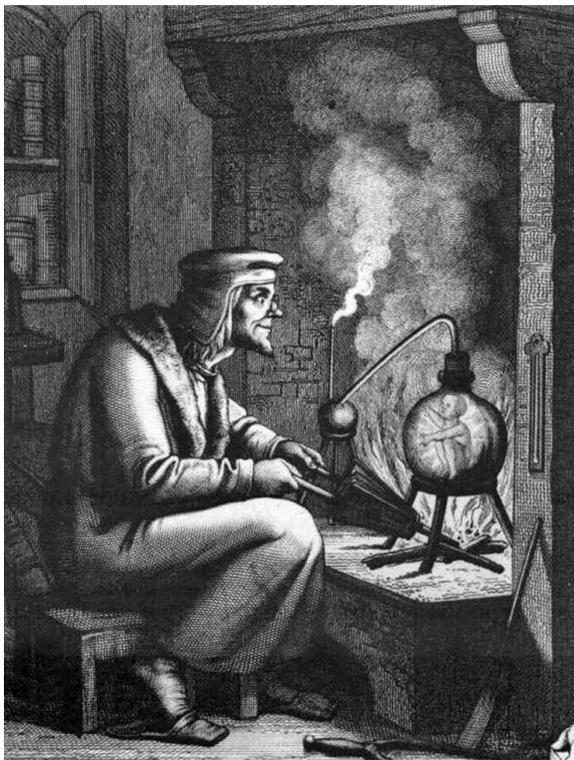


## 5 Startpunkt für bio-inspirierte Computer: Neuronale Netze

Das Wichtigste, was die detaillierten Ausführungen über das Gehirn und seine Erforschung in den vorausgegangenen Kapiteln deutlich machen sollten, ist: Es ist sehr komplex. Sich es zum Vorbild nehmen bei der Entwicklung bioinspirierten Computings heißt demnach: Ausgewählte Strukturen und Funktionen übernehmen, Vereinfachungen vornehmen, Modelle bilden – genauso, wie man es in der Wissenschaft macht, um sich großen Problemen zu nähern. Damit lässt sich dann experimentieren, überprüfen, inwieweit die Natur nachgeahmt wird, wo man Korrekturen anbringen muss – oder inwieweit die Möglichkeit besteht, die Natur zu übertreffen. Genau das haben die Computerwissenschaftler und Informatiker dann auch gemacht, und zwar schon etwa ab der Mitte des vorigen Jahrhunderts. Am Anfang standen dabei Überlegungen, einzelne Neuronen nachzubilden und zu einfachen Netzen zusammenzuschalten. Das große Ziel war damals schon, eine künstliche Intelligenz zu schaffen, heute unter den Kürzeln KI oder AI für Artificial Intelligence alltagsbekannt. Die Vorstellung einer künstlichen Intelligenz ist keine Erfindung unserer Zeit. Schon im Mittelalter gab es die Idee eines Homunculus, eines künstlichen Menschen, der natürlich ebenso über künstliche Intelligenz verfügen musste (s. Abb.).

Das Bild zeigt die Entstehung des Homunculus in Goethes Faust II. (Darstellung aus dem 19. Jahrhundert).



AAAEEMMMMLLLIIIIHHHH...  
So ähnlich hörte sich der Beginn einer Reihe von Lese-Experimenten an, die der US-amerikanische Neurobiologe Terry Sejnowsky (geb. 1947) 1986 und 1987 an der Johns Hopkins Universität in Baltimore (USA) durchführte. Der Singsang tönte aus einem Lautsprecher, der an einem VAX 11/780-Computer angeschlossen war; jener hatte eine Taktfrequenz von 5 MHz und bis zu 8 MB Speicher. Zwölf Stunden später hörte man einen englischen Text aus dem Lautsprecher, in nahezu menschlicher Intonierung. Diese Trainingszeit hatte einem speziellen Programm, NETalk, genügt, um geschriebenen englischen Text aussprechen zu lernen, und zwar anhand von Lautschriftbeispielen: NETalk war ein künstliches neuronales Netzwerk.

Das Programm simulierte auf ei-

nem „normalen“ Rechner mit einem Prozessor ein Konstrukt, das Ähnlichkeiten mit dem Gehirn aufwies: Viele programmierte Prozessorelemente, Neuronen, waren umfangreich untereinander verbunden. Bei NETalk waren dies 309 Neuronen, untereinander verknüpft durch 18320 „synaptische“ Verbindungen. Heute lief NETalk nur winzige Sekundenbruchteile bis zum Lernerfolg.

