Kapitel 1

Einleitung

Diese Arbeit beschäftigt sich mit Begriffen und deren Erzeugung, genauer mit dem Begriffserwerb (zur Terminologie s. Abschnitt 2.2). Zur Veranschaulichung soll als Beispiel der Begriff einer Tasse dienen. In Abbildung 1.1 sind verschiedene gefäßartige Objekte dargestellt, die von Versuchspersonen danach beurteilt werden sollten, ob es sich jeweils um eine Tasse handelt.

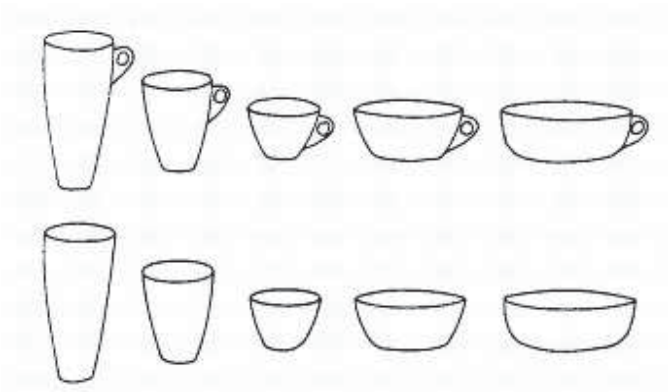

Abbildung 1.1: Abbildungen von Objekten, von denen Versuchspersonen sagen sollten, welche sie für eine Tasse halten (aus [Eckes, 1991, S. 8], wo auf [Labov, 1973, S. 354] verwiesen wird).

Es zeigte sich, dass für die Bezeichnung als Tasse das Verhältnis von Höhe zu Durchmesser, also eine Funktion zweier numerischer Größen, eine wichtige Rolle spielte. Mittlere Objekte der beiden Reihen wurden häufiger als Tasse bezeichnet als die am Rand. Außerdem spielte auch das Merkmal des Vorhandenseins eines Henkels, also ein boolesches Merkmal, eine Rolle. Objekte mit Henkel wurden häufiger als Objekte ohne Henkel als Tasse bezeichnet. Das mittlere Objekt in der oberen Zeile (mit Henkel) wurde von allen Versuchspersonen als Tasse bezeichnet. [Eckes, 1991, S. 8]

Es gab bei den Versuchspersonen also eine große Übereinstimmung aber auch Unterschiede dabei, was sie als Tasse bezeichneten. Die jeweilige Auffassung, was eine Tasse ist, anhand der die abgebildeten Objekte daraufhin beurteilt wurden, ob es sich jeweils um eine Tasse handelt, kann man als *individuellen Begriff* bezeichnen. Damit Personen miteinander kommunizieren können, ist es aber erforderlich, dass die individuellen Begriffe zumindest *kompatibel* zueinander sind (was für den Begriff der Tasse offensichtlich in großem Maße der Fall ist). Darüber hinaus könnten mehrere Personen über *gemeinsame Begriffe* verfügen. Und schließlich könnte es *kollektive Begriffe* geben, die für alle Personen Gültigkeit besitzen, wobei die konkreten individuellen Begriffe mit dem kollektiven Begriff nicht übereinstimmen müssen (da sich die individuellen Begriffe mit weiteren Erfahrungen noch verändern können). Da Personen in der Regel keine Definition zu einem Begriff angeben können (s. Abschnitt 2.3), ist auszuschließen, dass die individuellen Begriffe aufgrund der Kommunikation relevanter Merkmale kompatibel sind. Die Kompatibilität dürfte daher aus dem (materiellen und sprachlichen) Umgang mit Beispielen des Begriffs resultieren. Dieser Umgang könnte auch für die Entstehung von gemeinsamen und evtl. auch von kollektiven Begriffen eine Bedeutung haben.

Die diese Arbeit motivierenden Fragen, die in dieser Arbeit auch behandelt werden, sind nun:

- Wie lassen sich individuelle Begriffe und deren Erzeugung aus Beispielen (genauer der Begriffserwerb) psychologisch fundiert beschreiben?
- Wie sieht ein psychologisch plausibles, effizientes und möglichst effektives Verfahren zum Begriffserwerb aus?
- Lässt sich das Verfahren auf den Bereich der Schachendspiele anwenden, um damit eine kompakte Menge möglichst sinnvoll interpretierbarer Regeln zum Führen eines Schachendspiels zu erzeugen?
- Existieren intersubjektive, also kollektive oder gemeinsame Begriffe, wie können diese entstehen und wodurch kann die Kompatibilität der individuellen Begriffe gegeben sein?

Die Arbeit beschränkt sich dabei auf die Behandlung elementarer Begriffe, die ausschließlich wahrnehmbare Merkmale besitzen.

