from biomass. Chichester, U.K.: Wiley (Wiley series in renewable resources), S. 21–46.
- Umweltbundesamt (2009): CORINE Land Cover (CLC2006).
- Umweltbundesamt (Hg.) (2015): Kraftstoffverbrauch nach Energieträgern. Online verfügbar unter <http://www.umweltbundesamt.de/daten/verkehr/kraftstoffverbrauch-nach-energetraegern>, zuletzt aktualisiert am 05.10.2015, zuletzt geprüft am 04.04.2017.



- Urselmann, M.; Engell, S. (2015): Design of memetic algorithms for the efficient optimization of chemical process synthesis problems with structural restrictions. In: *Computers & Chemical Engineering* 72, S. 87–108.
- van Buijtenen, J.; Lange, J.-P.; Espinosa Alonso, L.; Spiering, W.; Polmans, R. F.; Haan, R. J. (2013): Furfural production by 'acidic steam stripping' of lignocellulose. In: *ChemSusChem* 6 (11), S. 2132–2136.
- van Dam,, H. E.; Kieboom,, A. P. G.; van Bekkum, H. (1986): The Conversion of Fructose and Glucose in Acidic Media: Formation of Hydroxymethylfurfural. In: *Starch/Stärke* 38 (3), S. 95–101.
- van Vliet, O. P.; Faaij, A. P.; Turkenburg, W. C. (2009): Fischer–Tropsch diesel production in a well-to-wheel perspective: A carbon, energy flow and cost analysis. In: *Energy Conversion and Management* 50 (4), S. 855–876.
- van Zyl, T. (2014): Algorithmic Design Considerations for Geospatial and/or Temporal Big Data. In: Hassan A. Karimi (Hg.): Big data. Techniques and technologies in geoinformatics. Boca Raton: Taylor & Francis, S. 117–132.
- Vassilev, S. K.; Fogarty, T. C.; Miller, J. F. (2003): Smoothness, Ruggedness and Neutrality of Fitness Landscapes: from Theory to Application. In: Ashish Ghosh und Shigeyoshi Tsutsui (Hg.): Advances in Evolutionary Computing. Theory and Applications. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Natural Computing Series, 1619-7127), S. 3–44.
- Vesterstrom, J.; Thomsen, R. (2004): A comparative study of differential evolution, particle swarm optimization, and evolutionary algorithms on numerical benchmark problems. In: IEEE (Hg.): 2004 Congress on Evolutionary Computation. Portland, OR, USA, 19-23 June, S. 1980–1987.
- Vogel, A.; Mueller-Langer, F.; Kaltschmitt, M. (2008): Analysis and Evaluation of Technical and Economic Potentials of BtL-Fuels. In: *Chem. Eng. Technol.* 31 (5), S. 755–764.
- Voivontas, D.; Assimacopoulos, D.; Koukios, E. G. (2001): Assessment of biomass potential for power production: a GIS based method. In: *Biomass and Bioenergy* 20 (2), S. 101–112.
- Voivontas, D.; Assimacopoulos, D.; Mourelatos, A.; Corominas, J. (1998): Evaluation of Renewable Energy potential using a GIS decision support system. In: *Renewable Energy* 13 (3), S. 333–344.



- Voll, R. (2014): Methoden der mathematischen Optimierung zur Planung taktischer Wagenrouten im Einzelwagenverkehr. 1. Aufl. München: Dr. Hut (Ingenieurwissenschaften).
- Walther, G.; Schatka, A.; Spengler, T. S. (2012): Design of regional production networks for second generation synthetic bio-fuel – A case study in Northern Germany. In: *European Journal of Operational Research* 218 (1), S. 280–292.
- Waltz, R. A.; Morales, J. L.; Nocedal, J.; Orban, D. (2006): An interior algorithm for nonlinear optimization that combines line search and trust region steps. In: *Math. Program.* 107 (3), S. 391–408.
- Wang, J.-J.; Xu, Z.-L.; Jin, H.-G.; Shi, G.-h.; Fu, C.; Yang, K. (2014a): Design optimization and analysis of a biomass gasification based B CHP system: A case study in Harbin, China. In: *Renewable Energy* 71, S. 572–583.
- Wang, S.; Zuo, X.; Liu, X.; Zhao, X.; Li, J. (2015): Solving dynamic double row layout problem via combining simulated annealing and mathematical programming. In: *Applied Soft Computing* 37, S. 303–310.
- Wang, T.; Nolte, M. W.; Shanks, B. H. (2014b): Catalytic dehydration of C 6 carbohydrates for the production of hydroxymethylfurfural (HMF) as a versatile platform chemical. In: *Green Chem* 16 (2), S. 548–572.
- Wang, Y.; Ebadian, M.; Sokhansanj, S.; Webb, E.; Lau, A. (2017): Impact of the biorefinery size on the logistics of corn stover supply – A scenario analysis. In: *Applied Energy*.
- Wang, Y.; Lu, J. (2015): Optimization of China Crude Oil Transportation Network with Genetic Ant Colony Algorithm. In: *Information* 6 (3), S. 467–480.
- Watanabe, S.; Saleh, A. A.; Pack, S. P.; Annaluru, N.; Kodaki, T.; Makino, K. (2007): Ethanol production from xylose by recombinant *Saccharomyces cerevisiae* expressing protein engineered NADP⁺-dependent xylitol dehydrogenase. In: *Journal of biotechnology* 130 (3), S. 316–319.
- Weber, R. (2016): Neue Mathematik für die Industrie. Interview mit Prof. Dr. Marco Lübbecke. Hg. v. Markt&Technik. Haar. Online verfügbar unter <http://www.elektroniknet.de/karriere/neue-mathematik-fuer-die-industrie-129861.html>, zuletzt geprüft am 03.02.2017.