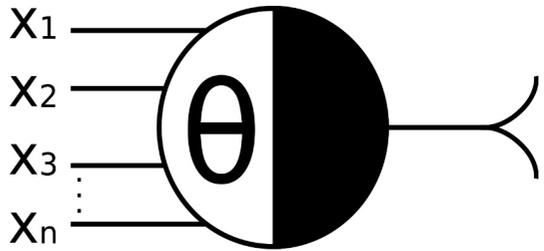


Diagramm eines McCulloch-Pitts-Neurons.

## 5.1 Anfänge Neuronen-bezogener Betrachtungen

Spekulationen über die aus solchen Versuchen abgeleitete Leistungsfähigkeit von künstlichen neuronalen Netzen (KNN; auch ANN für Artificial Neural Nets) nährten eine Zeit lang ihre Mystifizierung. Tatsächlich liegen die Anfänge ihrer Erforschung in einer Zeit, die durch Technik-Euphorie gekennzeichnet war.

### 5.1.1 Erstes Neuronenmodell

Einen ersten Schritt dazu machten 1943 die US-Mathematiker Warren McCulloch (1898-1969) und Walter Pitts (1923-1969): Sie schufen ein „Neuron“ als logisches Schwellwert-Element mit mehreren Eingängen und einem einzigen Ausgang (s. Abb.). Ihr einfaches Neuronenmodell konnte sowohl Und-, Oder- als auch Nicht-Gatter simulieren. Es gab die logischen Werte true oder false aus, 1 oder 0, schaltete Strom oder nicht, wenn die Summe der Eingangssignale einen Schwellenwert überschritt [mccu1943]. Dies entsprach der neurobiologischen Analogie eines Aktionspotentials, das eine Nervenzelle bei einer kritischen Änderung ihres Membranpotentials aussendet.

### 5.1.2 Erste Hypothese zum Mechanismus des Lernens

Schon 1894 postulierte der Spanier Santiago Ramon y Cajal (1852-1934), dass das Gedächtnis durch die Stärkung der Verbindung zwischen existierenden Neuronen gebildet werden könnte. 1949 formulierte dann Donald Hebb (1904-1985), ein kanadischer Physiologe, die 1. Lernregel: Gleichzeitig aktive Neuronen verstärken Verbindungen; im Englischen gibt es dafür den eingängigen Merksatz: „What fires together wires together“ [hebb1949]. Detaillierter ausgedrückt: Wenn eine Nervenzelle A eine Nervenzelle B dauerhaft und wiederholt erregt, wird die Synapse dadurch so verändert, dass die Signalübertragung effizienter wird. Dadurch erhöht sich das Membranpotential im Empfänger-Neuron.

Im Jahr 1966 machte der Norweger Terje Lomo (geb 1939) die dazu passende Entdeckung. Er führte eine Reihe neurophysiologischer Experimente mit betäubten Kaninchen durch, um die Rolle des Hippocampus in Bezug auf das Kurzzeitgedächtnis zu untersuchen. Er stimulierte dabei einzelne Nervenzellen und stellte fest: Treten die mit den Stimulationen

verknüpften Aktionspotentiale häufiger oder schneller oder besser koordiniert auf, so führt dies zur dauerhaften Verstärkung der Signalübermittlung zwischen den Zellen. Zusammen mit seinem britischen Mitarbeiter Timothy Bliss (geb. 1940) publizierte Lomo 1973 diese Ergebnisse [Bliss1973]. Die Autoren bezeichneten dieses Phänomen als long-term potentiation (LTP), eine Form der synaptischen Plastizität. Dieser Lernprozess, der wenige Minuten bis zu lebenslang anhalten kann, wurde intensiv im Hippocampus erforscht.

### 5.1.3 Lernen und Intelligenz

Ganz im Sinne der intelligenten Leistung, Muster zu erkennen und diese weiterzuentwickeln, liegt es natürlich nahe, sich das anzuschauen, was bereits erfunden wurde, will man intelligente Systeme entwickeln. Der Blick ins Gehirn war allerdings zunächst sehr verschwommen; dementsprechend bezeichnete man es auch einfach als „graue Masse“; detaillierte Strukturen waren schwer zu entdecken (siehe die entsprechenden Kapitel zum Gehirn). Man identifizierte dann aber einzelne Neuronen, in denen elektrische Impulse bestimmte Aktionen auslösten, fand die Verbindungskabel – Dendriten und Axone – und insbesondere die Verbindungsstellen, die Einfluss auf die Wirkung der Impulse nehmen können, die Synapsen.

