

Ein Rahmenmodell für das Maschinelle Lernen

Dietmar Lippold

Institut für Intelligente Systeme

Universität Stuttgart

dietmar.lippold@informatik.uni-stuttgart.de

Abstract

Es wird ein Rahmenmodell zum Maschinellen Lernen beschrieben, das sich aus zwei grundlegenden Lernsituationen ergibt. Auf dessen Basis wird eine neue Definition des Maschinellen Lernens angegeben. Dann wird gezeigt, wie das Rahmenmodell die Erstellung eines konkreten Systems zum Maschinellen Lernen unterstützen kann. Schließlich wird es mit zwei anderen Modellen zum Maschinellen Lernen verglichen und es werden die auf den Modellen aufbauenden Definitionen grundlegender Klassen von Lernproblemen diskutiert.

1 Einleitung und Überblick

In diesem Artikel soll ein Rahmenmodell für das Maschinelle Lernen dargestellt werden, auf dessen Grundlage sich konkrete Lernprobleme und Lernverfahren einheitlich beschreiben lassen. Dementsprechend wird auch eine neue Definition des Begriffs *Maschinelles Lernen* gegeben. Darüber hinaus soll das Rahmenmodell die Struktur eines solchen Systems deutlich machen und die Erstellung eines konkreten Systems unterstützen.

In den folgenden Abschnitten wird zuerst anhand einer verbreiteten Definition des Maschinellen Lernens und ihrer Beschränkungen die Zielsetzung des Rahmenmodells angegeben. Dann werden anhand eines Beispiels die beiden Situationen des Maschinellen Lernens dargestellt und verglichen, wobei auf Basis des Rahmenmodells die neue Definition von Maschinellern Lernen angegeben wird. Zu den Lernsituationen werden anschließend die enthaltenen Prozesse beschrieben. Dann wird erläutert, wie das Rahmenmodell die Erstellung eines Systems zum Maschinellen Lernen unterstützen kann und es werden zwei Arten von Lernverfahren und ein konkretes Lernverfahren auf Basis des Rahmenmodells beschrieben. Schließlich wird das Rahmenmodell mit zwei anderen Modellen zum Maschinellen Lernen verglichen und es werden die darauf aufbauenden Definitionen grundlegender Klassen von Lernproblemen diskutiert.

2 Zielsetzung des Rahmenmodells

Mitchell gibt folgende Definition des Maschinellen Lernens [Mitchell, 1997; S. 2]:

A computer program is said to **learn** from experience E with respect to some class of tasks T and performance measure P , if its performance at tasks in T , as measured by P , improves with experience E .

Das Programm (das lernende System) wird als black-box betrachtet und von außen beurteilt. Die interne Veränderung des Systems (der internen Repräsentationen) wird nicht betrachtet, ein rein oberflächliches Lernen (Speichern von Daten) ist dabei nicht ausgeschlossen.

Günstig an dieser Definition ist, daß sie zur Beurteilung und zum Vergleich von Systemen des Maschinellen Lernens benutzt werden kann. Die Einschränkung auf den Performance-Aspekt kann aber als Mangel angesehen werden.

Auf Grundlage der Definition stellen sich daher folgende Fragen zu einem lernenden System:

- Welche Bestandteile hat ein solches System?
- Wie sehen diese Bestandteile aus?
- Wie arbeiten die Bestandteile zusammen?
- Wie wird ein solches System erstellt?

Diese Fragen sollen in den folgenden Abschnitten beantwortet werden.

3 Struktur des Rahmenmodells

In diesem Abschnitt werden anhand einer Beispiel-Aufgabe die beiden möglichen Situationen eines lernenden Systems dargestellt und verglichen. Außerdem wird eine neue Definition eines lernenden Systems gegeben.

3.1 Beispiel-Aufgabe für ein lernendes System

Angenommen, es soll ein System entwickelt werden, das in Stellungen von Schachendspielen gegen einen Gegner möglichst gut spielt. Dies bedeutet, daß das System in einer gegebenen Stellung einen Zug ausführen soll, der den theoretischen Wert der Stellung für die am Zug befindliche Partei (gewonnen, verloren oder remis) nicht verschlechtert und wenn möglich verbessert. Außerdem soll das System eine theoretisch gewonnene Stellung mit möglichst wenigen Zügen tatsächlich gewinnen (d.h. das Spiel in eine Matt-Stellung überführen).

Entsprechend der Definition von Mitchell stellen sich folgende Fragen zur Beispiel-Aufgabe:

- Was sind die Erfahrungen, aus denen das System lernen soll?
- Was sind die konkreten Aufgaben, bezüglich denen die Leistung gemessen werden soll?
- Was ist das Leistungsmaß?

Man kann die Fragen in zweifacher Weise beantworten.

- Das System soll wie ein menschlicher "Theoretiker" lernen, d.h. die Erfahrungen sind Beispiellösungen

mit Erläuterungen (wie sie z.B. in Schachlehrbüchern vorhanden sind), die Aufgaben bestehen in der Angabe des (eines) besten Zugs in gegebenen Stellungen und das Leistungsmaß ergibt sich aus der Bewertung einer Reihe von Zügen (optimal, werterhaltend, wertverschlechternd).

- Das System soll wie ein menschlicher "Praktiker" lernen, d.h. die Erfahrungen sind Züge und Gegenzüge bei einem Spiel sowie die Bewertung am Spielende, die Aufgaben sind Ausgangsstellungen, die gewonnen werden sollen, und das Leistungsmaß ergibt sich aus dem Ausgang einer Reihe von Spielen (gewonnen, remis, verloren) und aus der jeweiligen Anzahl der Züge bis zum Spielende.

Mitchell bezeichnet die beiden Arten des Lernens als Lernen von *direkten* und *indirekten* Informationen [Mitchell, 1997; S. 5].

3.2 Darstellung der Lernsituationen

Den beiden Arten des Lernens entsprechen zwei Situationen (Modelle) des Maschinellen Lernens. In der ersten geht es um das Lernen durch ein (einzelnes) **informationsverarbeitendes System** (IS) (Lernen durch Beobachten). In der zweiten geht es um das Lernen durch einen (einzelnen) **(autonom) handelnden Agenten**, der seine Umwelt verändert (Lernen durch Experimentieren).

Die Lernsituation des informationsverarbeitenden Systems ist in Abbildung 1 dargestellt, die Lernsituation des Agenten in Abbildung 2. Beide zusammen bilden das **Rahmenmodell**. Sie bestehen zum einen aus **Informationsarten** (in den Abbildungen dargestellt durch Rechtecke) und zum anderen aus **Prozessen** (dargestellt als gerichtete Verbindungen zwischen den Informationsarten; der gefüllte Kreis ersetzt nur aus Gründen einer übersichtlicheren Darstellung direkte Verbindungen).

