

scratchtronic

Intelligente Systeme

Kevin Loch

Recherche zu neusten Erkenntnissen der biologischen und künstlichen
Intelligenz mit historischen Hintergründen

Freizeitarbeit

zur Erlangung einer neuen Wissensbasis

scratchtronic

Ausgabetermin:	16.06.2025
Abgabetermin:	offen
Autor:	Kevin Loch
Hochschule:	keine
Durchgeführt bei:	mir
Betreuer:	Prof. Dr. Ing. Niemand
Prüfer:	Prof. Dr. Ing. Niemand

Erklärung zur eigenständigen Bearbeitung

Ich versichere, dass ich die vorliegende Arbeit selbständig und ohne andere als die angegebenen Hilfsmittel verfasst habe. Die aus fremden Quellen direkt oder indirekt übernommenen Gedanken sind als solche gekennzeichnet. Ebenso versichere ich, dass dabei keine Software mit *künstlicher Intelligenz* zur Hilfe genommen wurde, um den Text zu verfassen. Alle Recherchen und Einträge sind eigenständig und nach bestem Wissen und Gewissen von mir verfasst worden.

Göttingen, den 28. Oktober 2025

Kurzzusammenfassung

Solange in diesem Bereich keine **vollständige** Kurzzusammenfassung erscheint, gilt das Dokument als *in Bearbeitung* bzw. Unvollständig. Sobald ein Abschluss der Arbeit zu verzeichnen ist wird hier eine Kurzzusammenfassung zu lesen sein.

Es kann trotzdem bereits gestöbert und in den diversen Kapiteln vorgestellte Themen gelesen werden.

Diese Version wurde am 28. Oktober 2025 erstellt.

Kommentare wurden nach dem C-Standard deklariert und dienen lediglich der Gedankenstütze des Autors.

// Kurzzusammenfassung ist unvollständig

Neuromorphes Computing wird oft mit dem Begriff In-memory-computing verbunden. Siehe dazu Abschnitt 5.2 für detailliertere Informationen. Dabei wird ein neuer Ansatz von intelligenten technischen Systemen verfolgt. Aus dem Vorbild der Natur, dem Gehirn, insbesondere des menschlichen Gehirns, wird auf bionischer Weise die Struktur des Encephalons in seiner grundlegenden Art nachgeahmt. Hier treffen zwei zukunftsweisende Fachdisziplinen aufeinander. Die Neurologie und Informationstechnologie mit ihrer zugrundeliegenden elektrischen Schaltungen. Nach aktuellem Stand der Neurologie ist bisher noch nicht ganzheitlich verstanden, wie das Gehirn in seiner Komplexität funktioniert. Mehr dazu in Abschnitt 2.1. Allerdings gibt es einen guten Wissensstand bezüglich der Funktionalität von Neuronen und der Verbindungselemente, den Synapsen. Das biologische Vorbild wird in Kapitel 2 beschrieben. Das Fachwissen der Neurologie wird schließlich für das Verständnis des Aufbaus technischer informationsverarbeitender Systeme verwendet.

// Wiederholung?

Die vorliegende Arbeit zeigt die neurologischen und psychologischen Grundlagen auf, wobei auf die relevanten Themen dieser Fachbereiche für die weiterführenden Themen wert gelegt wird. Danach wird das Themenfeld der Neuromorphen Schaltungen oder dem In-memory-Computing IMC aufgezeigt und mit den vorherigen Fachbereichen der Neurologie und der Psychologie verknüpft. Zuletzt werden Themen diskutiert, die den Biologischen und den technischen Fachbereich verknüpfen und darauf aufgebaut.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Neurologie – Basics über das menschliche Gehirn	2
2.1	Abgrenzung zur Psychologie	2
2.2	Das Gehirn	2
2.2.1	Einordnung des Encephalons	3
2.3	Funktionale Bereiche des Gehirns	3
2.3.1	Neocortex	3
2.3.2	Thalamisches System	5
2.3.3	Lymbisches System	5
2.3.4	Basalganglien	7
2.3.5	Cerebellum	8
2.3.6	Hirnstamm	8
2.3.7	Ansichtsebenen des Gehirns	8
2.3.8	Neuronen Aufbau und Funktion	9
2.3.9	Synapsen	11
2.3.10	Energiebereitstellung	11
2.3.11	Informationsgehalt	12
2.3.12	Im Takt	14
2.3.13	Neurologische Speicherung	14
2.4	Zentrales Nervensystem	15
2.5	Peripheres Nervensystem	15
2.6	Perzeption	15
2.6.1	Retina	15
2.6.2	Auditives System	18
2.6.3	Vestibuläres System	18
2.6.4	Haptik	18
2.7	Brücke zur Künstlichen Intelligenz	19
2.8	Neuronale Netze	19
2.9	Neuromorphic computing und quantum computing	19
2.10	Brain Computer Interfaces	19
2.11	Personen des Fachbereichs	21
3	Psychologie	23
3.1	Lernen	23
3.1.1	Wahrnehmung	23
3.1.2	Klassische Konditionierung	23

3.1.3	Verstärkung	23
3.1.4	Beobachtungslernen	23
3.1.5	Selektive Aufmerksamkeit	23
3.1.6	Nozizeption	23
3.2	Intelligenz	24
3.2.1	Tirarchische Intelligenztheorie	24
3.2.2	Multiple Intelligenzen und emotionale Intelligenz	24
3.3	Personen des Fachbereichs	24
4	Künstliche Intelligenz	26
4.1	Geschichtlicher Hintergrund	26
4.2	Lernmethoden herkömmlicher KI	28
4.2.1	Feedforward network	29
4.2.2	Convolutional neuronal network	29
4.2.3	Pattern learning	29
4.2.4	Backpropagation	29
4.2.5	Recurrent neuronal network	29
4.2.6	Leaky integrate and fire	29
4.2.7	Kohens SOM	30
4.2.8	Q-Learning oder Temporal Difference Learning	30
4.2.9	Large Language Model LLM	30
5	Neuromorphes Computing	31
5.1	von SpikeNet bis zum Terabrain Project	31
5.2	In-memory computing	32
5.3	Speicherbausteine neuromorpher Schaltungen	32
5.3.1	Memristor	32
5.3.2	Phase Change Memory und seine technischen Möglichkeiten	34
5.3.3	Resistive RAM ReRam und seine potentiellen Anwendungen	36
5.3.4	Magnetoresistive RAM	36
5.4	Peripherie	36
5.4.1	Visuel	37
5.4.2	Auditiv	39
5.4.3	Haptik	40
5.4.4	Gustativ	40
5.4.5	Olfaktorisch	40
5.4.6	Propriozeption	40
5.5	Forschungs- & Förderungsprogramme	40
5.6	Deutsche Firmen für neuromorphe Systeme	40
5.7	Neuromorphe Schaltungen in der Praxis	41
5.8	Personen des Fachbereichs	41
5.9	Warum nicht gleich Quanten Computer?	49

6	Überschneidung der Fachdisziplinen, Klärung technischer Begriffe, Zusammenhänge	50
6.1	Weitere Wissensbereiche	50
6.1.1	FSL	50
6.1.2	Linguistik und KI	50
7	Freie Gedanken	52
7.1	Von lernenden Babys und Kindern lernen – eine subjektive humanistische Beobachtung	52
7.2	Bewusstsein und künstliche Intelligenz	53
7.3	Menschliche Denkart	54
7.4	Aberglaube	55
7.5	Wenn AGI existiert	55
7.6	Von schlafenden Robotern	56
8	Backlog, Fachbegriffe und Ideen	57
8.1	Backlog für spätere Bearbeitung	57
8.2	Temporäre Notizen	57
8.3	Ideen	58
9	Zusammenfassung und Ausblick	59
A	Anhang	66
A.1	Stücklisten	66
B	Anhang Quellcode	67
B.1	Bibliotheksquellcode	67
B.1.1	Power Management Controller	67

Abkürzungsverzeichnis

Abkürzung Erklärung

IMC	In-Memory Computing
KNN	Künstliches Neuronales Netzwerk <i>zu englisch ANN</i>
ANN	Artificial Neuronal Network
FNN	Feedforward neuronal network
RNN	Recurrent neuronal network
CNN	Convolutional neuronal network
SNN	Spiking neuronal network
STP	Spatiotemporal network?
RRAM	Resistive Random Access memory (auch ReRAM)
HRS	High resistive state vs. Low resistive state Synapse
PCM	Phase Change Memory
STDP	Spiking time dependent plasticity
LTP	Long time potentiation
LTD	Long time depression
MVM	Matrix-Vector-Multiplication
5PP	5 Parallel Prism
AER	Adress Event Representation
LIF	Leaky Integrated and Fire
DVS	Dynamic Vision Sensor
APS	Active Pixel Sensor
I2C	..
IMU	Inertial Measurement Unit
DNA	Deoxyribonucleic acid
EEG	Elektroenzephalographie
GRU	–
EGRU	–
BCI	Brain Computer Interface

Formelzeichen

// to be continued

P	W	Leistung
U	V	Spannung
I	A	Strom
R	Ω	Widerstand
F	Φ	magnetischer Fluss
C	Q	Ladung

1 Einleitung

Aus immer mehr Fachbereichen wird auf künstliche Intelligenz KI zugegriffen. Die Anwendungsszenarien der Fachgebiete sind vielfältig und reichen von der natürlichen sprachlichen Kommunikation mit Menschen, über die Auslegung neuer städtischer Infrastrukturen bis hin zur frühen Krebsdiagnose.