#### 5.1.3.1 Biologische Neuronetze: Ihre Lernmechanismen

Nach und nach entwickelte man Vorstellungen, wie dieses große neuronale Netz lernen kann. Lernen ist ein Grundpfeiler der Intelligenz. Es ermöglicht, sich den Gegebenheiten des Lebens und der Umwelt anzupassen, darin im Sinne einer Lebenserhaltung oder -verbesserung zu handeln und die Umwelt dementsprechend gegebenenfalls im eigenen Interesse zu verändern. Bei dem Nachempfinden intelligenter Systeme steht daher die Entwicklung eines effizienten maschinellen Lernens an erster Stelle. Wichtige Mechanismen des Lernens sind

- das Entwickeln neuer bzw. das Löschen bestehender Verbindungen;
- das Ändern der Stärke der Verbindungen zwischen den Neuronen, der synaptischen Gewichte
- das Anpassen der Schwellenwerte der Neuronen (wann leitet es Impulse weiter);
- grundlegend natürlich das Hinzufügen oder Löschen von Neuronen.

Letzterer Punkt wird offensichtlich, bedenkt man Alterungsprozesse oder das Zerstören von Hirnzellen durch langfristigen Alkohol- oder Drogenmissbrauch. Das Entwickeln oder Löschen von Verbindungen spielt eine große Rolle bei dem heranwachsenden Gehirn. Kurz nach der Geburt eines Menschen werden erst einmal viele Verbindungen gekappt, um das Neuronetz in die Lage zu versetzen, zu arbeiten. Auch in der Pubertät werden zahllose Verbindungen unterbrochen; das Gehirn strukturiert sich um. Wohl am wichtigsten sowohl für Lernvorgänge im biologischen Gehirn wie in künstlichen Neuronetzen sind Veränderungen der synapti-

schen Gewichte. Natürlich spielt auch die Charakteristik der Neuronen eine Rolle.

Etymologisch ist das Wort „lernen“ u. a. mit den Wörtern „lehren“ und „List“ verwandt. Es gehört zur Wortgruppe von „leisten“, das ursprünglich „einer Spur nachgehen, nachspüren, schnüffeln“ bedeutet. Im Gotischen heißt *lais* „ich weiß“, bzw. genauer „ich habe nachgespürt“ und *laists* für „Spur“. Die indogermanische Wurzel „*lais-*“ bedeutet „Spur, Bahn, Furche“. Schon von der Herkunft her hat Lernen also etwas mit Spuren hinterlassen, aber auch mit nachspüren zu tun.

Das zeigt sich dann auch strukturell im Gehirn. Lernen entsteht in Neuronetzen durch die Bildung oder Verstärkung von Verbindungen bei gleichzeitiger Aktivität zweier Neuronen (oder Gruppen von Neuronen). Werden diese Verbindungen nicht genutzt, bilden sie sich auch wieder zurück. Beides spiegelt die neuronale Plastizität wieder. Das ist ein Mechanismus, der eine Lösung des Konflikts zwischen Stabilität und Plastizität von solchen Netzwerken ermöglichen soll: Sie sollen gelernte Muster behalten, trotzdem Neues leicht lernen und damit die alte Information nicht überschreiben. Die Informationsspeicherung im Gehirn geschieht in verschiedenen Stufen. Im Ultrakurzzeitgedächtnis werden sie als elektrische Impulse verarbeitet und mit bereits gespeicherten Vorinformationen verknüpft. Nach maximal 20 Sekunden gehen diese Informationen verloren, da die elektrischen Impulse abklingen. Bei der Ablage von Informationen im Kurzzeitgedächtnis kommt das Prinzip der Langzeit-Potenzierung zum Tragen. Bei der Abspeicherung im Langzeitgedächtnis werden zusätzliche zelluläre Mechanismen angenommen, die z. B. als Folge der späten Phase der Langzeit-Potenzierung an den jeweiligen, beteiligten Neuronen Zytoskelettveränderungen hervorrufen, die zur Vermehrung der Synapsen führen.

In den Details ist biologisches Lernen allerdings noch nicht vollständig aufgeklärt. Insbesondere geht es darum, die vielfältigen Rückkopplungsschleifen im Gehirn zu untersuchen, die die selbstständigen Lernmechanismen ermöglichen. Das soll dann auch in künstliche Konstrukte umgesetzt werden, denn unüberwachtes Lernen gilt als Schlüsselprozess für den langfristigen Erfolg künstlicher intelligenter Systeme.

Um aufzuzeigen, welchem Vorbild man da nacheifert, seien hier nochmal zwei Eckdaten des menschlichen Gehirns genannt: Schätzungen nach besteht das menschliche Gehirn aus knapp 100 Milliarden Nervenzellen (Neuronen). Miteinander verbunden sind Neuronen über Synapsen, im menschlichen Hirn geschätzt rund 100 Billionen ( $10^{14}$ ).

