

## Teil A

# Technische Einführung in künstliche Intelligenz<sup>1</sup>

Die unterschiedlichen Arten der künstlichen Intelligenz (KI) nehmen zurzeit zB als Assistenzsysteme Einzug in unser tägliches Leben oder haben dies bereits getan und unterstützen uns sowohl bei einfachen, aber auch bei komplexen Entscheidungen. In vielen Fällen nutzen wir solche Systeme, ohne dass uns dies bewusst ist und ohne zu hinterfragen, wie oder warum eine Entscheidung eines solchen KI-basierten Assistenzsystems zustande kommt. Beispiele, die wir alle kennen, sind Übersetzungsprogramme, Rechtschreib- und Grammatikkorrekturunterstützungen, Programme zur Spracherkennung oder Anwendungen, die, basierend auf unserem Kaufverhalten und dem von vergleichbaren Kunden, eine Kaufempfehlung oder Beratung vornehmen. Im Bereich der Fahrzeugtechnik werden zurzeit mit viel Aufwand die unterschiedlichsten Assistenzsysteme, bis hin zum autonomen Fahren, entwickelt. Komplexe Gebäudesteuerungen werden in der Steuer- und Regelungstechnik durch intelligente Systeme unterstützt. Insb dann, wenn solche Systeme eine Fehlentscheidung treffen oder sich in der Auswahl möglicher Aktionen nicht sicher sind, wäre es interessant zu wissen, auf welchen Verfahren die Entscheidungsfindung dieser Systeme basiert, welche Einflussfaktoren es aus der Umgebung oder Vergangenheit geben könnte und wo mögliche Stärken und Schwächen dieser Verfahren liegen.

### I. Historische Entwicklung der KI

„Es steigt, es blitzt, es häuft sich an,  
im Augenblick ist es getan.  
Ein großer Vorsatz scheint im Anfang toll;  
doch wollen wir des Zufalls künftig lachen,  
und so ein Hirn, das trefflich denken soll,  
wird künftig auch ein Denker machen.  
Das Glas erklingt von lieblicher Gewalt,  
es triübt, es klärt sich; also muß es werden!  
Ich seh' in zierlicher Gestalt  
ein artig Männlein sich gebärden.  
Was wollen wir, was will die Welt nun mehr?  
Denn das Geheimnis liegt am Tage.  
Gebt diesem Laute nur Gehör,  
er wird zur Stimme, wird zur Sprache.“<sup>2</sup>

---

1 Wir verwenden in dem vorliegenden Buch als Primärliteratur für die Einführungen in die Methoden und Verfahren der Künstlichen Intelligenz das Werk *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz – Ein moderner Ansatz<sup>3</sup>(2012) und empfehlen auch dieses Werk, falls der Leser einen tieferen Einstieg in diese Thematik wünscht.

2 Wagner zur Erschaffung des Homunculus in *Johann Wolfgang von Goethe*: Der Tragödie zweiter Teil – Kapitel 21.

Die Idee zur Erschaffung einer KI ist nicht neu und geht bis in die Antike, also bis weit vor die Erschaffung des Homunculus in *Goethes Faust 2*, zurück. Oft waren es auch nur Teilbereiche auf dem Weg zur Erschaffung einer KI, die betrachtet wurden. *Aristoteles* zB beschäftigte sich ca. 350 v. Chr. mit Gesetzen, welche die rationalen Komponenten des Verstandes definieren sollten. Er entwickelte ein informelles System, mit welchem er unter bestimmten Voraussetzungen logische Schlüsse ziehen konnte. In der frühen Neuzeit, um 1500, beschrieb *Leonardo da Vinci*, neben anderen herausragenden Entwicklungen, eine mechanische Rechenmaschine, die er aber nie realisierte. Hundert Jahre später diskutierte *René Descartes* die Unterscheidung zwischen Verstand und Materie. Er griff ua das Problem auf, dass „*wenn der Verstand völlig von physischen Regeln gesteuert wird, hat er auch nicht mehr freien Willen als ein Felsen, der sich entscheidet zum Mittelpunkt der Erde zu fallen.*“<sup>3</sup>

Darüber hinaus können verschiedene, über Jahrhunderte erfolgte Entwicklungen in der Mathematik, wie die Logik, die Wahrscheinlichkeitstheorie oder die der Algebra, aber auch die Entscheidungs- und Spieltheorie, die in der Philosophie erfolgte Verknüpfung von Wissen und Handeln und dem damit verbundenen logischen Schließen sowie die Entwicklungen der Neurowissenschaften als grundlegend für die unterschiedlichen Bereiche der KI angesehen werden. Ein Beispiel für letzteres ist die Beschreibung der neuronalen Struktur des Gehirns als eine Menge von Neuronen, welche über spezielle Verbindungen, die Synapsen, miteinander kommunizieren, durch *Santiago Ramon y Cajal*.<sup>4</sup> Auf diesen Erkenntnissen basiert die Beschreibung der **neuronalen Netze im KI-Bereich** durch *Warren S. McCulloch* und *Walter H. Pitts* sowie *Donald Hebb* sowie der neuronalen Netze, wie wir sie heute für das Deep Learning verwenden.<sup>5</sup>