Mit zunehmender Anwendung von KI steigt auch der Anspruch auf erfolgreiche und präzise Ergebnisse der nachgebildeten Intelligenz in modernen technischen Systemen. Es gibt allerdings Prognosen, die Grenzen in der Rechenleistung und der darauf aufgebauten Hardware aufzeigen. Deshalb gibt es diverse neue Forschungszweige, die neue Wege einzuschlagen, um beispielsweise Rechnerleistung und Effizienz der Algorithmen zu steigern. Das funktioniert aktuell zum einen durch Skalierung von Rechenzentren und dem massiven Einsatz von mehr Energie(13). Einen Anderen Ansatz ist das Ergründen des Kernproblems und das Verändern der Grundbausteine, die nötig sind, um KI zu verbessern. Deshalb gibt es einige Fachdisziplinen, die sich die Biologie zu Nutze machen und daran forschen, der natürlichen Intelligenz technisch näher zu kommen. Die Bionik spielt dabei eine entscheidende Rolle und dient als Beispiel zur Nachahmung in technisch nutzbare Systeme. Aktuelle herkömmliche Computer basieren auf historisch gewachsenen Halbleiterelementen. Dabei wurde bei der Entwicklung von Transistoren noch nicht auf aktuelle Themen wie der künstlichen Intelligenz Rücksicht genommen. Heute wird künstliche Intelligenz auf das historisch gewachsene System gespannt. Dabei gibt es theoretisch weitaus effizientere Wege KI zu verwenden und zu beschleunigen. Neuromorphe Schaltungen versprechen nach dem bionischen Vorbild wie dem menschlichen Gehirn zu wirken und gleichermaßen so effizient und Leistungsfähig zu sein. Dieses Thema ist Gegenstand der vorliegenden Arbeit und wird durch weitere Fachdisziplinen ergänzt.

2 Neurologie – Basics über das menschliche Gehirn

Die Grundlagen der Neurologie sind essenziell, um die Forschungs- und Entwicklungsarbeiten der neuromorphen Schaltungen verstehen und interpretieren zu können. Der Fachbereich beschäftigt sich mit dem Aufbau der neuronalen Struktur des Encephalons und zentralen Nervensystems und beschreibt es in ihrer Detailtiefe, wobei das biologische Neuron von zentraler Bedeutung ist. Gleichfalls wird das periphere Nervensystem in seinem Aufbau wissenschaftlich betrachtet. Grundsätzlich werden in diesem Fachbereich die physiologisch wirkenden Signale beleuchtet und mithilfe der Pathologie Darstellungen der Funktionsbereiche erschlossen.

2.1 Abgrenzung zur Psychologie

Vergleichsweise befasst sich die Neurologie mit der Hardware und die Psychologie mit der Software des Encephalons. Neurologie erforscht die Neuronen, Synapsen und die Interkonnektivität der Nervenzellen untereinander auf materieller Ebene. Die Signale die dabei unter den Neuronen ausgetauscht werden ist Gegenstand der Forschung der Psychologie. Die daraus resultierenden Emergenzen bilden das Verhalten eines Individuums ab.

Ein weiterer Forschungsbereich der aus der Neurologie und der Psychologie entsprungen ist die Biopsychologie. Sie bezieht sich auf beide Fachbereiche und verknüpft die Forschungsgegenstände beider Disziplinen.

2.2 Das Gehirn

Das menschliche Gehirn oder auch Encephalon genannt, besitzt bei einem erwachsenen Menschen über 80 Milliarden Neuronen, dazu kommen 7.000 bis 10.000 Synapsen pro Neuron, resultieren in 100T Verbindungen. Es benötigt ca. 12-20Watt an Leistung und nutzt somit ca. 20% der Gesamtleistung des menschlichen Körpers. Das Gewicht beträgt zwischen 1-1,5kg. Zum Vergleich wiegt das Gehirn einer Biene ca. 0,1g, hat 100k Neuronen und 20M Verbindungen. Da dieses Gehirn weitaus primitiver aufgebaut ist, ist es oft Gegenstand der Forschung. Ebenso Ratten und Mäuse, die aufschlussreicher bezüglich des menschlichen Encephalon sein können. Es gibt unterschiedliche Bereiche, die in den Anfängen der Forschung in Brodmannareale aufgeteilt wurden, eine spezielle Aufgabe haben, aber auch Bereiche die für freie Assoziation bereit gestellt werden. Daher wird das Gehirn umgangssprachlich auch Assoziationsmaschine genannt. Mittlerweile ist das Gehirn in funktionale Bereiche aufgeteilt. Das

Gehirn ist mittig in zwei Hemisphären geteilt und wird durch den Corpus callosum verbunden. Dabei sind die beiden Teile jeweils für die andere Körperseite verantwortlich. Wenige Besonderheiten sind das Sprachzentrum, welches sich auf der Linken Hemisphäre befindet und seine Neuronalen Bahnen sich vom Broca-Areal dorsal zum Wernicke-Areal erstreckt. Weiterhin befindet sich auf der rechten Hemisphäre der Bereich der für die mentale Manipulation von Objekten im virtuellen Raum und die Wahrnehmung von Distanzen zu Objekten ausschlaggebend ist. Außerdem hat der Präfrontalkortex Aufgaben, die sich wenig mit dem Körper direkt befassen, sondern spezielle Aufgaben, wie beispielsweise die Ideenfindung und das abstrakte Denkvermögen.

//nochmal checken ob das mit den Brodmannarealen stimmt?

2.2.1 Einordnung des Encephalons

Die übergeordnete Hauptstrukturen des Encephalons wird folgend gelistet:

- Myelencephalon
- Metencephalon
- Mesencephalon
- Diencephalon
- Telencephalon

Der **Myelencephalon** ist der unterste Teil des Encephalons und sammelt den Medula Oblongata und die Formatio reticularis.

Der **Metencephalon** setzt darüber an und beinhaltet den Pons, das Cerebellum und einen Teil des Formatio reticularis.

Der **Mesencephalon** ist das Mittelhirn und sitzt oberhalb des Pons. Er besteht aus dem Tectum und dem Tegmentum, die wiederum in weitere Kerne zerlegt werden können. Der **Diencephalon** umfasst den medialen Bereich des Encephalon und inkludiert den Thalamus, den Hypothalamus, die Hypophyse und das Chiasma Opticum. Der weitestgehend dorsale Teil des Encephalons wird **Telencephalon** genannt und umfasst unter anderem den Neocortex, den Corpus callosum und das [limbische System](#), wie auch die [Basalganglien](#).