### *5.1.3.2 Der verwaschene Begriff der Intelligenz – natürlich und künstlich*

Unmittelbar mit Lernen verbunden ist der Begriff der Intelligenz. Sie hat schon immer beeindruckt, sicherlich auch, weil sie manche Menschen mächtiger werden lässt als andere. Heute trifft dies mehr denn je zu, während früher oft körperliche Kraft oder vererbte Macht ausschlaggebend waren. Als Intelligenz (die direkte Übersetzung des lateinischen Begriffs bedeutet ungefähr „dazwischen lesen“ oder auch „wählen zwi-

schen“) bezeichnet man allgemein die kognitive Leistungsfähigkeit des Menschen. Da einzelne kognitive Fähigkeiten unterschiedlich stark ausgeprägt sein können und keine Einigkeit besteht, wie diese zu bestimmen und zu unterscheiden sind, gibt es keine allgemeingültige Definition der Intelligenz. Beispiele für unterschiedliche Ausprägungen sind analytische, kreative, emotionale oder soziale Intelligenz. Es gibt verschiedene Intelligenztheorien oder Intelligenzmodelle, die versuchen, die Ursachen und Auswirkungen von Intelligenz zu beschreiben.

Ein relativ einfaches Modell, das dennoch weiter Einfluss auf die Vorstellung von Intelligenz hat, stammt von dem amerikanischen Psychologen Raymond Bernard Cattell (1905-1998). Er identifizierte zwei Intelligenzfaktoren, die „fluide“ und die „kristalline“ Intelligenz. Die fluide Intelligenz ist demnach angeboren bzw. vererbt und kann nicht durch die Umwelt beeinflusst werden. Zu ihr gehören beispielsweise die geistige Kapazität, die Auffassungsgabe, das generelle Verarbeitungsniveau. Die kristalline Intelligenz umfasst alle Fähigkeiten, die im Laufe des Lebens erlernt bzw. durch die Umwelt bestimmt werden. Dabei ist die kristalline von der fluiden Intelligenz abhängig. Sie umfasst sowohl explizites Wissen (semantisches und episodisches, wie z. B. Faktenwissen), als auch implizit Gelerntes (bestimmte Verhaltensweisen, Fahrradfahren, Rechnen etc.). Intelligenz bezieht sich auf die Fähigkeit, dieses erworbene Wissen anzuwenden.

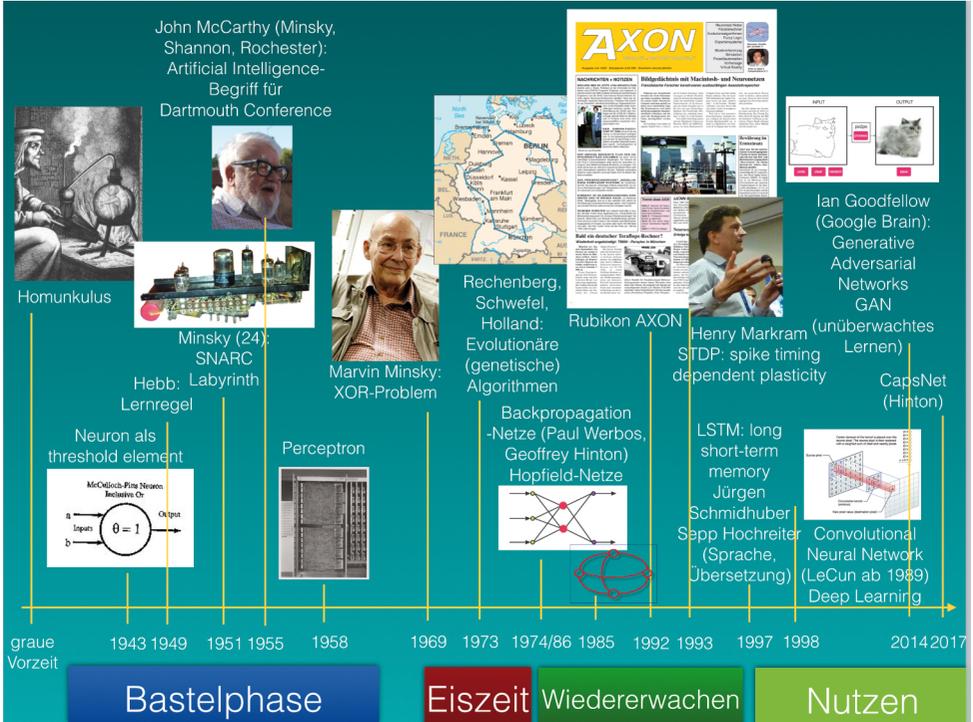
Für das Nachempfinden von Intelligenz in künstlichen Systemen wichtig: Es gibt es intelligente Leistungsfähigkeiten, die auf Spezialgebiete bezogen sind. Bei künstlicher Intelligenz sind dies beispielsweise Computer, die auf Schach spezialisiert sind. Dann spricht man von **schwacher künstlicher Intelligenz**. Der Mensch hingegen zeichnet sich durch **universelle Intelligenz** aus, die bei menschengemachten Systemen als **starke künstliche Intelligenz** gekennzeichnet wird. Bei allen Ausprägungen gibt es ein jedoch Gefühl dafür, was als intelligent zu bezeichnen ist, und Forscher wollten dies gerne nachempfinden.