Auch wenn die Schaffung der Grundlagen für die unterschiedlichen Arten der KI schon teilweise mehrere hundert Jahre zurückreichen, erfolgte der eigentliche Startschuss für die Entwicklung der KI-Wissenschaften erst vor wenigen Jahren. In der Veröffentlichung „*A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*“ haben *Warren S. McCulloch* und *Walter H. Pitts*<sup>6</sup> ein Modell aus virtuellen Ein-/Aus-Schaltern definiert, für welche sie den Begriff Neuronen verwenden und die, beeinflusst durch die direkten Nachbarneuronen, ihren Zustand von „aus“ nach „an“ verändern. Diese Arbeit und weitere darauffolgende Arbeiten, wie die Beschreibung des Hebb'schen Lernens von *Donald Hebb* in seinem Buch „*The Organization of Behavior*“,<sup>7</sup> bilden die Grundlage für moderne KI-Methoden, wie das **neuronale Netz-basierte Deep Learning**. Im Wesentlichen hat Hebb hierin beschrieben, dass das, was wir als Lernen bezeichnen, nichts weiter ist als die Wirkung der Synapsen von Neuronen, die als Produkt der prä- und postsynaptischen Aktivität berechnet werden können. *Frank Rosenblatt* hat diesen Gedanken weitergeführt, in dem er 1962 in „*The perceptron – a probabilistic model for information storage and organization in the brain*“<sup>8</sup> das

---

3 *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 27.

4 *Dhawale/Bhalla*, The network and the synapse: 100 years after Cajal, HFSP journal 2008/2 (1), 12.

5 *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 26 ff.

6 *Warren/Pitts*, A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Biophysics 1943/5, 115–133.

7 *Hebb*, The organization of behavior: A neuropsychological theory (1949).

8 *Rosenblatt*, The perceptron – a probabilistic model for information storage and organization in the brain, Psychological Review 1958/65.

Perceptron-Modell entwickelte. Hierbei wird der Einfluss präsynaptischer Aktivitäten auf das Schalten eines Neurons durch jeweils eine Gewichtung festgelegt. Mithilfe des Perceptron-Konvergenztheorems hat Rosenblatt beschrieben, wie durch Verändern dieser Gewichtungen eine Korrektur von Fehlentscheidungen, letztlich von Fehlschaltungen eines Perceptrons, erfolgen kann. Dies stellt einen Lernprozess dar, weil aus erfolgten Fehlentscheidungen eine Korrektur für zukünftige Entscheidungen durch Anpassung der Gewichtungen und somit des Schaltverhaltens eines Perceptrons auf die gleichen Eingaben ermöglicht wird.<sup>9</sup>

Die Geburt der KI als eigenes Wissenschaftsfeld fand 1956 am Dartmouth College bei einem Treffen zwischen verschiedenen Wissenschaftlern statt, die sich mit der Automatentheorie, neuronalen Netzen und dem Erforschen von Intelligenz auseinandersetzten.<sup>10</sup> In der Einladung zu diesem Workshop wurde seiner Zeit erstmals der Begriff „Künstliche Intelligenz“ verwendet „[...] Wir schlagen vor, im Sommer 1956 am Dartmouth College in Hannover, New Hampshire, mit einer zehnköpfigen Gruppe eine zweimonatige Untersuchung zur künstlichen Intelligenz durchzuführen.[...]“<sup>11</sup> In den folgenden zwanzig Jahren erfolgten, mit Blick auf die zu dieser Zeit beschränkten Möglichkeiten der Hardware, einige interessante theoretische Entwicklungen. Hierzu gehören die des bereits erwähnten Perceptrons durch *Frank Rosenblatt* und darauf aufbauend der heute sehr relevanten Backpropagation-Lernalgorithmen für das überwachte Lernen neuronaler Netze von *Arthur Earl Bryson* und *Yu-Chi Ho* in 1969. Aber auch Implementierungen wie die des Logic Theorist<sup>12</sup> von *Allen Newell* und *Herbert A. Simon*, einem Programm, welches logische Schlüsse ziehen kann und als erstes funktionierendes KI-Programm bezeichnet wird sowie die Entwicklung von Werkzeugen wie der Programmiersprache für KI-Anwendungen LISP am MIT AI Lab Memo No.1 sind wesentliche Schritte auf dem Weg zu den heutigen KI-Systemen.<sup>13</sup>