2.3 Funktionale Bereiche des Gehirns

2.3.1 Neocortex

Der Neocortex ist das evolutionär zuletzt entwickelte Gehirnnareal. Es ist für die Planung, Steuerung und Koordination schnell zu verarbeitender Informationen zuständig. Die auch *Graue Materie* genannte Schicht umschließt großteils die anderen Hirnbereiche und ist dabei die äußerste Schicht. Sie liegt geschützt durch die *Pia Mater*, dem *Subarachnoidalraum* über die *Arachnoidea* bis zur *Dura Mater* mit Hilfe des *Hirnliquors* direkt unter der Schädeldecke. In folgender Abbildung [2.1](#) werden die übergeordneten Neocortex Areale sche-

matisch beschrieben.(5)

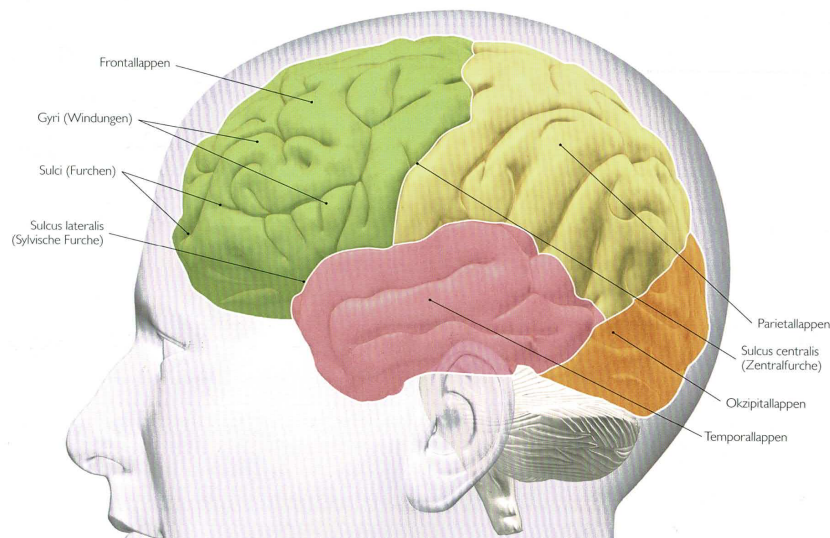


Abbildung 2.1: Neokortex Areale

Der Neokortex wird in vier Bereiche unterteilt. Im vorderen Bereich liegt der Frontalkortex, der für Planung und strategisches Denken verantwortlich ist. Mittig an den Seiten liegt der Temporalkortex, er verarbeitet auditive Signale, ist für das Gleichgewicht und die Propriozeption des Körpers zuständig. Weiter oben liegt der Parietalkortex. In diesem Bereich werden oberflächlich eingehende sensorische Signale des Körpers verarbeitet und gibt durch afferente Bahnen Signale an die Muskulatur. Ein weiterer sog. *Lappen* ist der Okzipitalkortex. Dieser ist für die Verarbeitung der visuell eingehenden Signale zuständig. In folgender Abbildung 2.2 werden die wichtigsten detaillierten Neokortex Areale schematisch beschrieben.

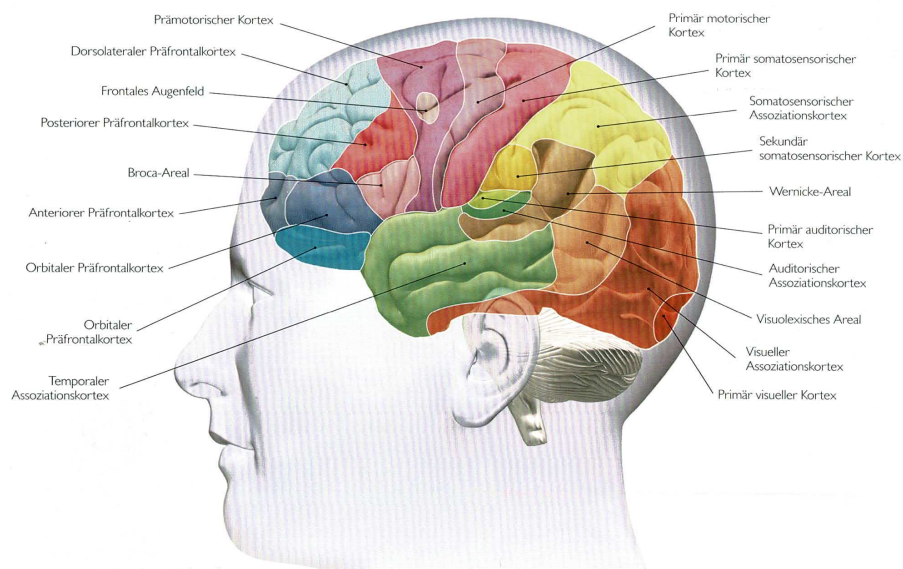


Abbildung 2.2: Detaillierte Neokortex Areale

Die vorerst wichtigsten Bereiche, die für die Forschung Neuromorpher Computer relevant

sind beschränken sich anfangs auf den visuellen, sprachlichen/ auditiv und sensomotorischen Funktionsbereich. In Vorliegender Abbildung 2.2 sind deshalb die Bereiche

- der Prämotorischer Kortex
- der Pimärmotorischer Kortex
- der Somatosensorischer Assoziationskortex
- der Sekundär somatosensorischer Kortex
- das Broca Areal
- das Wernicke Areal
- das Frontales Augenfeld
- der Primär auditorischer Kortex
- das Visuolexische Areal
- der visuelle Assoziationskortex und
- der primäre visuelle Kortex

von Bedeutung.

Da das Hauptinteresse dieser Arbeit der Funktionsweise von Nervenzellen im Verbund obliegt, wird auf weitere Hirnbereiche vorerst nicht eingegangen.

Im Folgenden werden die weiteren hierarchischen und funktionellen Ebenen annäherungsweise beschrieben. Für weitere Informationen wird auf einschlägige Werke dieses Fachbereichs verwiesen.

// Erläuterung der selektierten detaillierten Areale

Primärer visueller Kortex

Visueller Assoziationskortex

2.3.2 Thalamisches System

Tor zum Bewusstsein

2.3.3 Lymbisches System

Das Lymbische System umfasst die Bereiche um die Amygdala und des Hippocampus. Die Amygdala verarbeitet emotionsbezogene Wahrnehmungen wie [Vergnügen, Freude und Genuss gegen Trauer, Depression und Schmerz](#) und versucht diese durch innere Triebe auszugleichen. Der Hippocampus ist eine Art Gedächtnis und speichert weitestgehend Informationen ab die lange Zeit bestehen sollen und in Zukunft Vorteile verschafft oder nützlich sein können. Dabei sind die Informationen nicht als solche in den neuronalen Netzen des Hippocampus abgelegt,

sondern er greift auf umliegende Netze zu, aus denen die Informationsartefakte zusammengetragen werden, ohne dabei selbst die direkte Information zu enthalten. Das Lymbische System agiert aus der intrinsischen Motivation. Wenn ein Motiv besteht sich etwas zu merken, weil eine Information beispielsweise lebensnotwendig ist.

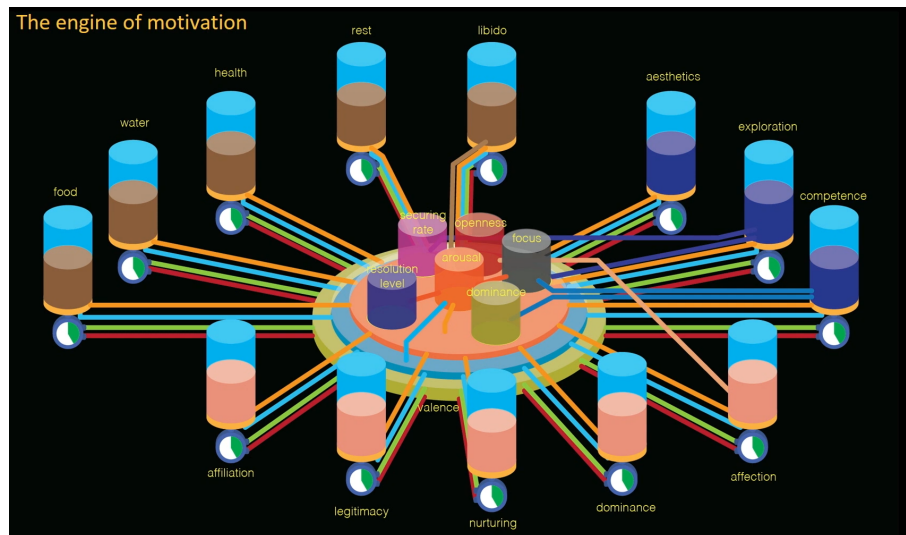


Abbildung 2.3: Motivation des Menschen finden im lymbischen System statt(7)

Zum lymbischen System gehören weiterhin der Mamillarkörper unterhalb des Thalamus und das Septum im präfrontalen Bereich, worin die Fasern der Fornix die ein Fortsatz des Hippocampus sind, enden. In Abbildung 2.4 sind die Kerne des lymbischen Systems graphisch aufgearbeitet.

Basalganglien Die rund angeordnete Struktur der Kerne und der Bahnen des lymbischen Systems wird als ein Schaltkreis verstanden, der nach seinem Entdecker *Papez-Schaltkreis* benannt wurde.