### *5.1.3.3 Der Begriff „Künstliche Intelligenz“ taucht auf*

Eine technische Konstruktion löste einen ersten KI-Hype aus, der gleich zur Erfindung des Begriffs „künstliche Intelligenz“ führte. Es handelte sich um einen analogen Röhrenrechner, der eine futtersuchende Ratte simulierte (s. u.). Im Sommer 1956 wurde von John McCarthy (1927-2011), Marvin Minsky (1927-2016), Nathaniel Rochester (1919-2001) und Claude Shannon (1916-2001) am Dartmouth College in Hanover, New Hampshire, eine Konferenz beantragt, geplant und durchgeführt. Zur Durchführung beantragten die vier Initiatoren bei der Rockefeller Foundation eine Förderung in Höhe von 13 500 US-Dollar. In diesem Antrag nutzte John McCarthy erstmals den Begriff „artificial intelligence“.

## 5.2 Die „Bastelphase“ künstlicher neuronaler Netze

Zu jener Zeit gab es erste Versuche, in Experimenten das Verhalten von Neuronen nachzuvollziehen. Aufgrund der in individueller Handarbeit ge-



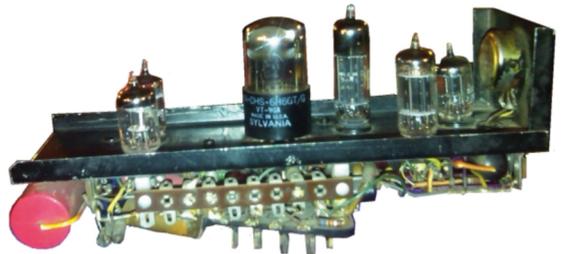
**Zeitlinie zur Entwicklung künstlicher neuronaler Netze.** Es sei erlaubt, auch auf die erste Schöpfung unseres kleinen Verlags hinzuweisen, die Zeitung AXON, vierfarbig im Format DIN A3. In ihr habe ich seit 1992 über KI und KNN berichtet.

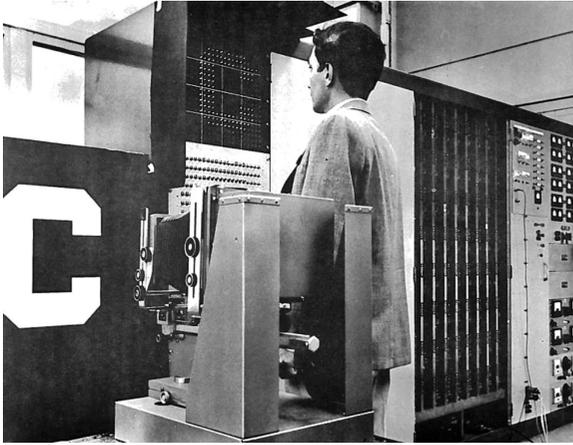
löteten ersten neuronalen Hardware-Konstrukte „SNARC“ und „Mark 1 Perceptron“ spreche ich über diesen Anfang der Neuroforschung gerne als „Bastelphase“ (s. Abb.). Ein bisschen trifft das aber auch auf die Theorie zu: Man postulierte Neuroelemente mit angenommenem Verhalten, und ermittelte, wie sich Informationen änderten, wenn sie solche Elemente durchliefen.

**5.2.1 Ratte-aus-Labyrinth-Röhrenrechner**

1951 baute der erst 24 Jahre alte Mathematiker Marvin Minsky sogar neuronale Hardware, den SNARC (Stochastic Neural Analog Reinforcement Computer). Er bestand aus 40 Neuronen (s. Abb.) mit Synapsen, die ihre Gewichte (Maße der synaptischen Permeabilitäten) an den Erfolg einer bestimmten Aufgabe anpassen (Hebbsches Lernen) – vollkommen analog, worauf schon das Akronym hindeutet. Die Maschine bestand aus Röhren, Motoren und Kupplungen, hatte den Charakter einer Bastelararbeit; sie ist nicht mehr erhalten. Die 40 künstlichen Neuronen waren miteinander ver-

Foto eines einzelnen „Neurons“ von Marvin Minskys analogem Neurocomputer **SNARC**.