- Weinwurm, F.; Drljo, A.; Waldmüller, W.; Fiala, B.; Niedermayer, J.; Friedl, A. (2016): Lignin concentration and fractionation from ethanol organosolv liquors by ultra- and nanofiltration. In: *Journal of Cleaner Production* 136, S. 62–71.
- Weise, T.; Chiong, R.; Tang, K. (2012): Evolutionary Optimization: Pitfalls and Booby Traps. In: *J. Comput. Sci. Technol.* 27 (5), S. 907–936.
- Weiser, C.; Zeller, V.; Reinicke, F.; Wagner, B.; Majer, S.; Vetter, A.; Thraen, D. (2014): Integrated assessment of sustainable cereal straw potential and different straw-based energy applications in Germany. In: *Applied Energy* 114, S. 749–762.
- WeltN24 GmbH (Hg.) (2017): Die wichtigsten Unternehmen des Jahres 2014. Online verfügbar unter <http://top500.welt.de/list/2014/U/?i=10&s=1&e=500&p=35>, zuletzt geprüft am 14.03.2017.
- Werner, F.; Althaus, H.-J.; Richter, K.; Scholz, R. W. (2007): Post-consumer waste wood in attributive product LCA. In: *Int J Life Cycle Assess* 12 (3), S. 160–172.
- Wetterlund, E.; Leduc, S.; Dotzauer, E.; Kindermann, G. (2012): Optimal localisation of biofuel production on a European scale. In: *Energy* 41 (1), S. 462–472.
- Weyland, D. (2010): A Rigorous Analysis of the Harmony Search Algorithm. In: *International Journal of Applied Metaheuristic Computing* 1 (2), S. 50–60.
- Wilson, K.; Lee, A. F. (2014): Bio-based chemicals from biorefining: carbohydrate conversion and utilisation. In: Keith Waldron (Hg.): *Advances in Biorefineries. Biomass and Waste Supply Chain Exploitation*. Cambridge: Woodhead Publishing Ltd., S. 624–658.
- Wimmer, R.; Johansson, M. (2014): Effects of Reaction Wood on the Performance of Wood and Wood-Based Products. In: Barry Gardiner, John Barnett, Pekka Saranpää und Joseph Gril (Hg.): *The Biology of Reaction Wood*. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg (Springer Series in Wood Science), S. 225–248.
- Wright, M.; Brown, R. C. (2007): Establishing the optimal sizes of different kinds of biorefineries. In: *Biofuels, Bioprod. Bioref.* 1 (3), S. 191–200.
- Xiao, J.; Yang, H.; Zhang, C.; Zheng, L.; Gupta, J. N. (2015): A hybrid Lagrangian-simulated annealing-based heuristic for the parallel-machine capacitated lot-sizing and scheduling problem with sequence-dependent setup times. In: *Computers & Operations Research* 63, S. 72–82.