Nachdem der Lerner in einer **Entwicklungsphase** erstellt wurde, läuft das Lernen in der IS-Lernsituation folgendermaßen ab (in Klammern die Namen der Prozesse der Lernsituation):

1. **Lernphase:**
 - (a) Präsentation gekennzeichnete Beispiele (Kennzeichnung, Auswahl)
 - (b) Erzeugung von Hypothesen (Repräsentation, Hypothesenbildung)
2. **Arbeitsphase:**
 - (a) Vorgabe eines Beispiels (Anfrage)
 - (b) Erzeugung einer Antwort (Beantwortung)
 - (c) Rückgabe einer Antwort (Ausgabe)

Sowohl die Teilphasen wie der gesamte Ablauf können wiederholt werden.

Nach der Entwicklungsphase läuft das Lernen in der Agent-Lernsituation in einer **vereinigten Lern- und Arbeitsphase** folgendermaßen ab (in Klammern wieder die Namen der Prozesse der Lernsituation):

1. Präsentation der aktuellen, gekennzeichneten Situation (Kennzeichnung, Auswahl)
2. Erzeugung von Hypothesen (Repräsentation, Hypothesenbildung)
3. Erzeugung einer Handlung (Handlungserzeugung)
4. Ausführung der Handlung (Ausführung) und entsprechende Modifikation der Situation (Modifikation)

Der Ablauf wird mehrfach, in der Regel sehr häufig, wiederholt.

Die beiden Bezeichnungen *informationsverarbeitendes System* und (*autonom*) *handelnder Agent* sollen die Lernsituationen charakterisieren und bezeichnen, ohne dabei auszuschließen, daß im Allgemeinen ein handelnder Agent auch ein informationsverarbeitendes System und ein informationsverarbeitendes System ein handelnder Agent sein kann. Die beiden Lernsituationen sind jedoch eindeutig dadurch unterschieden, daß nur der Lerner in der Agent-Lernsituation die Situationen (Beispiele), die ihm präsentiert (ausgewählt) werden, verändern kann, und daß nur der Lerner in der IS-Lernsituation getrennt von der Lernphase eine zu beantwortende Anfrage erhält. In einer konkreten Lernsituation können die beiden abstrakten Lernsituationen aber auch in Kombination auftreten (was unter bestimmten Umständen auch notwendig ist, s.u. Beschreibung des allgemeinen Prozesses der Auswahl).

Aus den Lernsituationen kann nun folgende **Definition** abgeleitet werden:

Ein System ist ein **lernendes System**, wenn eine der beiden Lernsituationen gegeben ist, das System darin dem Lerner entspricht und es eine Konkretisierung des angegebenen Lernziels erfüllt.

Für ein lernendes System muß also ein bestimmter Kontext gegeben sein. Dies ist aber auch bei der Definition von Mitchell der Fall (dort müssen *E*, *T* und *P* gegeben sein).

3.3 Vergleich der Lernsituationen

Die Lernsituationen unterscheiden sich in Hinblick auf das Lernziel dadurch, daß in der Lernsituation des informationsverarbeitenden Systems das Lernziel unabhängig ist vom zeitlichen Verlauf der Präsentation und der Anfrage der Beispiele. In der Lernsituation des handelnden Agenten ist das Lernziel aber gerade durch den zeitlichen Verlauf definiert (sowohl bezüglich *schnell* wie bezüglich *häufig*, d.h. mit hoher Frequenz).

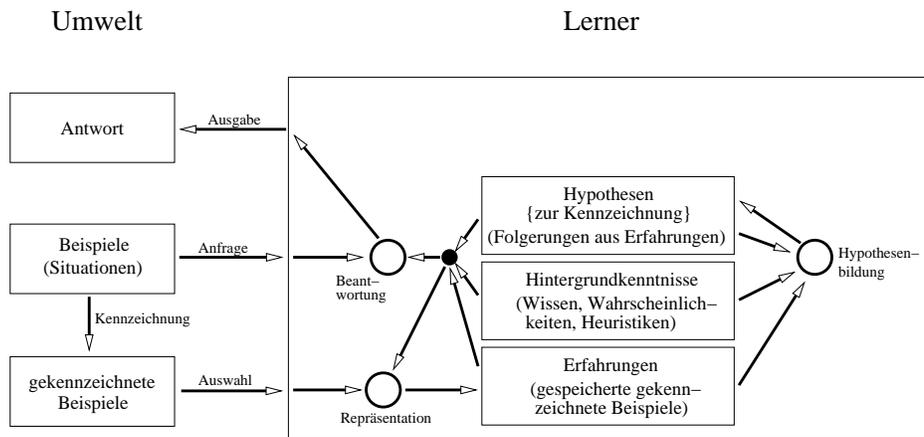
Aus dem zeitlich *geordneten* Ablauf der Handlungen ergibt sich im Allgemeinen auch eine Abhängigkeit der Situationen von der Reihenfolge der Handlungen (Ausnahme: Markov Prozeß).

Zusätzlich zu der Relation zwischen den Situationen bzw. Beispielen aufgrund ihrer Beschreibungen stellt die Vorgänger/Nachfolge-Relation in der Lernsituation des handelnden Agenten eine zweite Informationsquelle für Lernverfahren dar.

In der Lernsituation des informationsverarbeitenden Systems repräsentieren die Beispiele ausschließlich Zustände der Umwelt. In der Lernsituation des handelnden Agenten kann die Situation auch eine Repräsentation des Agenten sowie der vorangegangenen Handlungen umfassen.

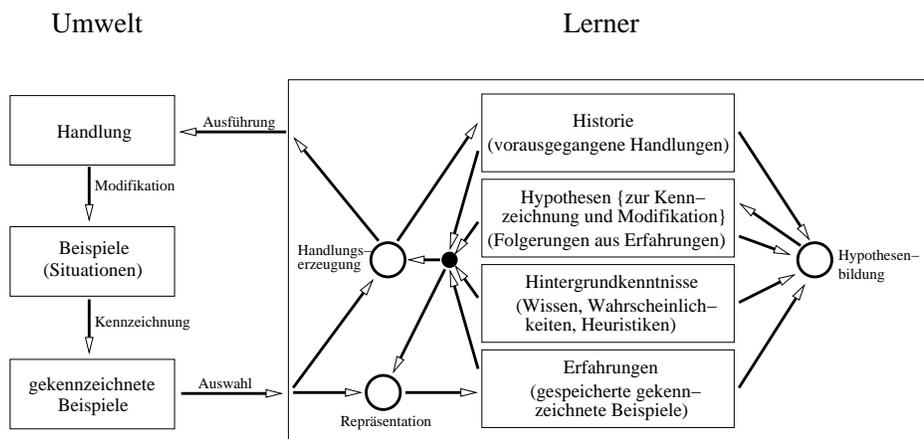
In beiden Lernsituationen werden Lernverfahren in der Regel eine Theorie über den Prozeß der Kennzeichnung aufbauen. In der Lernsituation des handelnden Agenten wird ein Lernverfahren in der Regel aber zusätzlich eine Theorie über den Prozeß der Modifikation aufbauen und muß auf Basis beider Theorien eine möglichst optimale Handlungsstrategie zu realisieren versuchen.