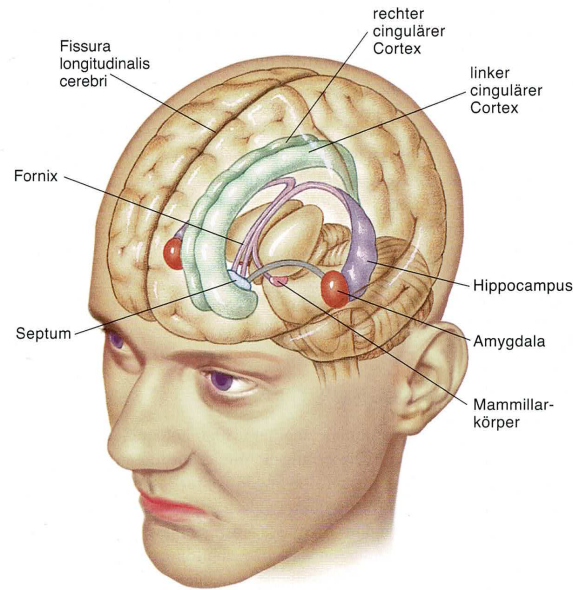


Abbildung 2.4: Lymbisches System (35)

Das limbische System steht im engen Zusammenhang mit dem autonomen Nervensystem. Ein emotional ausgelöster Reiz kann zum schnellen aktivieren des sympathischen Nervensystems führen und Auswirkungen wie eine gesteigerte Herzfrequenz, Durchblutung der Muskeln und Pupillenerweiterung zeigen. Der Antagonist, das empatische Nervensystem kann durch angenehme Gefühle aktiviert werden und lassen den Körper entspannen und verbessern beispielsweise die Verdauung oder die tiefere kognitive Leistungsfähigkeit.

Der Thalamus ist vom limbischen System *eingehüllt* und ist die Verbindung zu den Basalganglien.

2.3.4 Basalganglien

Das motorische System ist über den Thalamus in enger Abstimmung mit dem limbischen System verbunden. Die Basalganglien umfassen ebenfalls die Amygdala, das Striatum (Putamen und Nucleus caudatus) und Globus pallidus. Die Kerne der Basalganglien sind für willkürliche motorische Bewegungen zuständig. Der genaue Zusammenhang der Kerne und der Zusammenspiel mit dem limbischen System ist noch nicht genau erforscht. Bei Schädigung von Nervenbahnen innerhalb des Basalgangliensystems können Krankheiten wie Parkinson entstehen oder Erscheinungen wie hohes Tremor oder Hypokinese entstehen. In Abbildung 2.5 sind die Kerne der Basalganglien graphisch aufgearbeitet.

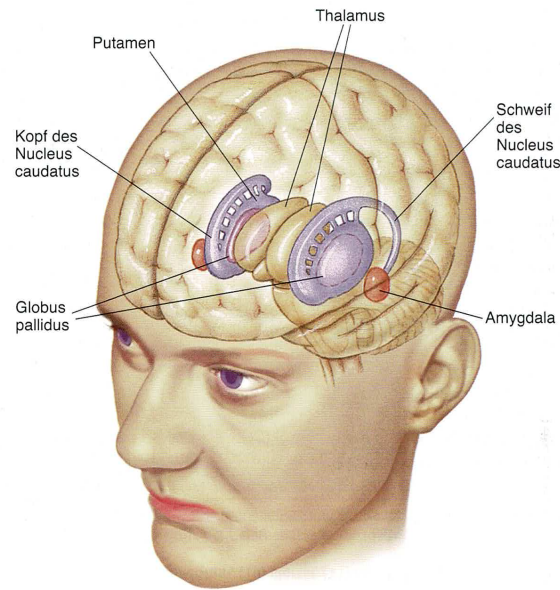


Abbildung 2.5: Basalganglien (35)

2.3.5 Cerebellum

2.3.6 Hirnstamm

2.3.7 Ansichtsebenen des Gehirns

In der Medizin werden zur Benennung der im Raum stehenden Körperteile lateinische Begriffe verwendet. Dabei wird der Körper durch drei Ebenen geschnitten, von welcher man die Richtungen und die Lokalität der zu beschreibenden Körperteile benennt. Die drei Ebenen Sagittalebene, Frontalebene und Transversalebene stehen im 90° Winkel zueinander und teilen den Körper jeweils mittig.(27)

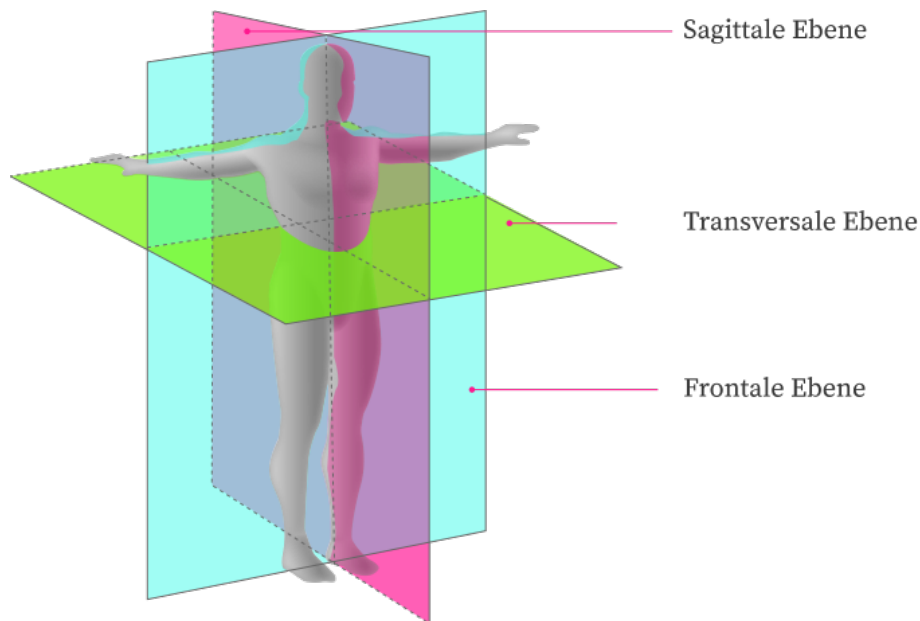


Abbildung 2.6: Ansichtsebenen des menschlichen Körpers

Sobald man vom Gehirn spricht verschiebt sich die Transversalebene auf die Mitte des Gehirns. Die beiden anderen Ebenen bleiben dabei gleich.

// Erläuterung dorsal, lateral etc.

- dorsal – rückenseitig
- ventral – bauchseitig
- lateral – nach Außen hin
- medial – zur Mitte hin
- ...

2.3.8 Neuronen Aufbau und Funktion

Neurone sind spezialisierte Körperzellen im Enzephalon. Ein Neuron besteht aus einem Zellkörper mit den typischen Organellen, wie dem Golgi-Apparat, den Mitochondrien und dem Zellkern, die die körpereigene DNA enthält. Ihre Zellfortsätze sind Dendriten, die Eingangssignale empfangen und das Axon, das Signale bei Bedarf mithilfe der Myelinscheide weiterleitet. Grundsätzlich empfängt die Nervenzelle elektrische und chemische Signale von anderen Nervenzellen über seine Dendrite, die an Synapsen gekoppelt sind. Je nach Intensität und zeitlichen Aspekt wird bei Erreichen eines Schwellwerts ein Signal über das Axon an andere Nervenzellen weitergeleitet. Je öfter eine Zelle genutzt wird, desto einfacher leitet sie ein Signal weiter. Abbildung 2.7 zeigt den dreidimensionalen Aufbau eines Neurons.