- Xu, F.; Linnebur, K.; Wang, D. (2014): Torrefaction of Conservation Reserve Program biomass: A techno-economic evaluation. In: *Industrial Crops and Products* 61, S. 382–387.
- Yagi, K.; Nakata, T. (2011): Economic analysis on small-scale forest biomass gasification considering geographical resources distribution and technical characteristics. In: *Biomass and Bioenergy* 35 (7), S. 2883–2892.
- Yamashita, H.; Kishino, H.; Hanyu, K.; Hayashi, C.; Abe, K. (2000): Circulation indices: new tools for analyzing the structure of material cascades. In: *Resources, Conservation and Recycling* 28 (1-2), S. 85–104.
- Yang, Z.; Tang, K.; Yao, X. (2008): Large scale evolutionary optimization using cooperative coevolution. In: *Information Sciences* 178 (15), S. 2985–2999.
- Yao, Y.; Liu, X.; Hildebrandt, D.; Glasser, D. (2012): Fischer–Tropsch synthesis using H₂/CO/CO₂ syngas mixtures: A comparison of paraffin to olefin ratios for iron and cobalt based catalysts. In: *Applied Catalysis A: General* 433-434, S. 58–68.
- Yemshanov, D.; McKenney, D. W.; Fraleigh, S.; McConkey, B.; Huffman, T.; Smith, S. (2014): Cost estimates of post harvest forest biomass supply for Canada. In: *Biomass and Bioenergy* 69, S. 80–94.
- Yu, X.; Gen, M. (2010): Introduction to evolutionary algorithms. London: Springer (Decision engineering).
- Yue, D.; You, F. (2016): Biomass and biofuel supply chain modeling and optimization. In: Jens Bo Holm-Nielsen und Ehiازه Augustine Ehimen (Hg.): Biomass Supply Chains for Bioenergy and Biorefining. Amsterdam: Elsevier (Woodhead publishing series in energy, 94), S. 149–166.
- Yue, D.; You, F.; Snyder, S. W. (2014): Biomass-to-bioenergy and biofuel supply chain optimization: Overview, key issues and challenges. In: *Computers & Chemical Engineering* 66, S. 36–56.
- Zabed, H.; Sahu, J. N.; Boyce, A. N.; Faruq, G. (2016): Fuel ethanol production from lignocellulosic biomass: An overview on feedstocks and technological approaches. In: *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 66, S. 751–774.
- Zawidzki, M. (2016): Optimization of Multi-branch Truss-Z based on evolution strategy. In: *Advances in Engineering Software* 100, S. 113–125.
- Zeller, V.; Weiser, C.; Hennenberg, K.; Reinicke, F.; Schaubach, K.; Thrän, D. et al. (2011): Basisinformationen für eine nachhaltige Nutzung landwirtschaftlicher Reststoffe



zur Bioenergiebereitstellung. Hg. v. DBFZ. Deutsches BiomasseForschungsZentrum. Leipzig (Energetische Biomassenutzung, 2). Online verfügbar unter https://www.energetische-biomassenutzung.de/fileadmin/user_upload/Downloads/Ver%C3%B6ffentlichungen/02_Basisinformationen_Reststoffe_web.pdf, zuletzt geprüft am 17.01.2017.

Zeng, A.-P.; Kaltschmitt, M. (2015): Green electricity and biowastes via biogas to bulk-chemicals and fuels: The next move toward a sustainable bioeconomy. In: *Eng. Life Sci.*, S. n/a.

Zenios, S. A. (1996): Modeling languages in computational economics: GAMS. In: Karl Schmedders und Kenneth L. Judd (Hg.): *Handbook of Computational Economics*. Amsterdam: Elsevier (*Handbook of Computational Economics*, 6), S. 471–488.

Zhang, F.; Johnson, D. M.; Sutherland, J. W. (2011): A GIS-based method for identifying the optimal location for a facility to convert forest biomass to biofuel. In: *Biomass and Bioenergy*.

Zhang, F.; Wang, J.; Liu, S.; Zhang, S.; Sutherland, J. W. (2017a): Integrating GIS with optimization method for a biofuel feedstock supply chain. In: *Biomass and Bioenergy* 98, S. 194–205.

Zhang, Q.; Liu, W.; Meng, X.; Yang, B.; Vasilakos, A. V. (2017b): Vector coevolving particle swarm optimization algorithm. In: *Information Sciences* 394–395, S. 273–298.

Zhao, H.; Holladay, J. E.; Brown, H.; Zhang, Z. C. (2007): Metal chlorides in ionic liquid solvents convert sugars to 5-hydroxymethylfurfural. In: *Science (New York, N.Y.)* 316 (5831), S. 1597–1600.

Zhao, Y.; Li, M.; Lu, X.; Tian, L.; Yu, Z.; Huang, K. et al. (2017): Optimal layout design of obstacles for panic evacuation using differential evolution. In: *Physica A: Statistical Mechanics and its Applications* 465, S. 175–194.

Zhu, L.; Yan, C.; Li, Z. (2016): Microalgal cultivation with biogas slurry for biofuel production. In: *Bioresour. Technol.* 220, S. 629–636.