Es können auch zeitliche Abhängigkeiten ohne Handlungen auftreten (bei Zeitreihen). Diese lassen sich durch eine Erweiterung der Beispiele um einen Zeitstempel auch in der Lernsituation des informationsverarbeitenden Systems modellieren.



Ziel: "Gute" Vorhersage von Teilen, Eigenschaften oder Kennzeichnungen für unbekannte Beispiele

Abbildung 1: Lernsituation informationsverarbeitendes System



Ziel: "Positive" Situationen "schnell und häufig" erreichen

Abbildung 2: Lernsituation Agent

Interpretiert man die Lernsituationen entsprechend der Definition des Maschinellen Lernens von Mitchell stellen die gekennzeichneten Beispiele, die dem Lerner präsentiert werden, die Erfahrung E da.

Das Erreichen des jeweiligen Ziels zu einem unbekanntem Beispiel (bei Lernsituation IS) bzw. zu einer (bekanntem oder unbekanntem) Situation (bei Lernsituation Agent) stellt eine Aufgabe da. Aus einer Menge von unbekanntem Beispielen bzw. von Situationen ergibt sich die Klasse T von Aufgaben.

Die in den beiden Zielen enthaltenen Urteile einer *guten Vorhersage* bzw. des *schnellen und häufigen* Erreichens *positiver Situationen* entsprechen einem Gütemaß für ein einzelnes Beispiel bzw. für eine einzelne Situation. Zu einer Menge von Beispielen bzw. einer Folge von Situationen, die der Klasse T entsprechen, sind die einzelnen Gütemaße zu einem Gesamtgütemaß zusammenzufassen, das dem Maß P entspricht.

4 Prozesse

Ein Prozeß der Lernsituationen ist auf eine oder mehrere der folgenden Arten festgelegt:

- durch die **Umwelt**, d.h. der Prozeß ist unabhängig von der Struktur und der Arbeitsweise des Lerners festgelegt (Anfrage und Modifikation, evtl. Kennzeichnung und Auswahl)
- durch einen **Lehrer**, der den Prozeß unter Kenntnis der konkreten Lernsituation (insbesondere der Struktur und des jeweiligen Zustands des Lerners) in einer für den Lerner positiven Weise gestaltet (evtl. Kennzeichnung, Auswahl und Hypothesenbildung)
- durch den **Lerner selbst**, der mit einem beschränkten Wissen über die konkrete Lernsituation versucht, den Prozeß in einer für ihn positiven Weise zu gestalten (Repräsentation, Hypothesenbildung, Beantwortung, Handlungserzeugung, Ausgabe und Ausführung)

Im Folgenden werden die Prozesse der Lernsituationen einzeln kurz beschrieben.

IS-Prozeß der Kennzeichnung

Eine wesentliche Unterscheidung von Lernproblemen ergibt sich aus dem Prozeß der Kennzeichnung. Dabei unterscheidet man in der Lernsituation des informationsverarbeitenden Systems danach, ob alle Beispiele eine Kennzeichnung besitzen (vorgegeben von einem Lehrer, in der Regel ein Experte des Anwendungsbereichs, oder von der Umwelt, d.h. sie liegen als empirische Daten vor) oder ob die Kennzeichnungen fehlen (der Prozeß der Kennzeichnung die Beispiele also nicht verändert). Die sich daraus ergebenden Begriffe sind in Abschnitt 7.3 definiert.

Agent-Prozeß der Kennzeichnung

In der Lernsituation des handelnden Agenten können die Situationen entweder alle oder nur teilweise eine Kennzeichnung besitzen. Im zweiten Fall ist die Kennzeichnung oftmals auf spezielle Situationen (z.B. Zielsituationen) beschränkt.

Ist die Kennzeichnung *eindeutig* durch die Situation bestimmt, nennt man den Prozess **deterministisch**, anderenfalls **probabilistisch** (unabhängig davon, ob die Kennzeichnungsfunktion dem Lerner bekannt ist).

IS-Prozeß der Auswahl

Der Prozeß der Auswahl wählt aus der Menge der gekennzeichneten Beispiele eines, mehrere oder keines aus. Im IS-Prozeß ist folgende Auswahl möglich:

- Es finde eine **uneingeschränkte Auswahl** statt, d.h. es wird dem Lerner die Menge aller vorhandenen gekennzeichneten Beispiele präsentiert.
- Es finde eine **inkrementelle Auswahl** statt, d.h. es wird mehrmals jeweils eine Teilmenge der gekennzeichneten Beispiele (eventuell nur ein einzelnes gekennzeichnetes Beispiel) präsentiert.

Bei einer inkrementellen Auswahl erwartet man in der Regel ein Lernverfahren, das die Menge der vorhandenen Hypothesen nach jeder Auswahl in Abhängigkeit von den ausgewählten Beispielen ergänzt oder verändert. In diesem Fall spricht man von einem **inkrementellen Lernverfahren**.

Agent-Prozeß der Auswahl

Im Agent-Prozeß ist folgende Auswahl möglich:

- Bei *deterministischen* Prozessen der Modifikation und der Kennzeichnung liegt nur eine gekennzeichnete Situation vor, die ausgewählt und dem Lerner präsentiert werden kann.
- Ist mindestens einer der beiden Prozesse der Modifikation und der Kennzeichnung *probabilistisch*, liegen mehrere gekennzeichnete Situationen vor, aus denen in Abhängigkeit von ihrer Wahrscheinlichkeit maximal eine ausgewählt wird.
- In beiden Fällen ist es auch möglich, daß keine Situation ausgewählt wird.

Der Agent-Prozeß der Auswahl ist in der Regel durch die Umwelt festgelegt. Theoretisch ist (bei einem probabilistischen Prozeß) aber auch eine Festlegung durch einen Lehrer möglich.

Prozeß der Auswahl allgemein

Soll in einer konkreten Lernsituation der Lerner den Prozeß der Auswahl (aufgrund seiner jeweils aktuell gespeicherten Informationen) steuern oder zumindest beeinflussen, so stellt diese eine Kombination der

beiden beschriebenen abstrakten Lernsituationen dar. Eine Handlung besteht dabei in der Angabe der Beschreibung der gewünschten nächsten Situation bzw. einer Menge von Situationen, aus der die nächste Situation (mit einer gewissen Wahrscheinlichkeit) auf andere Weise ausgewählt wird.

Prozeß der Repräsentation

Bei der Repräsentation werden die ausgewählten gekennzeichneten Beispiele von einem externen in ein internes Format überführt. Dabei können Informationen zu den Beispielen ergänzt werden (z.B. ein Zeitstempel).