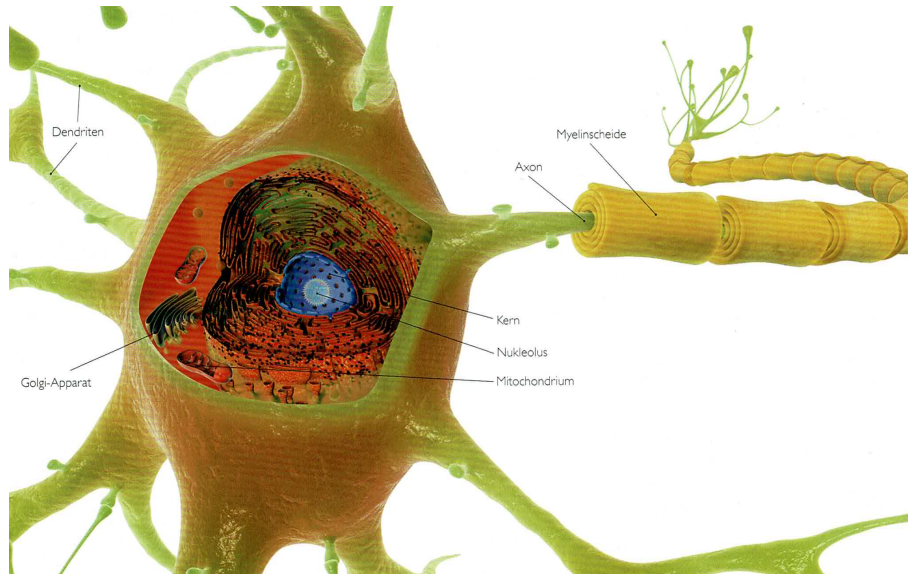


Abbildung 2.7: Einzelne Nervenzelle

Die Nervenzellen werden von anderen spezialisierten Gliazellen in ihrer Funktion unterstützt. Dazu gehören die Astrozyten, der Oligodendrozyt und die Mikroglia (Typ mononukleärer Phagozyten). Sie versorgen zum einen die Nervenzellen mit Energie, stellen genügend Blutfluss zur Verfügung und räumen beispielsweise unerwünschten *Abfall* auf bzw. dämpfen Entzündungen ein. Abbildung 2.8 zeigt den Verbund der Nervenzellen mit seinen Gliazellen in einer dreidimensionalen Ansicht.



Abbildung 2.8: Nervenzellen im Verbund

Es gibt ebenso weitere Gliazelltypen die das Zentralnervensystem unterstützen. Diese werden in diesem Kontext nicht behandelt.

Im Verbund ergibt sich aus den genannten Zellen der Enzephalon.

2.3.9 Synapsen

Neuronales Netz

2.3.10 Energiebereitstellung

Das menschliche Gehirn verbraucht ca. ein fünftel des gesamten Körperenergieverbrauchs. Dabei beträgt die Masse des Gehirns nur 2% des gesamten Körpergewichts. Die Energie wird über die Mitochondrien durch Adenosintriphosphat ATP bereitgestellt. Die ATPs werden aus Laktat gebildet die über Glykogen umgewandelt aus Glukose mithilfe der Astrozyten bereitgestellt werden. Aus einem Glukose Molekül werden 38 ATP Moleküle gebildet. Insgesamt braucht eine Synapse ca. 24.000 ATP Moleküle um den Informationsgehalt von einem Bit zu übertragen.(22)

2.3.11 Informationsgehalt

Es treten ständig neue Informationen über die Sinnesorgane an das Gehirn heran. Ein Pausieren der Informationen oder gar Ausschalten ist unmöglich und auch nicht vorgesehen. Daher muss das Gehirn selektieren, um nicht *zu heiß zu laufen*. Wichtige und Unwichtige Informationen werden getrennt. Um Energie zu sparen, werden nur relevante Informationen verstärkt und verarbeitet. Das ist nur ein geringer Bruchteil, aller einströmenden Daten. Dabei gibt es pro Sekunde einen durchschnittlichen Durchsatz von 55 Bits, die zwischen den Synapsen der qualitativen Wahrnehmung im zentralen Nervensystem weitergeleitet werden.

Nachrichtentechnische Betrachtung

Basierend auf dem Fachbereich der Kybernetik widmete man sich auch in der Neurologie dem Thema der Regelung und Steuerung von Körperfunktionen. Dabei werden Rezeptoren als Sensoren betrachtet, die Muskeln als Aktoren und das Gehirn als verarbeitende Instanz. Ebenso wie in der Nachrichtentechnik befinden sich in den Übertragungsgliedern Störquellen. Hier wird der afferente Teil der Signalübertragung betrachtet und diskutiert. Eine übersichtliche aufsteigende Signalkette wird in Abbildung 2.9 grafisch dargestellt.



Abbildung 2.9: Signalkette rezeptive Nachrichten

Hier befindet sich von links beginnend die Informationsquelle, mit den eingehenden Nachrichten eines Rezeptors, die nachfolgend über den Sender codiert werden. Der Übertragungskanal, biologisch gesehen die Nervenfasern, leiten das Signal zu einem Decoder am Empfangsgerät und dort befindet sich ein Informationsempfänger, wie zum Beispiel das somatosensorische zentrale Nervensystem. Mittig in dieser Signalkette, im Übertragungskanal, werden begleitende Störsignale eingespielt und mindern die Qualität des übertragenen Signals.

Die perzeptiven Sinneswahrnehmungen können quantitativ untersucht werden. Dabei werden die Informationen, die über einen Sensor (beispielsweise der Mechanorezeptor der Haut – SA-Sensor) einströmen in ein quantitatives technisches Modell übertragen.

M. Zimmermann vergleicht die Datenübertragung zwischen biologisch perzeptiven und nachrichtentechnischen Systemen. Dabei stellte er fest, dass ein Mechanorezeptor eine Nachrichtengröße von 8bit pro Sekunde erreichen kann. Allerdings ist ein Großteil der Nachricht von Rauschen überdeckt, was die Qualität der Information mindert. Etwa 40% der Nachricht sind qualitativ gebräuchlich. Der Rest muss herausgefiltert werden um sinnvolle Übertragungen zu erhalten. Dabei nutzt das Nervensystem die parallel verlaufenden Nervenbahnen, die lateral verbunden sind, um das ankommende Signal sinnvoll zu extrahieren, indem es den qualitativen Teil vergleicht. Das Rauschen wird somit unterdrückt und das Signal kann weiterverarbeitet werden. Diese Methode nennt sich *Redundanzkodierung*.

Die Redundanzkodierung findet ebenso in anderen perzeptiven Sensoren ihre Wirkung. Die Zapfen und Stäbchen nehmen Informationen auf, werden lateral verglichen und neuromorphisch zu einem sinnvollen Übertragungsreiz zusammengerechnet.

Anders als bei technischen Geräten, wo meist aus Kostengründen nur ein qualitativ hochwertiger Sensor verbaut wird und man darauf angewiesen ist, dass er sinnvolle Daten liefert, werden hingegen mehreren rauschbehafteten Sensoren in biologischen Systeme eingesetzt. Bei Sicherheitskritischen technischen Anwendungen, wie der Luftfahrt werden zwei oder sogar mehr Sensoren für die gleiche Aufgabe eingesetzt, um eine Fehlfunktion ausschließen zu können und somit Ausfallsicherheit zu gewährleisten.

Zuletzt ist noch von Interesse, welche Informationsgehalt die biologischen Sensoren des Körpers, quantifiziert umgerechnet für ein technisches System, für die Assoziative Verarbeitung des Neokortex bereitstellen. Im Folgenden ist eine Tabelle 2.1 die Aufschluss über die verschiedenen psychophysischen Kanalkapazitäten der Exterosensoren gibt.

Sinnessystem	Sensoranzahl	Anzahl Afferenzen	Gesamte Kanalkapazität	Psychophysische Kanalkapazität
Visuell	$2 * 10^8$	$2 * 10^6$	10^7	40
Auditiv	$3 * 10^4$	$2 * 10^4$	10^5	30
Taktil	10^7	10^6	10^6	5
Gustatorisch	$3 * 10^7$	10^3	10^3	1
Olfaktorisch	$7 * 10^7$	10^5	10^5	1

Tabelle 2.1: Informationsgehalt Sinnessysteme, Kapazitäten in Bit/s

Aus dieser Tabelle wird ersichtlich, dass bei der Übertragung vom Sensor, der an die Umwelt angebunden ist, bis zur Verarbeitung eines Signals im Kortex, die Quantität des übertragenen Reizes deutlich abnimmt. Wie bereits besprochen nimmt, allerdings mit abnehmender Quantität, die Qualität des Signales, durch die Parallelisierung der Reize, zu.

Die Augen nehmen bei der neurologischen Verarbeitung eine herausragende Rolle ein. Die In-

formationen dieser psychophysischen Kanalkapazität nehmen die größte Teilmenge ein. Dieser Erkenntnis werden die meisten Menschen aus dem Alltag bestätigen können. Die zweitgrößte Teilmenge sind auditive Signale, worauf die Haut, der Geschmack und der Geruch mit einer geringeren psychophysischen Kanalkapazität folgen.

//Gedankenexperiment Nadel- oder Fingerexperiment bzw. Punktuelle Reizung von Rezeptoren herausfinden/ ausarbeiten

(45, S. 176ff.)

//auf 3.1.5 referenzieren //selektive Wahrnehmung in Kapitel 7 besprechen

2.3.12 Im Takt

Nicht nur Prozessoren haben einen Takt, nach dem die Instruktionen ihre Arbeit verrichten. Ebenso das biologische Gehirn verarbeitet Informationen nach verschiedenen Rhythmen.