Für die erste Frage werden in Abschnitt 2.3 eine Reihe von Modellen zum Begriffserwerb dargestellt, zu denen dann in Abschnitt 3.1 ein Rahmenmodell entwickelt wird.

Die Behandlung der zweiten Frage stellt den Hauptteil dieser Arbeit dar. Sie hat große Gemeinsamkeiten mit dem Bereich der *Wissensentdeckung in Datenbanken* (*Knowledge Discovery in Databases*, *KDD*), der in [Wrobel u. a., 2003, S. 520] unter Bezug auf [Fayyad u. a., 1996] folgendermaßen beschrieben wird:

> Wissensentdeckung in Datenbanken ist der nicht-triviale Prozess der Identifikation gültiger, neuer, potentiell nützlicher und schlussendlich verständlicher Muster in (großen) Datenbeständen.

Innerhalb des umfassenden Prozesses des KDD ist die Frage speziell dem Teilprozess des *Data Mining* zuzuordnen. Die darin behandelten Probleme werden zum großen Teil auch im Bereich *Maschinelles Lernen* behandelt, wobei beim Data Mining als wesentliches Merkmal große Datenmengen verwendet werden [Wrobel u. a., 2003, S. 521].

Als die beiden allgemeinsten Ziele des Data Mining werden in [Fayyad u. a., 1996, S. 12] die *Erzeugung einer Beschreibung* für die vorhandenen Daten und die *Erzeugung einer Voraussage* für neue Daten auf Grundlage der vorhandenen Daten genannt. Diese Arbeit behandelt primär das erste Ziel, sekundär aber auch das zweite Ziel, indem speziell erzeugte Beschreibungen zu den gegebenen Daten für eine Voraussage verwendet werden.

Innerhalb des Maschinellen Lernens ist die Frage unter dem Gesichtspunkt der Lernstrategie, d.h. der Kombination aus Art der Eingabe und verwendeter Inferenz (s. [Herrmann, 1997, S. 16]), dem Bereich des *Lernens aus Beispielen* zuzuordnen. Dabei ist zu einer Menge positiv und negativ klassifizierter Beispiele ein Konzept zu erzeugen, das alle positiven Beispiele einschließt und alle negativen Beispiele ausschließt [Herrmann, 1997, S. 17]. Dies entspricht dem Ziel der Erzeugung einer Beschreibung im Data Mining. Oftmals wird beim Lernen aus Beispielen zusätzlich verlangt, dass das zu erzeugende Konzept auch neue Beispiele möglichst richtig klassifiziert [Wrobel u. a., 2003, S. 523,525] (dort *Begriffslernen aus Beispielen* genannt). Dies entspricht dem Ziel der Erzeugung einer Voraussage im Data Mining.

Die Erzeugung eines psychologisch plausiblen Verfahrens wird in dieser Arbeit zum einen dadurch angestrebt, dass dieses eines der Probleme, das *zweistufige deterministische Begriffserwerbs-Problem* (*DBEP2*), löst, die in Abschnitt 3.2 zum Rahmenmodell definiert werden. Zum anderen erscheint auch die Art der Erzeugung der Lösung in dieser Arbeit (neuro-)psychologisch plausibel, indem das Problem in ein Problem der kombinatorischen Optimierung über Mengen, in das *Set Covering and Exclusion Problem* (*SCEP*), transformiert wird (s. Abschnitt 3.3), das sich auch durch einfache Verarbeitungsverfahren und Datenstrukturen lösen lassen sollte. Demgegenüber erscheinen übliche Verfahren des Begriffslernens, die Entscheidungsbäume erzeugen oder mittels prädikatenlogischer Induktion arbeiten (s. Abschnitt 2.4), psychologisch wenig plausibel, da sie recht spezielle Verarbeitungsverfahren und Datenstrukturen voraussetzen. So kann man ein Verfahren zum SCP auch für künstliche neuronale Netze erstellen, die Erstellung eines entsprechenden Verfahrens zum Lernen von Entscheidungsbäumen oder gar zur prädikatenlogischen Induktion scheint aber, schon aufgrund der subsymbolischen Natur von künstlichen neuronalen Netzen, schwierig zu sein. Dabei ist

zu berücksichtigen, dass der Erwerb elementarer Begriffe beim Menschen nichtbewusst stattfindet (s. Abschnitt 2.3).