Prozeß der Hypothesenbildung

Bei der Hypothesenbildung werden zu den neuen Erfahrungen oder zu allen vorhandenen Erfahrungen unter Einbeziehung aller anderen vorhandenen Informationen neue Hypothesen erzeugt.

Prozeß der Anfrage

Eine Anfrage besteht in der Regel in der Präsentation eines unbekanntes Beispiels, zu dem der Prozeß der Beantwortung die gewünschte Antwort erzeugen soll. Der Anfrage-Prozeß kann jedoch auch eine Menge (die theoretisch leer sein kann) von Beispielen präsentieren. Dies ist insbesondere dann sinnvoll, wenn als Antwort keine Kennzeichnung bzw. Menge von Kennzeichnungen sondern eine Menge von Hypothesen geliefert werden soll.

Prozesse der Beantwortung und Handlungserzeugung

Bei der Beantwortung und Handlungserzeugung soll auf eine Anfrage hin eine Antwort bzw. auf die Auswahl (Präsentation) einer Situation hin eine Handlung erzeugt werden, die dem Ziel der Lernsituation entspricht. Die Handlungserzeugung findet mit jeder neuen Präsentation (zu jeder Auswahl) einer Situation statt, die Beantwortung findet nur auf eine Anfrage hin statt.

Prozesse der Ausgabe und Ausführung

Die Prozesse der Ausgabe und der Ausführung werden vollständig durch den Lerner gesteuert und übertragen das Ergebnis der Beantwortung bzw. der Handlungserzeugung in die Umwelt. Eine Antwort muß dabei in eine für den Benutzer verwendbare Form gebracht werden, eine Handlung in einer mit der Umwelt kompatiblen Weise umgesetzt werden.

Prozeß der Modifikation

Bei der Modifikation wird aus der aktuellen Situation und der Handlung eine neue Situation erzeugt. Ebenso wie der Agent-Prozeß der Kennzeichnung kann auch der Prozeß der Modifikation *deterministisch* oder *probabilistisch* sein, d.h. die Folgesituation kann durch die aktuelle Situation und die Handlung eindeutig bestimmt sein oder es können mehrere Situationen mit unterschiedlicher Wahrscheinlichkeit entstehen.

Aus Platzgründen wird hier auf eine Beschreibung der Informationsarten verzichtet. Ihr Inhalt sollte sich aber auch weitgehend aus ihren Bezeichnungen in den Abbildungen ergeben.

Lediglich zu den Hypothesen sein angemerkt, daß diese in der Agent-Lernsituation in der Regel aus mehreren Teilmengen bestehen werden, da die Erfahrungen dabei aus zwei verschiedenen Informationsquellen stammen (aus der Relation der Situationen zum einen aufgrund ihrer

Beschreibungen und zum anderen aufgrund der Nachfolge/Vorgänger-Beziehung) und sich auf zwei verschiedene Prozesse beziehen.

5 Entwicklung eines Lernsystems

Die Festlegung der äußeren Informationsarten (Formate der Beispiele, der Kennzeichnungen und der Antwort bzw. der Handlung) definieren zusammen mit der partiellen Beschreibung der durch die Umwelt oder einen Lehrer festgelegten Prozesse (der Anfrage bzw. der Modifikation, der Kennzeichnung und der Auswahl) sowie einer Konkretisierung des Lernziels ein **äußeres Lernproblem**. Dies stellt eine Differenzierung eines Lernproblems nach der Definition von Mitchell dar.

Werden zusätzlich zu einem äußeren Lernproblem konkrete Daten für die Beispiele und ihre Kennzeichnungen angegeben, kann man von der Definition einer **äußeren Lernaufgabe** sprechen.

Werden zusätzlich zu einem äußeren Lernproblem die inneren Informationsarten (Formate der Erfahrungen, der Hintergrundkenntnisse, der Hypothesen und der Historie) sowie damit kompatibel die vom Lerner bestimmten Prozesse (der Repräsentation, der Hypothesenbildung, der Beantwortung bzw. der Handlungserzeugung und der Ausgabe bzw. der Ausführung) festgelegt, kann man von der Definition eines **inneren Lernproblems** sprechen. Werden zusätzlich dazu konkrete Daten, insbesondere für die Hintergrundkenntnisse aber eventuell auch für die Erfahrungen und Hypothesen angegeben, kann man von der Definition einer **inneren Lernaufgabe** sprechen.

Ein *äußeres Lernproblem* bildet die Grundlage für die Entwicklungsphase eines Lernsystems. In deren Rahmen wird durch den Entwickler das *innere Lernproblem* und durch den Entwickler und eventuell einen Fachexperten die *innere Lernaufgabe* definiert. Außerdem wird das äußere Lernproblem durch den Anwender zur *äußeren Lernaufgabe* erweitert, die die Grundlage für die Lern- und Arbeitsphase bildet.

Für eine äußere Lernaufgabe müssen die Daten vollständig angegeben werden. Daten für die innere Lernaufgabe können, müssen aber nicht vorgegeben werden. Dementsprechend ist die Vorgabe des Formats der Hintergrundkenntnisse nur sinnvoll, wenn entsprechende Daten angegeben werden.

Abbildung 3 zeigt die Lernprobleme, Lernaufgaben und die Phasen der Entwicklung eines Lernsystems noch einmal in Ihrem Zusammenhang.

6 Darstellung von Lernverfahren im Rahmenmodell

In diesem Abschnitt soll das *Instanz-basierte Lernen* und konkreter das Lernverfahren *k-Nearest Neighbor* sowie das *Reinforcement learning* anhand des vorgestellten Rahmenmodells charakterisiert werden.

6.1 Instanz-basiertes Lernen

Als **Instanz-basiertes Lernen** (*instance-based learning* (IBL)) [Mitchell, 1997; Kap. 8] bezeichnet man IS-Lernverfahren, die *in der Arbeitsphase* (d.h. im Prozeß der Beantwortung zu einem vorgelegten Beispiel) auf gespeicherte Erfahrungen zurückgreifen. Die Antwort wird dabei in der Regel aufgrund der *Ähnlichkeit* des vorgelegten Beispiels zu den gespeicherten Beispielen und Ihren Kennzeichnungen ermittelt. Da die Erfahrungen zum (großen)

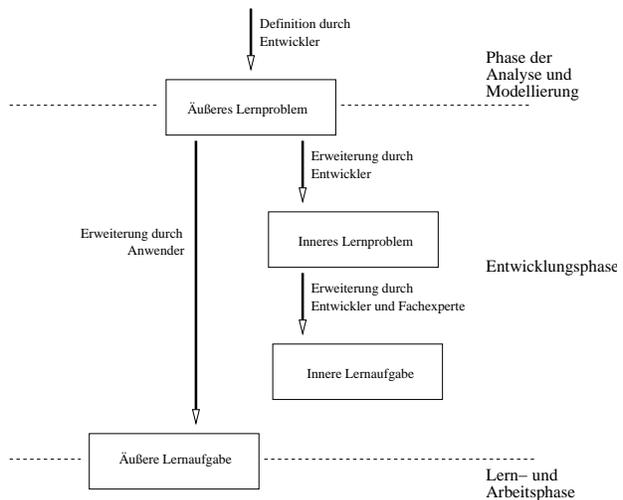


Abbildung 3: Phasen der Entwicklung eines Lernsystems

Teil erst im Prozeß der Beantwortung (in Abhängigkeit vom vorgelegten Beispiel) ausgewertet werden, kann man IBL-Verfahren auch als **lazy learning** Verfahren [Mitchell, 1997; S. 244] (oder auch als *interpretierendes Lernen*) bezeichnen, gegenüber **eager learning** Verfahren (*compilierendes Lernen*), bei denen der größte Teil des Aufwands auf die Phase der Hypothesenbildung entfällt. Nicht-IBL-Verfahren, die im Prozeß der Beantwortung keine gespeicherten Erfahrungen benutzen, kann man dementsprechend als **rein compilierende Lernverfahren** bezeichnen.