Für eine breite Anwendung der meisten KI-Verfahren, wie zB die auf dem Perceptron-Konvergenztheorem basierenden neuronalen Netze, war die notwendige Rechenleistung seiner Zeit nicht vorhanden, da die technischen Voraussetzungen fehlten. Ein weiterer Grund für Rückschläge war die Art und Komplexität der Probleme, welche man mit einer KI-Anwendung zu lösen versuchte. Waren es zunächst vergleichsweise einfache Probleme, die zB durch Durchprobieren aller alternativen Lösungswege gelöst werden konnten, stellte man sehr schnell fest, dass dies schon bei etwas komplexeren Problemstellungen nicht mehr gelang. Ein recht prominentes Beispiel war der Versuch einer automatisierten Übersetzung des Satzes „Der Geist ist willig, aber das Fleisch ist schwach“ vom Englischen in das Russische und wieder zurück mit Hilfe eines KI-basierten Übersetzungsprogramms, der in dem Ergebnis „Der Wodka ist gut, aber das Fleisch ist verfault“ endete und 1966 letztlich zur Einstellung der Förderung akademischer Übersetzungsprojekte durch die US-Regierung führte.<sup>14</sup>

---

9 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 41 ff.

10 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 40.

11 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 40.

12 Newell/Simon, The Logic Theory Machine – A Complex Information Processing System (1956).

13 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 41 ff.

14 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 45.

In den letzten Jahren haben sich unterschiedliche Methoden herauskristallisiert und weiterentwickelt, die heute in verschiedenen Anwendungsbereichen zum Einsatz kommen. Ein Beispiel sind hier die **Bayesschen Netze** im Bereich der Wahrscheinlichkeits- und Entscheidungstheorie, mit welchen Schlussfolgerungen bei unsicherem bzw unvollständigem Wissen möglich werden. Ebenso heben sich besonders in Bereichen der Spracherkennung die **Hidden-Markov-Modelle** hervor, mit deren Hilfe Anwendungen in den Bereichen der Übersetzung sowie der Sprach- und Schrifterkennung mittlerweile recht gute Ergebnisse liefern.<sup>15</sup>

Mit der Weiterentwicklung der Hardware und hier im Besonderen der Grafikkarten und deren Grafikprozessoren (englisch graphics processing unit, kurz GPU) steht mittlerweile eine Hardware zur Verfügung, die eine extrem effiziente parallele Berechnung neuronaler Netze ermöglicht. Dies und die stetige Weiterentwicklung der Lernalgorithmen, basierend auf dem Backpropagation-Lernalgorithmus von *Bryson* und *Ho* sowie der neuronalen Netzwerkarchitekturen führen dazu, dass dieser Bereich des maschinellen Lernens immer mehr seinen Einzug in industrielle Anwendungen findet.<sup>16</sup>

*Allen Newell, John Laird* und *Paul Rosenbloom* beschreiben 1990 ihre State, Operator, Apply, Result (SOAR) Architektur. In dieser können für sog intelligente Agenten, basierend auf Produktionsregeln und einem Wissensspeicher, dem Produktionsspeicher, kognitive Fähigkeiten modelliert werden. Dadurch sind diese Agenten anschließend in der Lage entsprechende Probleme zu lösen.<sup>17</sup> Bei dem Versuch, eine KI durch einen solchen vollständigen Agenten zu beschreiben wird deutlich, dass dieser Agent nicht isoliert, sondern in seinem Kontext, wie zB einem Sensornetz, betrachtet werden sollte. Dieser Kontext liefert aber häufig keine vollständigen Informationen über die Umgebung, weshalb der Agent dann auch Entscheidungen unter nicht vollständigem Wissen treffen müssen.<sup>18</sup>

## II. Intelligent und weniger intelligent handelnde Agenten

Für ein grundlegendes Verständnis und um eine Vorstellung von der unterschiedlichen Komplexität von Verfahren der KI und deren Einsatzmöglichkeiten und -beschränkungen zu bekommen, greifen wir ebenfalls eine agentenbasierte Herangehensweise auf und beschäftigen uns mit Agenten unterschiedlichen Fähigkeitsgrades in Bezug auf ihre Wahrnehmung sowie deren Entscheidungs- und Handlungsfähigkeit. Darüber hinaus müssen wir auch jeweils die Umgebung, in welcher sich die Agenten bewegen und möglicherweise auch die Beziehung von Agenten untereinander, berücksichtigen.

Überlegen wir aber zunächst, was generell unter einem Agenten zu verstehen ist, um anschließend die Umgebungen und deren Auswirkungen zu betrachten, in welcher sich Agenten bewegen können. Neben der Fähigkeit eines Agenten, die Umgebungen zu beobachten und der gewünschten Entscheidungsfähigkeit eines Agenten, stellt die Umgebung selbst ein wesentliches Kriterium für die Auswahl der KI-Methode dar, die bei einem Agen-

---

15 *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 50.

16 *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 49f.

17 *Lehman/Laird/Rosenbloom*, A gentle introduction to Soar – an architecture for human cognition, in *Sternberg/Scarborough* (Hrsg), *Invitation to Cognitive Science* (1996).