Wenn man sich mit der Elektroenzephalographie EEG beschäftigt fallen die verschiedenen Wellentypen in dem Ausgabediagramm auf. Darunter beispielsweise die Alpha-, Gamma- oder Thetawellen. Diese geben eine Art Takt vor, die den encephalischen Reizzustand des Probanden erklären.

Alphawellen deuten auf einen entspannten Zustand hin. Experimente mit buddhistischen Mönchen ergaben sehr deutliche Alphawellen während der Meditation. Gestresstere Probanden hingegen haben Schwierigkeiten sich in diesen Zustand zu bringen.

// weitere Wellen erklären und näher darauf eingehen // Frequenz des Hirns erläutern // wie ist die Verbindung zw.

2.3.13 Neurologische Speicherung

Spike Time Dependent Potentiation STDP ist ein Fachbegriff der die Funktion der dauerhaften neurologischen Speicherung beschreibt. LTP und LTD bedeuten Langzeitpotenzierung, respektive Langzeitdepression. Damit wird die Art beschrieben, wie Informationen über einen längeren Zeitraum im Hypocampus gespeichert und wieder abgeschwächt werden können. Wie bereits in Kapitel 5.8 von Daniele Ielmini beschrieben, werden zur Speicherung einer Information ein Prä- und ein Postneuron benötigt, die in einer speziellen Reihenfolge *feuern*. Um eine Potenzierung zu erhalten, also das Aufrechterhalten einer Exzitation, muss erst das Präneuron an das Postneuron *feuern*. Respektive um eine Inhibition der Verbindung zu erhalten, *feuert* das Postneuron vor dem Präneuron und deprimiert die Verbindung beider Neurone. In diesem Verfahren kommen NMDA *N-Methyl-D-Aspartat* Rezeptoren an dem Dorn eines Dendriten des Postneurons zur Anwendung. Diese Rezeptoren sind bindend mit Glutamat. Der wichtigste exzitatorische Neurotransmitter des Enzephalons. Der NMDA Rezeptor reagiert nur, wenn er Glutamat bindet und das Postneuron depolarisiert ist. Die Depolarisierung erfolgt vom Input anderer Neurone. Danach wird der Einstrom der Kalziumionen gewährt und das Aktionspotential des Postneurons kann ansteigen. Dadurch werden Assoziationen gelernt. Eine Darstellung zeigt Abbildung 2.10. (35)

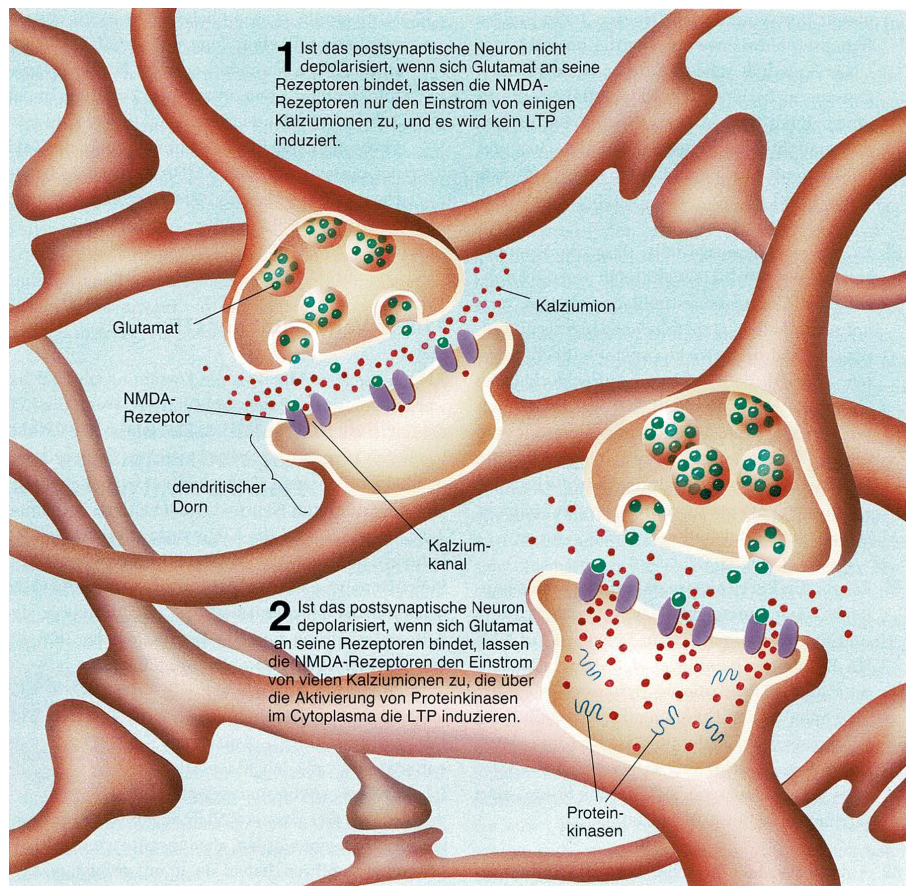


Abbildung 2.10: Abbildung NMDA LTP

2.4 Zentrales Nervensystem

2.5 Peripheres Nervensystem

2.6 Perzeption

Um Signale im Gehirn zu verarbeiten sind Sinnesorgane erforderlich. Diese sensorischen Wahrnehmungssysteme bestehen teilweise aus spezifischen neuronalen Körperzellen, weshalb die Erläuterung dieser Systeme von Bedeutung ist. Gleichmaßen ist für das Kapitel [neuromorphes Computing](#) das Verständnis der biologischen Wirkungsweise wichtig, um nachvollziehen zu können, wie neuromorphe (eventbasierte) Sensoren mit neuromorphen Computern kommunizieren. Nachfolgend werden die offensichtlichsten Exterosensoren beschrieben.

2.6.1 Retina

Das Auge verarbeitet Signale aus Lichtabstrahlung. Ohne Licht kann das Auge im Allgemeinen keine Signale wahrnehmen. Die verarbeitende Instanz des Auges ist die Retina. Bestehend aus einer mehrschichtigen neuronalen Verknüpfung sequenziell wie auch teilweise lateral. Die

Übersetzung der Lichtintensität und des Spektralbandes geschieht an der Rückwand des Augapfels. Hier sind

- retinale Ganglienzellen
- amakrine Zellen
- Bipolarzellen
- Horizontalzellen
- *Zapfen* und *Stäbchen*

hintereinander verschaltet. Das Licht trifft dabei zuerst bei den retinalen Ganglien-Zellen ein, aber wird von den Zapfen und Stäbchen an der Rückwand aufgenommen. Während die Zapfen intensive Lichtverhältnisse aufnehmen, verarbeiten die Stäbchen den Input bei dunklen Lichtverhältnissen. Die Zapfen befinden sich vermehrt zentral in der sog. *Fovea* der Rückseite des Augapfels und sind für das Scharfe sehen zuständig. Die Stäbchen befinden sich hingegen vermehrt im 20° Winkel zur Fovea. Sie werden zu hunderten bündeln zusammengeschaltet und werden jeweils einzeln über die Bipolarzellen in der retinalen Ganglienzelle gebündelt. Die Zapfen werden nur gering gebündelt und senden ihre Informationen an die Ganglienzellen über die Bipolarzellen weiter. Die verarbeiteten Reize der Ganglienzellen werden über den blinden Fleck, in Form eines gebündelten Sehnervs, axonal an das Gehirn zum [primären visuellen Kortex](#) weiter gegeben.