Es gibt aber auch IBL-Verfahren mit einer aufwendigen Hypothesenbildung. Wenn dieser Prozeß aufwendiger ist als der Prozeß der Beantwortung, müßte man diese speziellen IBL-Verfahren daher als *eager learning* Verfahren bzw. als compilierende Lernverfahren bezeichnen.

Im einfachen Fall bestehen die Beschreibungen der Beispiele beim IBL wie auch die Kennzeichnungen aus numerischen Werten. Handelt es sich dabei jedoch um komplexere Beschreibungen und Kennzeichnungen (z.B. um Graphen), spricht man spezieller von **case-based reasoning** [Mitchell, 1997; S. 140]. Dabei ist dann in der Regel auch eine komplexere Anpassung der Kennzeichnungen des oder der ähnlichen Beispiele aufgrund der Unterschiede in den Beschreibungen zum Beispiel der Anfrage erforderlich.

Die Ermittlung der Antwort erfolgt im einfachen Fall in der Regel in zwei Stufen. Die Hypothesenmenge besteht dementsprechend aus zwei Teilmengen. Zuerst wird ermittelt, welche der Erfahrungen ähnlich sind zum vorgelegten Beispiel. Dann wird aus den Kennzeichnungen oder den Beschreibungen dieser Erfahrungen unter Berücksichtigung ihrer jeweiligen Ähnlichkeit zum vorgelegten Beispiel die Antwort (der Zielwert) ermittelt.

6.2 k-Nearest Neighbor

Ein spezielles IBL-Lernverfahren ist **k-Nearest Neighbor** [Mitchell, 1997; Kap. 8.2] (wobei Mitchell nicht klar zwischen Hypothese und der die Zielfunktion approximierenden Funktion, also zwischen dem Prozessen Hypothesenbildung und Beantwortung unterscheidet [Mitchell, 1997; S. 232]). Davon kann man zwei Versionen unterscheiden. Die gemeinsamen Eigenschaften der **äußeren Lernprobleme** sind folgende:

- Die Beispiele sind durch ein Tupel von reellen Zah-

lenwerten beschrieben (entsprechen Punkten im \mathbf{R}^n).

- Die Antwort besteht in der Kennzeichnung zu einem Beispiel.
- Der Prozeß der Kennzeichnung ist durch die Umwelt festgelegt.
- Der Prozeß der Auswahl erfolgt uneingeschränkt (alle gekennzeichneten Beispiele werden gleichzeitig zur Verfügung gestellt).

Die beiden Versionen unterscheiden sich in Bezug auf die Kennzeichnung der Beispiele und damit einhergehend in der Antwort sowie im Lernziel:

1. Version

- Eine Kennzeichnung besteht aus einem numerischen Wert (oder aus mehreren, unabhängig voneinander zu lernenden)
- Das Lernziel besteht in einer möglichst geringen Abweichung der Antwort vom tatsächlichen Wert (z.B. gemessen als Erwartungswert des Quadrats der Differenz)

2. Version

- Eine Kennzeichnung besteht aus einem kategorialen Wert
- Das Lernziel besteht in einer möglichst großen Wahrscheinlichkeit der Übereinstimmung der Antwort mit dem tatsächlichen Wert

Das **innere Lernproblem** zu *k-Nearest Neighbor* ist folgendermaßen definiert:

- Die ausgewählten Beispiele werden durch die Repräsentation den Erfahrungen in der äußeren Form (Tupel von reellen Zahlenwerten) vollständig hinzugefügt (die Erfahrungen umfassen also alle präsentierten Beispiele).
- Die Menge der Hypothesen besteht aus einem einzelnen Ähnlichkeitsmaß. Dieses kann vorgegeben sein (z.B. als Reziprok-Wert des Abstandes zweier Punkte, die zwei Beispiele repräsentieren).
- Es sind keine Hintergrundkenntnisse vorhanden.

Im einfachen Fall findet keine Hypothesenbildung statt. Das Beispiel der Anfrage wird mittels des Ähnlichkeitsmaßes mit den Beispielen der Erfahrung verglichen. Die *k* ähnlichsten Beispiele werden ausgewählt. Sie können alle das gleiche Gewicht erhalten oder entsprechend Ihrer Ähnlichkeit zum Beispiel der Anfrage gewichtet werden.

Wenn die Kennzeichnung eine reelle Zahl ist, wird das gewichtete Mittel der Kennzeichnungen der ähnlichen Beispiele ausgegeben. Wenn die Kennzeichnung der Wert eines Aufzählungstyps ist, wird der Wert ausgegeben, zu dem die Summe der Gewichte der ähnlichen Beispiele, die den jeweiligen Wert besitzen, am größten ist.

Im erweiterten Fall wird aus einer Menge von Ähnlichkeitsmaßen während der Lernphase dasjenige als Hypothese ausgewählt, durch das die Erfahrungen mittels des Lernverfahrens am besten beschrieben werden. Ebenso kann ein günstiger Parameter *k* gesucht werden.

6.3 Reinforcement learning

Mit **reinforcement learning** [Mitchell, 1997; Kap. 13] bezeichnet man Agent-Lernverfahren, bei denen die Kennzeichnung einer Situation aus einem reellen Zahlenwert besteht, der eine Bewertung der Situation repräsentiert. Es

brauchen jedoch nicht alle Situationen eine Kennzeichnung zu besitzen. Das allgemeine Lernziel besteht dabei in der schnellen und häufigen Erzeugung von Situationen mit einer möglichst hohen Bewertung. Für ein äußeres Lernproblem ist das Lernziel zu konkretisieren, indem eine Funktion zur Verrechnung der Bewertungen einer Folge von Situationen angegeben wird. Außerdem sind die Formate der Beispiele (Situationen) und der Handlung sowie die äußeren Prozesse festzulegen.

Der Prozeß der Kennzeichnung (der Bewertung) und der Auswahl wird in der Regel durch die Umwelt festgelegt. Informationen über beide Prozesse (entsprechende Funktionen) können als Hintergrundkenntnisse vorgegeben werden.