18 *Russell/Norvig*, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 51.

ten zum Einsatz kommt. Nach diesen Vorüberlegungen sind wir gut gerüstet, um die unterschiedlichen Agentenarten und deren Fähigkeiten sowie die verschiedenen Methoden der KI, die von einem Agenten verwendet werden können, zu diskutieren.

Unter einem **Agenten** verstehen wir all jene Teilnehmer an einem System, die mit Hilfe von **Sensoren** etwas aus ihrer Umgebung wahrnehmen können und über ihre Aktoren mit Handlungen auf ihre Wahrnehmungen reagieren. Diese Art der Herangehensweise schaut auf den ersten Blick recht einfach aus, wird aber bei genauerer Betrachtung sehr schnell komplex. So können sich Agenten schon durch die Art der Wahrnehmung ihrer Umgebung grundlegend unterscheiden. Einfache Agenten sind zB solche, die, abhängig vom Tageslicht eine Beleuchtung ein oder ausschalten, indem sie über einen Lichtsensor die Umgebungshelligkeit messen und diese gegen einen Schwellwert vergleichen. Wird der Schwellwert erreicht, schaltet der Agent mit Hilfe seines Aktors, einem einfachen Schalter, das Licht an. Ein **Mensch** besitzt im Vergleich zu einem künstlichen Agenten seine **Sinnesorgane als Sensoren**, eine erlernte sowie vererbte Wissens- und Verhaltensbasis und ein Regelwerk für das Treffen von Entscheidungen, das durch sinnliche Wahrnehmungen aktiviert wird. Seine Aktoren sind im Prinzip sein ganzer Körper, also zB Hände und Füße, aber auch die inneren Organe.<sup>19</sup> Ein gutes Beispiel ist hier die Wahrnehmung einer Gefahr und die darauffolgende Reaktion, zB Adrenalinausschüttung und Flucht.

Wie bereits dargestellt, überführt ein Agent eine Wahrnehmung aus seiner Umgebung, festgestellt mit Hilfe seiner Sensoren, in eine Aktion. Möglicherweise ist der Agent und somit auch die ausgewählte Aktion, zustandsbehaftet. Dies bedeutet, die Aktion, welche ein Agent für die Umsetzung seiner Aufgabe oder die Erreichung seines Ziels auswählt, hängt neben der aktuellen Wahrnehmung auch davon ab, was er zuvor wahrgenommen hat. In so einem Fall spricht man auch von einer Wahrnehmungsfolge. Eine Wahrnehmungsfolge enthält den Verlauf aller Wahrnehmungen, also aller gemachten Erfahrungen eines Agenten vom Beginn seiner Existenz bis zum aktuellen Zeitpunkt. „*Im Allgemeinen kann die Auswahl einer Aktion durch den Agenten zu jedem bestimmten Zeitpunkt von der gesamten bisherigen Wahrnehmungsfolge abhängig sein, die bis dahin beobachtet wurde, doch nicht von etwas, was er noch nicht wahrgenommen hat.*“<sup>20</sup> Um nun für eine bestimmte Wahrnehmungsfolge eine bestimmte Aktion auswählen zu können, besitzt ein Agent eine sog Agentenfunktion.<sup>21</sup> Die Agentenfunktion bildet eine bestimmte Wahrnehmungsfolge auf eine bestimmte Aktion ab. Bei manchen Agenten, zB einem Würfel, ist diese Abbildung zufällig. Dies bedeutet, nachdem der Würfel aktiviert wurde (geworfen wurde), wählt er aus der Menge aller Ergebnisse (die Zahlen 1 bis 6) im Idealfall willkürlich eines aus. Das Verhalten eines solchen Agenten nennt man nichtdeterministisch, es ist also nicht vorhersagbar. Es kann bei der mehrfachen Ausführung des Agenten unter den gleichen Eingangs- und Umgebungsbedingungen jedes Mal zu einer willkürlichen Auswahl einer Aktion aus den für den Agenten möglichen Aktionen und somit zu einem anderen Verhalten des Agenten kommen. Wir werden in der weiteren Folge Agenten betrachten, deren Verhalten deterministisch ist, also unter den gleichen Eingangsbedingungen immer gleich ist. Wenn ein Agent sich nicht nur deterministisch ver-

---

19 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 60 ff.

20 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 60.

21 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 60.