Das DBEP2 besteht darin, dass zu einer gegebenen Menge von klassifizierten Beispielen eine boolesche Funktion einer bestimmten Art (in einer bestimmten Sprache) gesucht ist, die möglichst fehlerfrei zu jedem Beispiel dessen Klasse ermittelt und zusätzlich eine möglichst geringe (Beschreibungs-)Komplexität (also eine möglichst kurze Darstellung) besitzt. Die Funktion soll also zu jedem Beispiel angeben, ob dieses zur Menge der positiven Beispiele gehört oder nicht. Damit entspricht das DBEP2 (für den Fall disjunkter Mengen positiver und negativer Beispiele) dem Problem, zu einer gegebenen Menge eine Funktion einer bestimmten Art mit minimaler linear Zeit-beschränkter Kolmogorov-Komplexität zu finden, die die Menge erkennt. [Watanabe, 1992, S. 2] Diese Funktion muss also zu einem Beispiel in einer Zeit, die linear durch die Größe der Beispielmenge beschränkt ist, ermitteln, ob das Beispiel ein positives Beispiel ist. Insoweit kann man das Verfahren zum Begriffserwerb auch als ein spezielles Verfahren zur verlustfreien Datenkompression betrachten. Dass eine möglichst kurze Beschreibung auch sinnvoll zur Vorhersage der Klasse neuer Beispiele ist, wird im Maschinellen Lernen durch das Prinzip *Occam's razor* und unter Einbeziehung der zusätzlichen Kompression falsch klassifizierter Beispiele durch das *Minimum Description Length Principle* postuliert [Mitchell, 1997, Abschnitt 6.6].

Das Verfahren zum Begriffserwerb soll einerseits effizient sein, damit es auch auf große Mengen von Beispielen (wie sie z.B. bei Schachendspielen auftreten) angewendet werden kann, zum anderen soll es aber auch möglichst gute Lösungen liefern (möglichst effektiv sein). Aufgrund der Komplexität des Problems sind optimale Lösungen nicht erreichbar. Das SCEP wird in dieser Arbeit näherungsweise durch ein einfacheres Problem der kombinatorischen Optimierung gelöst, durch das *Set Covering Problem* (*SCP*, Abschnitt 3.4). Für die (näherungsweise) Lösung des SCP wurde ein Framework entwickelt, das in Abschnitt 4.2 beschrieben ist.

Das Gesamtverfahren zur Ermittlung einer Näherungslösung zu einem DBEP2 wurde *Lascer* genannt. Da, wie in Abschnitt 3.3 gezeigt wird, das DBEP2 eine Verallgemeinerung des Problems der zweistufigen logischen Minimierung ist, werden in Abschnitt 7.3 einige Ergebnisse zu diesem Problem dargestellt. Die Ergebnisse für einige allgemeine Probleme des Begriffserwerbs sind in Abschnitt 7.5 dargestellt.

Um bei sehr großen Problemen den Speicherbedarf und/oder die Laufzeit, eventuell auf Kosten der Qualität der Lösung, zu verringern, wurde ein Verfahren zur Verkleinerung (Reduktion) des SCP (Abschnitt 3.5) und ein Framework zur parallelen Berechnung einer Näherungslösung (Abschnitt 4.4) entwickelt. Deren Effizienz wird in Abschnitt 7.7 untersucht.

In Kapitel 5 wird untersucht, welche zusätzlichen Probleme sich für die Erzeu-

gung einer Voraussage der Klasse eines Beispiels (also für das Problem der Klassifikation) ergeben und welche Lösungen dafür für Lascer gefunden wurden. Die Ergebnisse von Tests zur Klassifikation sind in Abschnitt 7.4 dargestellt.

Zur dritten obigen Frage wird in Abschnitt 2.5 zuerst die Bedeutung von Begriffen für die Fähigkeiten menschlicher Schachspieler diskutiert. In Abschnitt 2.6 werden dann bisherige Ansätze zur Erzeugung von Programmen zum möglichst optimalen Führen von Schachendspielen beschrieben. Bei diesen stand vor allem das Ziel im Vordergrund, ein möglichst kurzes Programm bzw. eine kleine Regelmenge zu finden. Weniger wichtig war meistens das in der dritten Frage ebenfalls angesprochene Ziel, möglichst verständliche Regeln zu finden. Die Ergebnisse zu beiden Zielen, die zu einigen Endspielen durch Verwendung von Lascer erreicht wurden, werden in Abschnitt 7.6 dargestellt.

In Kapitel 6 wird die Verwendung von Lascer, sowohl für den Begriffserwerb wie für die Klassifikation, beschrieben. Außerdem wird beschrieben, wie Lascer für zukünftige spezielle Probleme angepasst und erweitert werden kann.

In Kapitel 8 erfolgt abschließend eine Zusammenfassung und ein Ausblick. In Abschnitt 8.1 wird dabei auch auf die vierte Frage zurückgekommen, die ansonsten in dieser Arbeit nur grundlegend in Abschnitt 2.1 thematisiert wird.