7 Vergleich mit anderen Modellen

Es erscheint sinnvoll, daß ein (Rahmen-)Modell zum Maschinellen Lernen folgende Anforderungen erfüllt:

- Das Modell soll *explizit* sein, d.h. es soll eine klare Trennung zwischen Lerner, Umwelt und Lernziel (Performance-Maß) vorhanden sein und alle enthaltenen Prozesse und Informationsstrukturen sowie alle ihre Verbindungen sollen direkt angegeben sein. Daten, die von einem einzelnen Prozeß nur während eines einzelnen Laufs erzeugt und benutzt werden (lokale Daten), sollten dabei nicht extra dargestellt werden.
- Das Modell soll *umfassend* sein, d.h. es sollen sich damit alle Verfahren des Maschinellen Lernens beschreiben lassen.
- Es soll *hinreichend detailliert* sein, d.h. alle wesentlichen Prozesse und Informationsstrukturen von Verfahren des Maschinellen Lernens sollen darin angegeben sein.
- Es soll *möglichst einfach* sein, d.h. es sollen nicht mehr Prozesse und Informationsstrukturen angegeben sein, als für die vorher genannten Punkte notwendig sind.

Aus den Anforderungen nach Explizitheit und Einfachheit ergeben sich noch folgende konkretere Anforderungen an ein Modell:

- Es sollen keine zwei Prozesse oder Informationsstrukturen enthalten sein, die die gleichen Ein- und Ausgaben haben.
- Alle Prozesse haben als Ein- und Ausgaben nur Informationsstrukturen oder Prozesse, die an die Schnittstelle zwischen Lerner und Umwelt grenzen.
- Alle Informationsstrukturen haben als Ein- und Ausgaben nur Prozesse.
- Jeder Prozeß greift auf mindestens eine Informationsstruktur lesend und auf mindestens eine schreibend zu.
- Auf jede Informationsstruktur wird von mindestens einem Prozeß lesend und von mindestens einem schreibend zugegriffen.

Das in diesem Text vorgestellte Rahmenmodell genügt den konkreteren Anforderungen und sollte auch den allgemeinen Anforderungen weitgehend genügen (d.h. insbesondere umfassend und hinreichend detailliert sein).

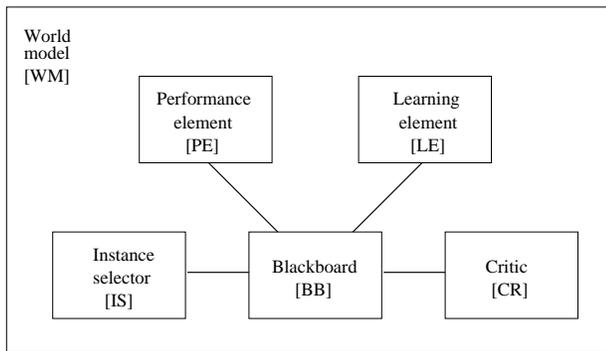


Abbildung 4: Modell von Buchanan, Mitchell, Smith und Johnson

Im Folgenden werden zwei weitere Modelle des Maschinellen Lernens dargestellt, in Bezug auf die genannten Anforderungen diskutiert und mit dem Rahmenmodell verglichen. Ein weiteres Modell, das die Entwicklung des Rahmenmodells mit angeregt hat aber für dessen Ausgestaltung keine wesentliche Bedeutung hatte, findet sich in [Richter, Wendel, 1991]. Schließlich findet sich noch die Skizze eines Modells in [Lehmann, 2003].

7.1 Modell von Buchanan, Mitchell, Smith und Johnson

Ein recht frühes Modell ist in [Buchanan, u.a., 1978] beschrieben und in Abbildung 4 dargestellt.

Das Modell soll als ein nützlicher Leitfaden den Entwurf von lernenden Systemen unterstützen. Es beschreibt Funktionskomponenten, die nach den Ansicht der Autoren durch ein lernendes System realisiert werden müssen:

- Das **performance element** erzeugt zu jeder neuen Eingabe eine Ausgabe.
- Der **instance selector** wählt aus der Umwelt Trainingsbeispiele aus, die dem *performance element* präsentiert werden.
- Die **critic**-Komponente analysiert die Ausgabe des *performance element* in Bezug auf einen Performance-Standard. Sie bewertet die Ausgabe, kann Fehler und deren Ursachen im Lerner finden und kann Vorschläge zu deren Korrektur machen.
- Das **learning element** nimmt aufgrund der Analyse der *critic*-Komponente Veränderungen am System vor.
- Das **blackboard** speichert alle Informationen des Systems und dient zu deren Austausch unter den anderen Komponenten. Es ist daher sowohl Speicher- wie Kommunikationskomponente.

Das lernende System arbeitet dabei unter den Bedingungen eines **world model**, das die allgemeinen Annahmen und Methoden für den Einsatz des Systems im Anwendungsbereich enthält.

Zu den einzelnen Komponenten machen die Autoren u.a. folgende Anmerkungen:

- Das *performance element* kann in einem *stand-alone* Modus ohne Lernen arbeiten.
- Der Lerner kann in einem konkreten System unterschiedlich stark (von *passiv* bis *aktiv*) Einfluß auf den *instance selector* nehmen.

- Die Funktionen der *critic*-Komponente können teilweise durch Menschen (in der Rolle eines Lehrers) oder die Umwelt wahrgenommen werden.
- Die *critic*-Komponente wird als stark verbunden mit dem *learning element* angesehen. Die erstere *gibt jedoch die Art der Änderungen an*, die vorzunehmen sind, die letztere *führt die Änderungen aus*. Das *learning element* legt dabei fest, in welchem Maß es die Vorschläge der *critic*-Komponente umsetzt.
- Das *blackboard* enthält zwei Arten von Informationen: Die *knowledge base* und die temporären Informationen der anderen Komponenten.

Darüber hinaus beschreiben die Autoren die Möglichkeit, daß das *world model* eines lernenden Systems durch ein anderes, konzeptionell höher stehendes lernendes System verändert wird. Auf diese Weise kann ein Hierarchie von lernenden Systemen entstehen, an deren oberem Ende der Entwickler steht.

In Bezug auf die oben angegebenen Anforderungen besitzt das Modell folgende Schwächen:

- Es ist keine Trennung von Lerner und Lernziel vorhanden. So beinhaltet die *critic*-Komponente, die ebenso wie die anderen Komponenten mit dem *blackboard* verbunden ist, das Performance-Maß. Die Umwelt wird gar nicht repräsentiert, auch wenn sie z.B. im Zusammenhang mit der Funktion des *instance selector* angesprochen wird. Dieser wäre eventuell auch der Umwelt zuzuordnen.
- Das Modell enthält nur Funktionskomponenten, keine Informationsstrukturen, wobei das *blackboard* undifferenziert alle Daten verwaltet. Daß es auch die temporären Daten der Komponenten verwaltet, macht eine Identifizierung der notwendigen Informationsstrukturen noch schwieriger.
- Eine Trennung von *learning element* und Teilen der *critic*-Komponente (zur Angabe von Änderungen) ergibt sich nicht aus unterschiedlichen gelesenen oder veränderten Daten sondern wurde aus grundsätzlichen Überlegungen vorgenommen, was der Anforderung nach Einfachheit etwas widerspricht.