Die Amakrinen- und Horizontalzellen sind für die laterale Kommunikation und Verknüpfung der anderen Zellen zuständig. (35)

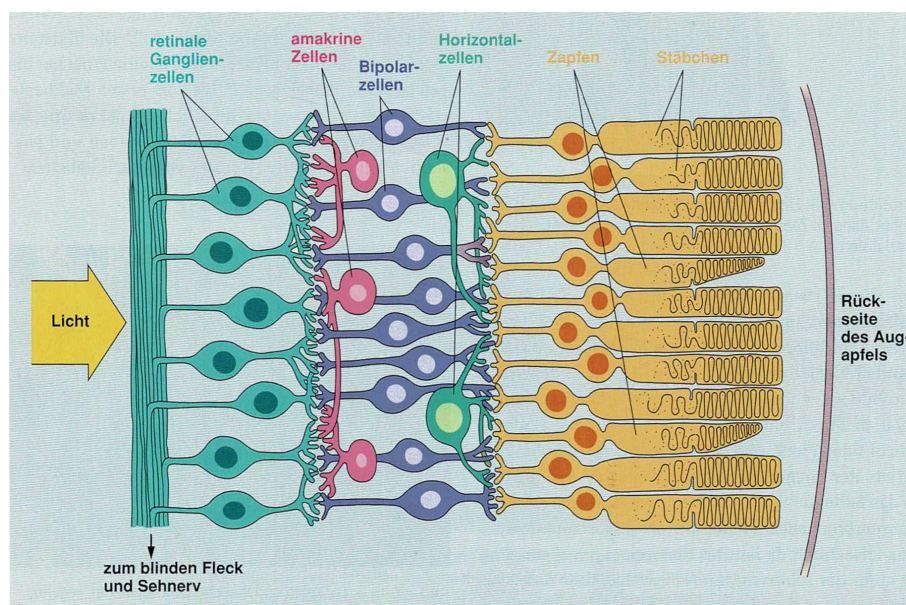


Abbildung 2.11: Aufbau Retina

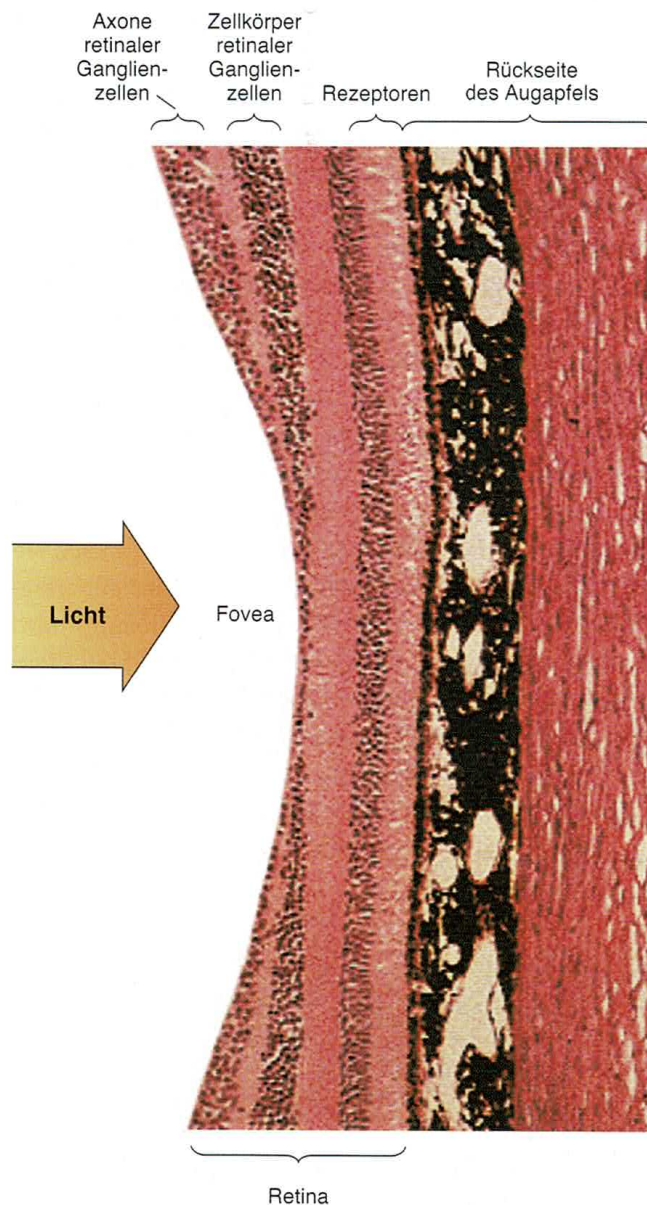


Abbildung 2.12: Querschnitt Retina

Die Rezeptoren und die weitere Verarbeitung sind Abhängig von Signalen die durch sich bewegende Objekte entstehen. Ein Auge das sich theoretisch nicht bewegt und auf ein statisches Objekt schaut würde das Objekt nicht erkennen können, da die Rezeptoren keinen Inputreiz erhalten, diese entstehen nur durch Veränderung. Nur durch schnelle Bewegungen der Augen *Sakkaden* wird im visuellen Kortex ein Bild zusammengesetzt. Dabei finden pro Sekunde ca. drei *Fixationen* statt. Auch die Lageerkennung spielt dabei eine große Rolle. Mithilfe der Veränderung der Position des Kopfes setzt sich ein temporäres Bild des Umfeldes zusammen. Die visuellen Daten werden mit den Lagedaten des [vestibulären Systems](#) verknüpft und tragen so zu einem Gesamtbild der Umgebung bei. Das kurzzeitige Speichern der Umgebungsumstände ist Hilfreich bei gegenwärtigen Tätigkeiten.

2.6.2 Auditives System

2.6.3 Vestibuläres System

Das Gleichgewichtssystem des Körpers ist ein Teil des Auditiven Systems.

//Abbildung zur Veranschaulichung

2.6.4 Haptik

Die biologische haptische bzw. taktile Wahrnehmung gibt sensorische Reize an das Gehirn weiter, um sich besonders vor Verletzungen zu schützen oder Berührungen zu interpretieren. Die Sensoren teilen sich dabei in drei Hauptkategorien ein,

- mechanorezeptive,
- thermorezeptive und
- propriozeptive Sensoren.

Erwähnenswert sind ebenfalls die viszerale Sensibilität, welche die Verarbeitung körperinnerer Funktionen, wie die Wahrnehmung von Hunger-, Durst oder Schmerzzuständen zur Aufgabe hat. Sie wird in diesem Kontext allerdings nicht beschrieben. Die Propriozeption wurde erst in jüngsten Jahren zu den somatoviszeralen Sensorischen Systemen hinzugefügt und wird in Kürze behandelt.

Mechanorezeptive Sensoren

Diese Sensoren sind für das taktile Empfinden zuständig. Sie werden *Körperchen* genannt, werden nach ihren Entdeckern benannt und unterteilen sich in

- Merkelkörperchen – SA-I (slow adaptive),
- Ruffinkörperchen – SA-II,
- Meißnerkörperchen – RA (rapid adaptive) und
- Pacinikörperchen – PC (pacinian corpuscle).

Dabei verarbeiten SA Sensoren langsame Kontraktionen der Hautoberfläche und senden einen kontinuierlichen linearen Reiz. Wobei die RA Sensoren einen frequenten Reiz senden und die PC Sensoren nur zu Beginn und zum Ende einer Hautdeformation einen Reiz aussenden.

//Physiologie des Menschen S.207ff lesen und wiedergeben

Im technischen Sinn ..

Thermoreceptive Sensoren

Propriozeptive Sensoren

2.7 Brücke zur Künstlichen Intelligenz

2.8 Neuronale Netze

Natürliche neuronale Netze im Gehirn...

2.9 Neuromorphic computing und quantum computing

Kann man es noch *Computing* nennen? Aus weiter Ferne gesprochen sind diese zwei neuen Technologien, Prozesse, die mit dem herkömmlichen Computer nicht mehr vergleichbar sind. Herkömmliche Computer sind deterministisch aufgebaut. Die Antwort die wir erhalten ist rückverfolgbar. Mit Einführung der Künstlichen Intelligenz sind die Antworten eines Computers für einen Menschen nicht zurück verfolgbar, aber technisch ist es möglich herauszufinden woher die Antwort kam. Bei neuromorphen Schaltungen werden die Eingangssignale verknüpft und verstärkt oder abgeschwächt, sodass die Verarbeitung der Signale nur parallel verlaufen kann. Die Eingangssignale sind Event-getrieben. Dadurch ist immer nur ein Teil der Schaltungen aktiv. Die Antworten in diesem System sind stochastisch. Es kann also nicht nachverfolgt werden wie die Eingangssignale gestaltet waren. Die Verarbeitung erfolgt durch Verstärkung aus einer Rückkopplung der Signale. Bei Quanten verarbeitenden Systemen hingegen gibt es überlagerte Antworten. Aus einem Eingang entstehen viele diverse Antworten. Wobei aktuell das Problem besteht, dass die Messung der Antwort die Daten unlesbar macht. Folglich gibt es momentan noch keine Antworten bei Quanten verarbeitenden Systemen. (12)