hält, sondern auch immer versucht, das beste Ergebnis bzw das beste erwartbare Ergebnis zu erreichen, dann spricht man von einem **rationalen Agenten**. Ein solches Verhalten beinhaltet zB auch das logisch korrekte Ziehen von Schlüssen. Rationales Verhalten geht aber über das Ziehen von Schlüssen weit hinaus und ist viel allgemeiner. Manche Agenten können auch richtige Aktionen auslösen, ohne vorher zu schlussfolgern, einfach weil sie zB Reflexe, wie bei uns Menschen die Aktion des Zurückziehens der Hand von einer heißen Herdplatte, besitzen. Das von rationalen Agenten erreichte Ergebnis, seine Leistung, lässt sich messen und wird als Leistungsmaß bezeichnet. Hierbei sind zwei Punkte zu beachten. Es sollte für einen rationalen Agenten einerseits möglich sein, anhand des Leistungsmaßes seine Leistung zu bewerten und andererseits diese anschließend mit Blick auf das Beste zu erwartende Ergebnis zu optimieren. Dies bedeutet, dass das Leistungsmaß an die Erwartungen an das Verhalten des Agenten und nicht zwangsläufig an dem gewünschten Zustand der Umgebung orientiert werden sollte. Würden wir zB als Leistungsmaß bei einem Staubsaugroboter die Anzahl der gereinigten Quadratmeter bewerten, würde der Roboter dazu verleitet, selbst den Boden zu beschmutzen, um seine Leistung zu verbessern. Gewollt ist aber, dass der Staubsaugroboter mit möglichst geringem Ressourcenverbrauch eine bestimmte Bodenfläche sauber hält. Wir sollten also bei unserem Staubsaugroboter nicht nur die Größe der gereinigten Fläche, sondern auch die benötigte Zeit und die notwendige elektrische Leistungsaufnahme berücksichtigen.<sup>22</sup> Wir verstehen somit unter einem rationalen Agenten einen Agenten, der „*für jede mögliche Wahrnehmungsfolge eine Aktion auswählt, von der erwartet werden kann, dass sie seine Leistungsbewertung maximiert, wenn man seine Wahrnehmungsfolge sowie vorhandenes Wissen, über das er verfügt, in Betracht zieht.*“<sup>23</sup>

Die Betrachtung von deterministischen rationalen Agenten erlaubt uns somit die unterschiedlichsten Verfahren der Entscheidungsfindung zu betrachten und lässt uns voraussetzen, dass ein Agent immer bestrebt ist, das Beste zu erwartende Ergebnis zu erreichen. Die perfekte Rationalität, also immer das Richtige zu tun, wird somit nicht vorausgesetzt. Dies ist insofern wichtig, da mit zunehmender Komplexität der Umgebung und Vergangenheit eines Agenten die Schwierigkeit der Entscheidung wächst, welche Auswahl einer Aktion durch den Agenten die beste ist. Die Herausforderung besteht nun darin, einem Agenten eine Entscheidungsfunktion zu geben, die ihm dieses deterministische rationale Verhalten erlaubt. Eine dafür erforderliche Voraussetzung ist eine möglichst genaue Kenntnis und Einordnung der Arbeitsumgebung des Agenten. Aus diesem Grund werden im Folgenden zunächst die relevanten Eigenschaften der Umgebungen von Agenten diskutiert, da diese auf die Auswahl des KI-Verfahrens, welches von der Agentenfunktion umgesetzt werden soll, großen Einfluss nehmen.<sup>24</sup>

## A. Die Arbeitsumgebung eines Agenten

Wie bereits zuvor angedeutet, spielt die Umgebung, in welcher ein Agent zum Einsatz kommen soll, eine nicht unwesentliche Rolle für die Komplexität der Entscheidungsfunktion und somit für die Auswahl der am besten geeigneten Aktion für eine bestimmte Wahrnehmung. So sind zB die Anforderungen an eine Entscheidungsfunktion, die mit Hilfe der

---

22 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 63 f.

23 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 64.

24 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 25 f.

Messwerte eines Lichtsensors eine helle von einer dunklen Umgebung unterscheiden muss, um anschließend ein Licht ein- oder auszuschalten, wesentlich geringer, als eine Entscheidungsfunktion in einem Lenksystem eines autonom fahrenden Fahrzeugs, die über mehrere unterschiedliche Sensoren und Außenkameras ihre Eingangsdaten erhält und in Echtzeit die nächste Lenkaktion des Fahrzeugs entscheiden muss.

Um die Anforderungen für einen neuen Agenten zu spezifizieren, ist eine genaue Kenntnis der zukünftigen Arbeitsumgebung des Agenten eine grundlegende Voraussetzung. Auch wenn die Relevanz der Arbeitsumgebung bei der Auswahl des am besten geeigneten KI-Verfahrens für die Entscheidungsfunktion eines Agenten hoch ist, sind die ausschlaggebenden Kriterien, nach denen sich die Arbeitsumgebungen kategorisieren lassen, überschaubar. Ein wichtiges Kriterium für einen Agenten ist, ob er seine Umgebung vollständig beobachten kann oder nicht. Eine Umgebung ist genau dann für einen Agenten vollständig beobachtbar, wenn er für die Auswahl einer Aktion alle für die Entscheidung relevanten Parameter seiner Umgebung in der erforderlichen Genauigkeit wahrnehmen kann. Kann der Agent diese Parameter des Umgebungszustands nicht oder nicht in der ausreichenden Genauigkeit erfassen, ist die Umgebung für ihn nur teilweise oder, im schlimmsten Fall, gar nicht beobachtbar. In direktem Zusammenhang mit der Beobachtbarkeit der Umgebung steht die Frage, ob die Umgebung in Bezug auf die relevanten Parameter statisch, sich also nicht verändert, oder dynamisch ist. Ist die Umgebung statisch und ist der Agent in der Lage, sich seinen Anfangszustand zu merken, dann ist es unwichtig, ob der Agent die Umgebung beobachten kann. Anders schaut dies jedoch aus, falls sich relevante Parameter der Umgebung verändern. Bspw ist die Umgebung eines Agenten, der die Lenkung eines autonom fahrenden Autos steuert, dynamisch, muss also permanent von dem Agenten beobachtet werden können. Dagegen ist ein Agent, dessen Aufgabe das Lösen eines Sudokus ist, lediglich mit einer statischen Umgebung konfrontiert. Alle Änderungen im Sudoku sind ausschließlich von vorhergehenden Aktionen des Agenten abhängig.<sup>25</sup>