Aufgrund der Vermischung von Lerner, Lernziel und Umwelt fällt eine Beurteilung, wie umfassend das Modell ist, schwer. Wenn man es allgemeiner als Modell für eine IS-Lernsituation ansieht, sind die enthaltenen Komponenten sicher sinnvoll und wesentlich. Auch enthält es dann keine unpassenden Komponenten. Wegen der fehlenden Informationsstrukturen sind die genannten konkreteren Anforderungen auf das Modell nicht anwendbar.

Beim Vergleich des Modells mit dem vorgestellten Rahmenmodell ist es der IS-Lernsituation zuzuordnen (jede Situation wird im Modell eigenständig betrachtet). Das *performance element* entspricht etwa dem Prozeß der Beantwortung, der *instance selector* dem Prozeß der Auswahl, die *critic*-Komponente ist zum Teil ebenso wie das *learning element* dem Prozeß der Hypothesenbildung zuzuordnen und das *blackboard* differenziert sich im Rahmenmodell in die dort vorhandenen Informationsstrukturen des Lerners, wobei die vom *blackboard* gespeicherten temporären Daten jedoch den einzelnen Prozessen zuzuordnen sind.

Die verschiedenen Möglichkeiten zur Steuerung der Prozesse (durch den Lerner, die Umwelt oder einen Lehrer) werden bei der Beschreibung des Modell zwar angesprochen, sind aber nicht wie im Rahmenmodell konkret ausgeführt. Die Unterscheidung zwischen Normal-Modus und

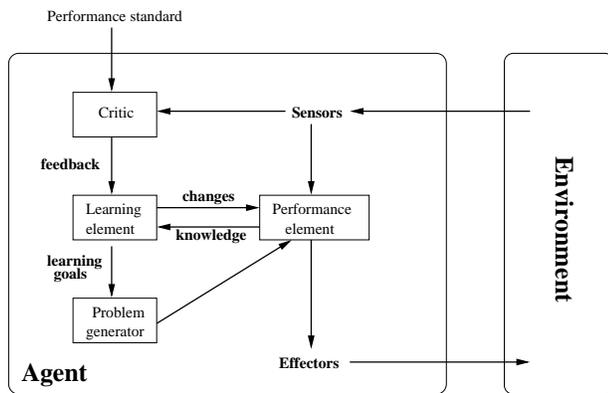


Abbildung 5: Modell von Russel und Norvig

stand-alone im Modell entspricht der Unterscheidung von Lern- und Arbeitsphase im Rahmenmodell.

Über das Rahmenmodell hinaus gehen die vom Modell aber auch weitgehend unabhängigen Überlegungen zu einer Hierarchie lernender Systeme.

7.2 Modell von Russell und Norvig

Ein anderes Modell, das auf dem vorhergehend beschriebenen aufbaut, stammt von Russell und Norvig [Russell, Norvig, 1995; Kap. 18.1] und ist in Abbildung 5 dargestellt.

Im Gegensatz zum Modell in [Buchanan, u.a., 1978] ist dieses Modell ausdrücklich als handelnder Agent konzipiert, wobei die damit verbundenen Unterschiede jedoch nicht thematisiert werden. So beinhaltet es auch Sensoren und Effektoren, die aber lediglich eine vermittelnde Funktion haben und nicht genauer beschrieben sind.

Während das **Learning element**, das **Performance element** und die **Critic**-Komponente mit ähnlicher Funktion aus dem oben beschriebenen Modell übernommen wurden, weicht das Modell aber auch in einigen wesentlichen Punkt von obigem ab:

- Es ist eine Trennung zwischen Agent, Umwelt und Performance-Maß vorhanden und die Verbindungen zwischen ihnen sind explizit angegeben. Es wird darauf hingewiesen, daß es wichtig ist, daß das Performance-Maß konzeptionell außerhalb des Agenten liegt.
- Anstatt des *instance selector* ist ein **Problem generator** vorhanden, der in Konkurrenz zum *Learning element* steht. Während letzteres jeweils versucht, die auf Grundlage der bisherigen Erfahrungen bestmögliche Aktion vorzuschlagen, schlägt der *instance selector* Situationen vor, in denen der Agent neue Erfahrungen sammelt. Während das *Learning element* also den kurzfristigen Erfolg des Agenten steigern möchte, möchte der *instance selector* den langfristigen Erfolg steigern.
- Die Verbindungen zwischen den Komponenten sind differenzierter dargestellt und in Bezug auf die ausgetauschten Informationen benannt.

Die Bedeutung von Hintergrundwissen wird im Text diskutiert, Hintergrundwissen ist jedoch kein Bestandteil des Modells. An anderer Stelle [Russell, Norvig, 1995; S. 36] wird festgestellt, daß die Grundlage für die Definition eines Agenten die Festlegung seiner möglichen Wahrnehmungen und Aktionen sowie seines Ziels und seiner Umwelt ist. Die

Umwelt ist dort definiert durch eine Ausgangssituation und eine Update-Funktion [Russell, Norvig, 1995; S. 47].

Bei der Beurteilung des Modells anhand der oben angegebenen Anforderungen sind folgende Schwächen festzuhalten:

- Auch in diesem Modell sind die Informationsstrukturen nicht angegeben. Die angegebenen Informationen, die die Komponenten austauschen, sind temporärer Art. Auch ist nicht klar, welche Informationen auf welche Weise ausgetauscht werden. Z.B. bleibt unklar, auf welche Weise das *Learning element* Informationen aus der Umwelt erhält.
- In der Umwelt sind zusätzlich zu den Informationsstrukturen auch keine Prozesse angegeben. Es bleibt unklar, woher die Verbindung der Sensoren kommt und wohin die Verbindung der Aktoren führt.
- Trotz der Betonung, daß das Performance-Maß außerhalb des Agenten liegen muß, hat die *Critic*-Komponente Zugriff darauf. Wenn der Agent dies umfassend nutzt, wird das Lernen aber zu einem wesentlichen Teil überflüssig (weil der Agent dann ohne Lernen jede Situation richtig bewerten kann).
- Die Aufteilung zwischen *Learning element* und *Problem generator* entsprechend einem kurzfristig und einem langfristig erfolgreichen Lernen erscheint willkürlich, da der Lernerfolg in einer einzigen Weise durch das Lernziel festgelegt wird.
- Das Modell ist nur für einen handelnden Agenten gedacht und kann eine IS-Lernsituation nicht beschreiben.