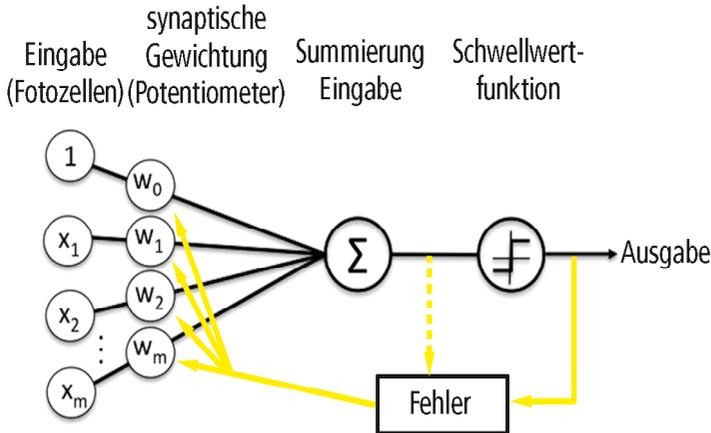
Das **Perzeptron** sollte eher eine Maschine als ein Programm sein. Die erste Implementierung erfolgte allerdings in Software für IBM 704. Dann wurde es in speziell angefertigter Hardware als „Mark 1-Perzeptron“ gebaut. Es konnte Buchstaben erkennen, die eine Anordnung von 400 Fotozellen aufnahm. Sie waren zufällig mit den „Neuronen“ verbunden. Synaptische Gewichte ließen sich durch Potentiometer einstellen, und Gewichtsaktualisierungen während des Lernens erfolgten durch Elektromotoren.

bunden, von denen jedes eine Art Kurzzeit- und Langzeitgedächtnis hatte. Das Kurzzeitgedächtnis bestand aus einem Kondensator, der elektrische Energie speichern und sich so quasi einige Sekunden lang „erinnern“ konnte, wenn das Neuron gerade ein Signal weitergeleitet hatte. Das Langzeitgedächtnis wurde mit einem Potentiometer verwirklicht. Die Hardware modellierte erfolgreich das Verhalten einer Ratte in einem Labyrinth, die nach Nahrung sucht – wobei die Details der Datenausgabe nicht mehr genau bekannt sind. Es waren wohl nur aufleuchtende Lichter, die einen Weg repräsentierten. Von SNARC wurde jedoch überliefert: Er konnte, was bis dahin Laborratten vorbehalten war: einen Weg aus einem Labyrinth finden. Damit

war SNARC das erste künstliche neuronale Netz, das ein Problem aus der realen Welt löste.

### 5.2.2 Perzeptron erkennt Buchstaben

Nach diesem erneuten Ausflug in die biologischen neuronalen Netze wird wieder einmal deutlich, wie extrem vereinfacht die ersten Versuche von deren Nachbau waren. Man ließ sich dennoch nicht davon abhalten. 1958 – neun Jahre nach Hebb's Postulat – baute der amerikanische Psychologe Frank Rosenblatt (1928-1971) das Perzeptron, ein einfaches künstliches neuronales Netzwerk (KNN oder ANN nach dem englischen „artificial neural net“) [rose1958]. Es war lernfähig – der entscheidende Unterschied zu dem McCulloch-Pitts-Modell – und fehlertolerant, konnte Muster klassifizieren und „Erfahrungen“ verallgemeinern, also generalisieren. All das waren Eigenschaften, die man zuvor nur dem Gehirn zuschrieb. Das Mark 1-Perzeptron bestand aus einem Raster mit 400 Photozellen, die mit 512 neuronensimulierenden Schaltkreisen verbunden waren (s. Abb.). Eine Hebb-ähnliche Lernregel veränderte die Verbindungen (synaptischen Gewichte) zwischen ihnen, und die „Netzhaut“ lernte, Buchstaben zu erkennen. Es war noch Mechanik angesagt bei dem Mark 1-Perzeptron: Per Hand wurden die Voreinstellungen vorgenommen, und Elektromotoren verstellten die Potentiometer, die als synaptische Gewichte den simulierten Neuronen vorgeschaltet waren. Diese Neuronen selbst waren eine Kombination aus elektronischem Verstärker, der die Eingabespannungen aufsummierte, und einer Logikschaltung, die nach einer Schwellwertfunktion ein Ausgangssignal erzeugte (s. Abb.).



Prinzipielle **Schaltungslogik des Perceptrons**. Der Fehler wurde von der Ausgabe einen Schritt auf die Eingabeschicht zurückgekoppelt. Ein etwas verändertes Lernverhalten ergibt sich, wenn der Fehler nach Aufsummierung, aber noch vor der Schwellwertfunktion aufgenommen wird (gestrichelt); solch eine Netzvariante heißt ADALINE.