Für eine dynamische Umgebung muss der Agent analysieren, wie die Veränderung der Umgebung erfolgt und in welcher Weise der Agent diese Änderungen über seine Sensoren wahrnimmt. So muss zB entschieden werden, ob Veränderungen der Umgebung diskret erfolgen oder ob der Agent diese zB wegen der eingeschränkten Fähigkeit seiner Sensoren nur diskret, also mit sprunghaften Veränderungen, wahrnehmen kann, was gegebenenfalls bedeuten könnte, dass der Agent seine Umgebung nur teilweise beobachten kann. Die Bedeutsamkeit dieser Analyse kann am Beispiel einer Filmkamera gezeigt werden. Das Heben eines Armes ist eine stetige Bewegung. Zwischen zwei Positionen kann immer noch eine weitere Position des Armes im Bewegungsablauf gefunden werden. Wird diese Bewegung jedoch von einer Kamera aufgenommen und wir schauen uns anschließend das Ergebnis auf Zelluloid an, werden wir feststellen, dass immer nur ein fixer Zustand in einer fixen Frequenz, zB 26-mal pro Sekunde, festgehalten wurde. Die Gefahr besteht nun, dass zwischen den beiden festgehaltenen Zuständen ein für den Agenten wesentliches Ereignis stattfand, zB der Anflug einer Pistolenkugel, was wegen seiner hohen Geschwindigkeit zwischen zwei festgehaltenen Zuständen für den Agenten unbemerkt bleibt, jedoch für die Auswahl einer Aktion, falls er das Ereignis wahrgenommen hätte, relevant gewesen wäre.

---

25 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 69 ff.

Ist die Umgebung tatsächlich diskret, ist es für den Agenten einfacher, alle relevanten Zustände zu erfassen und die Herausforderung für den Agenten besteht nur darin, dass er alle Zustände einer Zustandsfolge auch tatsächlich korrekt erfasst. Das Problem bei der Verwendung digitaler Rechenanlagen, wie sie idR für KI-Systeme zum Einsatz kommen, besteht nun darin, dass oft bereits die Erfassung der Daten über die Sensoren, aber wenigstens deren Verarbeitung, in diskreten Schritten erfolgt.<sup>26</sup>

Geht man davon aus, dass ein Agent in der Lage ist, seine Umgebung für das Treffen seiner Entscheidungen vollständig zu erfassen, besteht die nächste Frage darin, wieviel er sich nicht nur für die aktuell anstehende, sondern auch für zukünftige Entscheidungen merken muss. Konkret bedeutet dies, sind für das Treffen von in der Zukunft anstehenden Entscheidungen alle bis dahin wahrgenommenen Zustände der Umgebung relevant oder nicht. Mit Blick auf die Umgebung lässt sich diese Frage beantworten, indem untersucht wird, ob diese ein sequenzielles oder ein episodisches Verhalten besitzt. Ist das Verhalten episodisch, dann ist für das Treffen der nächsten Entscheidung immer nur das aktuelle Intervall, die aktuelle Episode, relevant. Ein Beispiel hierfür ist ein Arbeiter an einem Fließband, der immer nur das aktuelle Werkstück bearbeitet. Auch wenn gegebenenfalls, bei zwei aufeinanderfolgenden Werkstücken unterschiedliche Tätigkeiten gemacht werden müssen, zB weil unterschiedliche Versionen einer bestimmten Artikelgruppe auf demselben Band gefertigt werden, ist für die Auswahl der aktuellen Bearbeitungsschritte immer nur das aktuelle Werkstück relevant. Vorhergehende Werkstücke und die vom Agenten an diesem Werkstück ausgeführte Aktionen spielen keine Rolle. Betrachtet man allerdings einen Agenten, der Schach spielt, sind alle vergangenen Züge und die letzte Aktion des Gegners im aktuellen Spiel entscheidungsrelevant. Ebenso verhält es sich bei einem Agenten, der ein autonomes Auto steuert. Es ist leicht nachvollziehbar, dass die Entscheidungsfunktion eines Agenten, der sich in einer Umgebung mit episodischem Verhalten aufhält, vermutlich deutlich einfacher sein wird, als bei einem Agenten, der in einer sich sequenziell verändernden Umgebung aktiv ist.<sup>27</sup>