Auch auf dieses Modell sind aufgrund der fehlenden Informationsstrukturen die oben genannten konkreteren Anforderungen nicht anwendbar.

Beim Vergleich des Modells mit dem Rahmenmodell ist es der Agent-Lernsituation zuzuordnen. Das *Performance element* entspricht etwa dem Prozeß der Handlungserzeugung, das *Learning element* entspricht zusammen mit dem *Problem generator* und einem Teil der *Critic*-Komponente dem Prozeß der Hypothesenbildung. Die Prozesse der Repräsentation und der Ausführung des Rahmenmodells kann man durch die beiden Verbindungen zur Umwelt angedeutet sehen. Eine Unterscheidung bei der Steuerung der Prozesse (durch den Lerner, die Umwelt oder einen Lehrer) wird im Modell nicht vorgenommen.

7.3 Arten von Lernproblemen

Auf Grundlage des Rahmenmodells lassen sich zwei bekannte Arten von IS-Lernproblemen folgendermaßen definieren:

supervised learning: Dabei sind zu allen Beispielen Kennzeichnungen gegeben und es soll der Zusammenhang zwischen den Beschreibungen der Beispiele und ihren Kennzeichnungen ermittelt werden.

unsupervised learning: Dabei sind zu den Beispielen keine Kennzeichnungen gegeben. Es lassen sich zwei Unterarten unterscheiden:

- Es soll der Zusammenhang zwischen den Beschreibungen von Beispielen untereinander ermittelt werden. Dies kann z.B. durch eine Ähnlichkeitsfunktion für Beispiel-Paare (mit einem booleschen, ordinalen oder numerischen Wert), durch eine Funktion, die zu einem einzelnen

Beispiel einen kategorialen Wert liefert, oder durch eine Funktion, die zu einem einzelnen Beispiel eine Menge ähnlicher Beispiele liefert. Eine Funktion der letzten Art wird im Verfahren *k-nearest-Neighbor* benutzt.

- Es soll der Zusammenhang zwischen Teilen der Beschreibungen von Beispielen untereinander ermittelt werden. Damit kann dann z.B. eine unvollständige Beschreibung eines Beispiels vervollständigt werden. Indem man ein neues Lernproblem definiert und einen zu ermittelnden Teil als Kennzeichnung betrachtet und die anderen Teile als neue Beschreibung eines Beispiels, kann man dazu *supervised learning* Verfahren verwenden.

Mit *reinforcement learning* ist demgegenüber das spezielle Agent-Lernproblem zu bezeichnen, bei dem die Kennzeichnung aus einem numerischen Wert (interpretiert als Beurteilung der Situation) besteht, wobei aber nicht zu jeder Situation eine Kennzeichnung vorhanden sein muß (s. Abschnitt 6.3).

Aufgrund der geringeren Differenzierung der beiden oben beschriebenen Modelle konnten die Arten von Lernproblemen dort auch nur ungenau definiert werden. So wird in [Buchanan, u.a., 1978; S. 34] zur zwischen *supervised learning* und *unsupervised learning* unterschieden, wobei als Kriterium der Unterscheidung festgelegt ist, ob für die Trainingsbeispiele eine (korrekte) *Antwort* (in Sinne von Kennzeichnung) gegeben ist. In [Russell, Norvig, 1995; S. 528] wird unterschieden zwischen *supervised learning*, *unsupervised learning* und *reinforcement learning*, wobei das Kriterium ist, ob die korrekte Beurteilung einer Aktion vorliegt (beim *supervised learning*), eine nur grobe Beurteilung (beim *unsupervised learning*) oder gar keine Beurteilung (beim *reinforcement learning*). Die Unterscheidung zwischen einer korrekten und einer groben Beurteilung ist aber insbesondere bei verrauschten Daten unklar.

8 Bewertung des Rahmenmodells

Von einer Definition erwartet man, daß sie eine einfache und einheitliche Beschreibung der Phänomene in einem Gegenstandsbereich unterstützt. Dies wurde in diesem Artikel für die auf dem Rahmenmodell aufbauende Definition des Maschinellen Lernens gezeigt:

- Grundlegende Arten von Lernproblemen ließen sich auf Basis des Rahmenmodells klar definieren, differenzierter und eindeutiger, als die auf Basis zweier anderer Modelle geschehen ist.
- Zwei Arten von Lernverfahren und ein konkretes Lernverfahren ließen sich auf Basis des Rahmenmodells einheitlich und übersichtlich beschreiben.
- Alle Prozesse und Informationsarten sind in zwei Abbildungen enthalten.
- Das Rahmenmodell enthält eine genaue und konsistente Definition des Lehrers und der Umwelt.

Zusätzlich zu der Definition eines Systems zum Maschinellen Lernen bietet das Rahmenmodell Unterstützung für die Erstellung eines konkreten Systems zum Maschinellen Lernen. Es wurde gezeigt, daß es einige sinnvolle Anforderungen an ein Modell zum Maschinellen Lernen weit besser erfüllt als zwei andere Modelle.

Für die Zukunft sollten weitere Lernverfahren auf Basis des Rahmenmodells beschrieben werden, um mögliche Beschränkungen und Schwächen zu erkennen. Darüber hinaus wäre zu fragen, inwieweit es auf den Bereich des *menschlichen* Lernens übertragbar ist.

Eine auf jeden Fall sinnvolle Erweiterung besteht in der Einbeziehung anderer Lerner, d.h. anderer informationsverarbeitender Systeme oder Agenten (Multi-Agenten Lernen). Dazu wäre es zumindest um eine Kommunikationskomponente zu ergänzen. Auch an die Einbeziehung eines im Gegensatz zum Lehrer negativen Einflußfaktors (z.B. durch unterschiedliche, irreführende Kennzeichnungen einer Situation) könnte man denken.

Literatur

- [Buchanan, u.a., 1978] Bruce G. Buchanan, Tom M. Mitchell, Reid G Smith, C. Richard Johnson Jr.. Models of Learning Systems. In: Jack Belzer (Editor), *Encyclopedia of computer science and technology, Band 11*, Dekker, 1978. ISBN 0-8247-2261-2. S. 24 – 51.
- [Lehmann, 2003] Egbert Lehmann. Folienkopien zur Vorlesung *Grundlagen der Wissensverarbeitung* im Sommersemester 2003 an der Fakultät für Informatik, Elektrotechnik und Informationstechnik der Universität Stuttgart.
- [Mitchell, 1997] Tom M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill, 1997. ISBN 0-07-042807-7.
- [Richter, Wendel, 1991] Michael M. Richter und Oliver Wendel. Skript zur Vorlesung *Lernende Systeme, Teil I* am Fachbereich Informatik der Universität Kaiserslautern.
- [Russell, Norvig, 1995] Stuart Russell, Peter Norvig. *Artificial intelligence : a modern approach.*, Prentice Hall, 1995. ISBN 0-13-103805-2.