Das Lernen erfolgte in vier Schritten:

1. Zufällige Einstellung der Gewichte
2. Berechnen eines Ausgangssignals für ein bekanntes Trainingsbild
3. Veränderung der Gewichte, wenn das Ausgangssignal nicht dem Trainingsbild entsprach
4. Nächster Trainingsatz, Wiederholen der Schritte

Das Perceptron führte zu einem weiteren KI-Hype: Auf einer Pressekonferenz der US-Marine von 1958 gab Rosenblatt Erklärungen über das Perceptron ab, das eine hitzige Kontroverse unter der jungen KI-Gemeinschaft hervorrief. Die „New York Times“ griff die Erläuterungen mit den Worten auf, dass das Perceptron „der Embryo eines elektronischen Computers ist, von dem man [die Marine] erwartet, dass er in der Lage ist, zu gehen, zu sprechen, zu sehen, zu schreiben, sich selbst zu reproduzieren und sich seiner Existenz bewusst zu sein.“

1969 wurde der KNN-Forschung jedoch ein Tiefschlag versetzt. Marvin Minsky und Seymour Papert (1928-2016, u. a. Erfinder der Programmiersprache Logo) vom Massachusetts Institut of Technology (MIT) wiesen nach, dass das Perceptron bei bestimmten Klassifikationen versagen muss [9]: Ein einlagiges Perceptron kann den XOR-Operator nicht auflösen (Problem der linearen Separierbarkeit). Daraufhin folgte rund zehn Jahre lang ein „KI-Winter“ in der Erforschung künstlicher Intelligenz, insbesondere solcher mit künstlichen neuronalen Netzen.

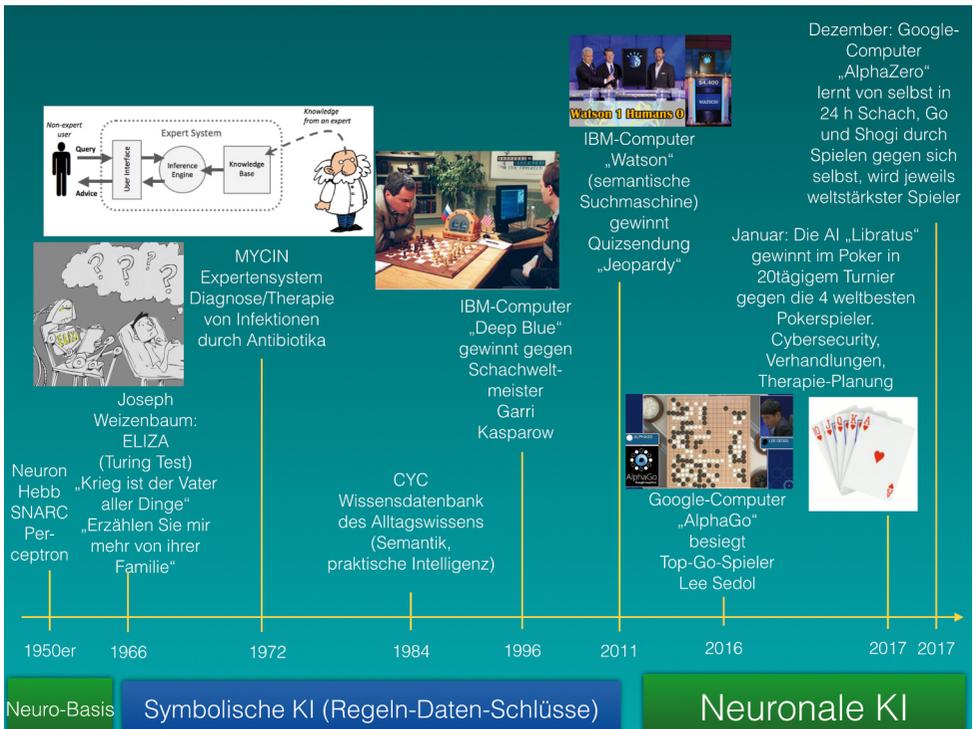
# 6 Top down: Symbolische künstliche Intelligenz