Ein weiterer Punkt, der bereits die Eigenschaften des Agenten betrifft, ist die Frage, ob dem Agenten die Umgebung bekannt ist oder ob er diese zunächst erlernen muss. Einfacher ist es natürlich für den Agenten, wenn er die Umgebung kennt. Dies bedeutet aber, dass er zunächst initialisiert bzw auf einen entsprechenden Wissensstand trainiert werden muss. Falls dem Agenten die Umgebung nicht bekannt ist, muss er in der Lage sein, diese, im Idealfall vollständig, zu beobachten und zu erlernen.<sup>28</sup> Dieses Lernen kann mit und ohne Feedback erfolgen. Beim Lernen mit Feedback bekommt der Agent mitgeteilt, ob seine Entscheidungen richtig bzw falsch waren. Beim Lernen ohne Feedback muss er dies selbst herausbekommen. **Ein lernender Agent muss in der Lage sein sich selbst zu optimieren.** Im folgenden Abschnitt werden wir uns mit diesen Fähigkeiten von Agenten näher auseinandersetzen.<sup>29</sup>

Mit Blick auf seine Umgebung ist für einen Agenten darüber hinaus noch von Interesse, ob er alleine oder mit einem oder mehreren weiteren Agenten kooperativ zusammenarbeitet oder sogar mit anderen Agenten in seiner Umgebung konkurriert. Zwei Agenten, die

---

26 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 71.

27 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 69 ff.

28 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 71 f.

29 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 83 ff.

gegeneinander Schach spielen, befinden sich in einer Konkurrenzsituation, während zwei Agenten, die jeweils ein autonomes Fahrzeug steuern und sich an einer Kreuzung begegnen, zB zur Vermeidung eines Unfalls, miteinander kooperieren. Besonders mit Blick auf das zweite Beispiel ist es bei Multiagentenumgebungen wichtig, dass alle Teilnehmer ein rationales Verhalten besitzen.<sup>30</sup>

## B. Eigenschaften von Agenten

Wie bereits zuvor beschrieben, besitzt ein Agent über seine Sensoren eine mehr oder weniger umfangreiche Wahrnehmung seiner Umgebung. Er kann mithilfe seiner Aktoren Aktionen ausführen und besitzt eine Entscheidungsfunktion, die ihm, basierend auf seiner Wahrnehmung, dabei hilft die sinnvollste Aktion auszuwählen und dann mit Hilfe seiner Aktoren auszuführen. Die einfachsten Agenten treffen ihre Entscheidungen lediglich basierend auf ihrer aktuellen Wahrnehmung, was bedeutet, dass sie einerseits selbst zustandslos sind und andererseits auch Wahrnehmungsfolgen aus der Beobachtung ihrer Umgebung nicht berücksichtigen können und müssen. Ein Beispiel für einen solchen Agenten ist ein Agent, der bei Unterschreitung eines bestimmten Helligkeitswertes das Licht ein- und bei Überschreitung des Grenzwertes dieses wieder ausschaltet. Für diesen Agenten ist es völlig gleichgültig, welche Erfahrungen er bei vorhergehenden Ein-/Ausschaltaktionen gemacht hat. Ein Agent, welcher lediglich die aktuelle Wahrnehmung für seine Entscheidungen berücksichtigt, wird **Reflexagent** genannt. Ein solcher Agent kann, auch wenn er selbst vergleichsweise einfach aufgebaut ist, durchaus in einer komplexen Umgebung zum Einsatz kommen, zB wenn der Licht-Ein-Ausschalt-Agent diese Aktionen als Assistenzsystem in einem Auto übernehmen soll.<sup>31</sup>

Ein einfacher Reflexagent ist sehr schnell mit Umgebungen überfordert, die er nicht vollständig beobachten kann, möglicherweise ist er aber für das Treffen von Entscheidungen auf Ereignisse angewiesen, die er nicht wahrnehmen kann. Ein solcher Agent benötigt zwei Fähigkeiten. Er muss zustandsbehaftet sein, dh er muss sich den aktuell wahrgenommenen Zustand merken und diesen in einen Folgezustand überführen können, ohne dass er hierfür alle notwendigen Informationen aus seiner Umgebung wahrnehmen kann. Um dies zu leisten, muss der Agent eine Vorstellung davon haben, wie sich seine Umgebung, basierend auf dem zuletzt wahrgenommenen Zustand, weiterentwickeln wird und welche Auswirkungen auf die Umgebung seine eigenen Aktionen dabei haben werden. Damit er dies leisten kann, benötigt er ein Modell seiner Umgebung, welches genau diese für ihn nicht wahrnehmbaren Informationen bereithält. Ein solches Modell kann ein Regelwerk sein, wie zB die physikalische Formel, welche die Beschleunigung einer Kugel auf einer schießen Ebene beschreibt, oder aber auch ein komplexer Schaltplan. Agenten, deren Entscheidungsfunktion auf ein solches Modell zurückgreift, werden modellbasierte Reflexagenten genannt.<sup>32</sup>

Beschreibt das Modell nicht nur die relevanten Informationen der nicht wahrnehmbaren Aspekte seiner Umgebung für dedizierte Zustandsübergänge, sondern auch zielfindungsrelevante Informationen, dann handelt es sich um einen zielbasierten Agenten. Hierbei kann es sich um die Auswahl einer einzelnen Aktion handeln oder um längere Aktionsfolgen, wie

---

30 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 70.

31 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 76.

32 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 77f.

diese zB beim Planen oder Optimieren von Geschäftsprozessen erforderlich sind. Ein Agent, der neben dem aktuell wahrgenommenen Zustand bzw der vergangenen Zustandsfolge auch die Zukunft, das zu erreichende Ziel, in seine Entscheidung einbezieht, wird **zielgerichteter Agent** genannt und ist deutlich komplexer in seiner Entscheidungsfunktion als die zuvor betrachteten Agenten. Ein zielbasiertes Agent kann schlussfolgern, da er neben der Entscheidung, „wenn dies geschieht, muss ich dies machen“ einen Schritt weitergeht. Seine Entscheidungsfindung wird, bei mehreren alternativen möglichen Aktionen und der Suche nach der besten möglichen Aktion, mit Blick auf sein Ziel, abstrahiert für zwei alternative mögliche Aktionen, wie folgt ablaufen. „Wenn dies geschieht, dann kann ich dies oder jenes machen. Wenn ich dies mache, wird es für mich diese Folgen mit Blick auf mein Ziel haben. Wenn ich jenes mache, dann wird es jene Folgen mit Blick auf mein Ziel haben. Ich muss nun die Aktion wählen, die mich vermutlich am effizientesten näher an mein Ziel bringen wird“.<sup>33</sup>

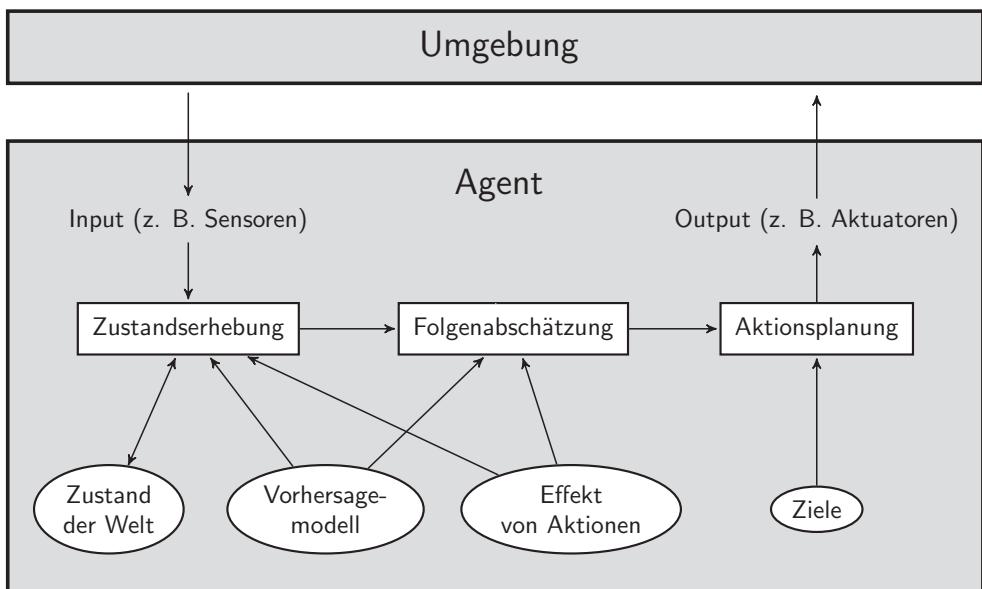


Abb 1: Zielgerichteter Agent in Anlehnung an Russell und Norvig (2012)<sup>34</sup>

Zielgerichtete Agenten müssen ihre Umgebung wahrnehmen, sequenziell verfolgen und gegebenenfalls, falls die Umgebung nicht vollständig für den jeweiligen Agenten wahrnehmbar ist, diese modellieren können. Darüber hinaus müssen diese Agenten alternative Aktionen, die möglicherweise alle zum selben Ziel führen, erkennen und abschätzen können, welche dieser Aktionen ihnen dabei hilft das angestrebte Ziel am effektivsten zu erreichen. Sie müssen also Leistungen bewerten können. Dies setzt voraus, dass die Agenten schlussfolgern können und dazu in der Lage sind, aus Erfahrungen zu lernen. Solche Agenten besitzen bereits sehr komplexe Entscheidungsfunktionen.<sup>35</sup>

33 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 78 ff.

34 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 80.

35 Russell/Norvig, Künstliche Intelligenz<sup>3</sup> 78 ff.