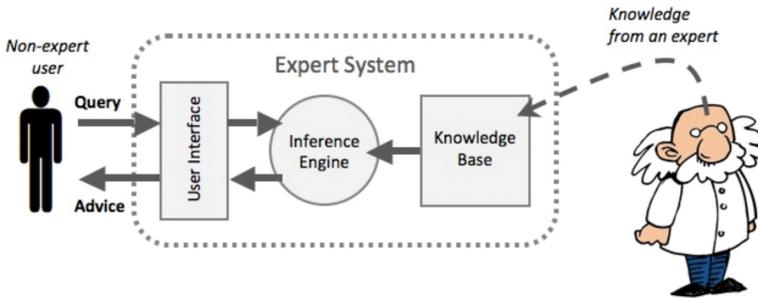
Will man ein System, das man nicht kennt, mit anderen Mitteln nachempfinden, stehen grundsätzlich zwei Wege zur Verfügung: Man baut das System von Grund auf mit kleinen Bausteinen auf, oder es ist einem egal, wie das ursprüngliche System funktioniert; man behandelt es als „Black Box“. Mit völlig andern Mitteln als das Original will man dann nur ein Verhalten bekommen, das dem Original entspricht. Ersteres nennt man das „bottom up“-Vorgehen; der Aufbau eines künstlichen Gehirns aus ebensolch künstlichen Neuronen entspricht diesem Vorgehen. Das andere Vorgehen, die funktionelle Nachempfindung eines Black Box-Systems, hat man natürlich auch für die Entwicklung einer künstlicher Intelligenz genutzt, „top down“.

## 6.1 Von der begrifflichen Seite her

Die aufkommende Leistungsfähigkeit digitaler Computer führte dann auch zu einer KI-Entwicklung, die man als „symbolische KI“ beschreibt (s. Abb.). Symbolische KI einerseits und neuronale oder auch konnenktionistisch genannte KI andererseits versuchen, sich dem Phänomen Intelligenz von zwei verschiedenen Sichtweisen aus anzunähern. Während die neuronale KI Basisstrukturen für Intelligenz-Erscheinungen erschafft – kurz gesagt das Gehirn nachbildet, also von den kleinsten Einheiten her höhe-

Zeitlinie verschiedener Ausprägungen der KI und ihrer Erfolge.





**Prinzip eines Expertensystems:** Der Laie stellt eine Anfrage. Beantwortet wird sie von einem System, das bereits über eine Datenbank verfügt, die mit Wissen von Experten aufgebaut wurde (Knowledge Base). Die Inferenzmaschine (Inference Engine) leitet durch Schlussfolgerung neue Aussagen aus der bestehenden Wissensbasis ab. Die Mensch-Maschine-Schnittstelle (User Interface) übersetzt die Anfrage des Nutzers so, dass die Maschine es versteht, bzw. gibt menschenverständliche Antworten.

re Leistungen erbringt (bottom up), verfolgt symbolische KI einen top down-Ansatz. Sie nähert sich der Intelligenz von begrifflicher Seite. Symbole sind dabei Objekte, die den Zugriff auf Bedeutungen ermöglichen. Dadurch können dann Schlüsse gezogen und Probleme gelöst werden. Hirnstrukturen spielen also bei der symbolischen KI keine Rolle; es kommt allein auf das Ergebnis an.

Typische Verfahren symbolischer KI sind repräsentiert in Expertensystemen (s. Abb.). Sie nutzen beispielsweise fallbasiertes Schließen (CBR für case based reasoning). Dabei werden Objekte in Datenbanken abgelegt, mit Attributen gekennzeichnet, miteinander in Beziehung gesetzt. Regelwerke, die auch Ähnlichkeiten berücksichtigen können, erlauben, von bekannten Situationen (case based) auf neue zu schließen. Case-Based Reasoning hat sich besonders in Anwendungssystemen für den Kundendienst, so genannten Help-Desk-Systemen, bewährt, wo man es z. B. zur Diagnose und Therapie von Kundenproblemen nutzt. Ein anderer Ansatz für Expertensysteme sind regelbasierte Systeme. Sie basieren nicht auf konkreten Fallbeschreibungen, sondern auf Regeln der Art „Wenn A, dann B“.

Erste Arbeiten zu Expertensystemen gab es in den 1960er Jahren. Damals beschäftigte man sich auch detaillierter mit der Frage, wann denn ein System als intelligent zu bezeichnen wäre. Dazu hatte bereits 1950 der geniale Mathematiker und Informatiker Alan Turing (1912-1954) eine Idee entwickelt.

## 6.1.1 Der Turing-Test: The imitation game

Der Engländer hatte wie in im Anfangskapitel beschrieben durch seine Entschlüsselung der deutschen Chiffriermaschine „Enigma“ entscheidenden Einfluss auf den Ausgang des 2. Weltkriegs. Turing war aber auch ein Pionier von Arbeiten zur künstlichen Intelligenz. Grundlegend war sein Werk „Computing Machinery and Intelligence“; darin schlug er einen Test vor, anhand dessen man die Gleichwertigkeit des Denkvermögens