2.10 Brain Computer Interfaces

An der Vision mit einem Gehirn technische Geräte zu steuern arbeiten Forscher bereits seit Jahrzehnten. Allerdings ist die invasive Technik, die dazu benötigt wird bis in den letzten Jahren noch nicht ausgereift gewesen, dass man die filigranen Elektroden in das Gehirn eines Patienten einführen konnte. Bereits 2003 gelang es Forschern, wie Miguel Nicolelis von der Duke University, einem Affen Elektroden in sein Gehirn zu implementieren und mit maschinellem Lernen die Bewegungen eines Joysticks mit den Gehirnaktivitäten zu verbinden, sodass der Affe nach einigen Lernansätzen einen Punkt im Bildschirm steuern konnte, ohne den Joystick physisch zu bedienen. Dies war ein Durchbruch in der Forschung der BCIs. Mehrere Jahre später konnten Forscher der Brown University im Jahr 2012 das gleiche Experiment an einem Menschen nachahmen. Das Projekt *Braingate* wurde vom Wissenschaftler John Donoghue geleitet. (49)

Die neueste technische Entwicklung in diesem Bereich treibt das relativ junge Unternehmen

Neuralink voran. Seit 2023 gibt es das erste Implantat mit 1000 Elektroden im Gehirn eines Menschen, mit dem er einen Cursor auf einem Bildschirm steuern kann. Acht weitere Patienten kamen 2024 und 2025 hinzu. Darunter ein Schlaganfallpatient, der seinen Körper nicht bewegen und ebenso nicht sprechen kann. Durch das Implantat von Neuralink konnte er sich wieder mit seiner Familie auf einer verständlicheren Ebene unterhalten. (28)

Neuralink

Wenn in der öffentlichen Debatte von BCIs gesprochen wird, steht Neuralink faktisch an erster Stelle. Eine, von Elon Musk gegründete Firma, die sich mit der Schnittstelle Gehirn zu Computer auseinandersetzt und bereits erste Erfolge verzeichnen konnte. Probanden können mit einem eingesetzten Implantat, das Tausende Elektroden in das Cortexgewebe einträgt, einen Cursor eines Computers oder eine Handprothese steuern. Für die Implantierung des Interfaces baut Neuralink bereits auf die zweite Generation eines Gerätes, das die Chips sorgfältig einsetzt und dabei jede einzelne Elektrode, die 1000 mal dünner als ein menschliches Haar ist, in den sensomotorischen Cortex sticht. Dabei wird jede Elektrode in 1,7s eingesetzt. Mit dem vorherigen Gerät waren es lediglich 30s pro Elektrode. Nicht jedes Gehirn funktioniert auf die gleiche oder selbige Weise. Dadurch kann man die Signale, die aus dem Gehirn kommen, nicht ad-hoc plug und play als BCI verwenden.

Nach der Implantation steht dem Probanden zuerst eine Art Kalibrierung vor. Da jedes Gehirn anders funktioniert bzw. verschaltet ist müssen die synaptisch übertragenen Signale ausgewertet werden. Der Proband muss sich dabei vorstellen wie er den Zeiger auf dem Bildschirm bewegt und im gleichen Moment wertet ein Algorithmus aus, welche Neuronen gerade *feuern*, bzw. welche Elektrode aktuell ein Signal erhält. Mit diesem Training kann der auswertende Algorithmus trainiert werden. Je mehr man das übt, desto präziser sind die Ergebnisse. Der Proband kann nach dieser Trainingsphase einen Curser auf einem Bildschirm steuern und damit klicken. Natürlich ist die Kalibrierung nicht für die Ewigkeit ausgelegt. Da sich das Gehirn durch seine Neuroplastizität quasi täglich verändert, ändern sich damit auch die Signale an den eingesetzten Elektroden. Daher müssen die Probanden die Kalibrierung nach einiger Zeit erneuern, wenn die Trefferquote am Bildschirm mit dem Mauszeiger abnimmt. Daraus können wir ableiten, dass es kein Einheitsrezept für jeden Menschen gibt. Es wird unmöglich sein, dass in Zukunft jemand ein Implantat eingepflanzt bekommt und er dadurch sofort mit der Interaktion über das Implantat starten kann. Jedoch sind die Ziele von Neuralink sehr hoch. In zwei Jahren 2028, sollen sich die Anzahl der Elektroden vervielfachen und damit kann man die Genauigkeit der auswertenden Algorithmen trainieren und eventuell ein Genralrezept der Funktion des Gehirns herausfinden. Es bleibt also spannend, was man mit dieser Technologie über die Zusammenarbeit der Synapsen herausfinden wird. (28)

Neuropro**MindMaze**

2.11 Personen des Fachbereichs

Donald Olding Hebb

Der 1904 geborene kanadische Kognitionspsychobiologe ist bekannt für die Entwicklung der Lernregel *Neurons, that fires together, wires together*. Den Grundgedanken dieser Regel verfasste er bereits in einer Abschlussarbeit an der Universität in Montreal. Seine fundamental neuen Gedanken und Lernmethoden zur neuronalen Gehirnfunktion prägten das 20. Jahrhundert und drüber hinaus von biologischen neuronalen Netzen bis hin zur Übertragung auf künstliche neuronale Netze des 21. Jahrhunderts. Diese Hebb'sche Lernregel wird auch heute noch in der KI und in neuromorphen Schaltungen verwendet. Donald Hebb heiratete drei mal und hinterließ zwei Kinder, als er 1985 starb. Sein Beitrag zur Wissenschaft wird weiterhin viele Wissenschaftler begleiten.

Oliver Sacks

Oliver Sacks ist ein Neurologe und Schriftsteller aus dem Vereinigten britischen Reich, 1933 bis 2015. Bekannt ist er für seine untypischen wissenschaftlichen Methoden die Krankheiten seiner Patienten von Grund auf zu erkunden. So verbringt er sehr viel Zeit mit ihnen, teilweise Tage und Nächte, um die Zustände seiner Patienten zu interpretieren und Schlüsse zu ziehen. Da er selbst von Krankheiten nicht verschont bleibt muss er sich auch mit seinem eigenen Dasein beschäftigen und konnte seine Forschung in eigener Sache ebenso in seine Wissenschaft einarbeiten. Bekanntheitsgrad erreichte er auch mit seinen Büchern, darunter *Der Mann der seine Frau mit einem Hut verwechselte* oder *Der einarmige Pianist*. Er galt als ein sehr einfühlsamer Mensch, der seine Patienten Ganzheitlich und auch mit ihrem historischen Hintergründen verstehen mochte. Sein Beitrag zur neurologischen Wissenschaftsdisziplin ist wichtig, da er unkonventionelle Untersuchungsmethoden anwendete und seine literarischen Beiträge einen erzählenden Aspekt haben.

David H. Hubel und Torsten Wiesel

David H. Hubel und Torsten Wiesel haben 1981 den Nobelpreis, für die Forschung an dem Aufbau des visuellen Kortex von Affen und Katzen, erhalten. Die Forschung geht auf die Jahre 1958 und 1959 zurück. Sie fanden heraus, dass die eingehenden Signale erst von Neuronen einzeln verarbeitet werden und sich die Signale postsynaptisch in immer komplexere Muster einordnen lassen. Bis hin zur Assoziation mit bereits bestehenden Erinnerungen. Das bedeutet, dass am Anfang der Verarbeitung einzelne Neuronen wenige Reize verarbeiten, die nur ein kleines Gesichtsfeld wahrnehmen und zum Schluss der Verarbeitung reagiert ein Netzwerk von Neuronen auf ein größeres Wahrnehmungsfeld, was auf komplexere Reize reagiert. Diese Erkenntnis war der Wegbereiter für die Lernmethode des [Convolutional Neuronal Networks](#).

Manfred Spitzer

Der deutsche Neurowissenschaftler Manfred Spitzer ist bekannt für seine kontroversen Diskussionen. Seine Ansichten sind meist sehr direkt, womit er für Furore in seinem Fachbereich, aber auch in der Öffentlichkeit, sorgt. Mit provokanten Titel seiner Werke wie beispielsweise *Einsamkeit ist die Todesursache Nummer Eins* oder *Digitale Demenz* behandelt er seine Themen sehr plakativ.

Nichts desto Trotz kann man seine Forschungsergebnisse, die wissenschaftlich fundiert sind, ernst nehmen und aus den selektierten Themen, die teils mit den gesellschaftlichen Machenschaften der modernen Welt kollidieren, lernen.

// auf neuronale Plastizität eingehen // darauf aufbauend auf *Enkeltrick* eingehen

Andrew Huberman

Der Neurowissenschaftler Andrew Huberman spricht mit Lex Fridman über Schlaf, Träume, Kreativität, Fasten und Neuroplastizität. Dabei geht er auf die Frage ein, warum wir schlafen. Nach einer klaren Erklärung, dass wissenschaftlich noch nicht verstanden wurde, warum man schläft und man bisher nur Vermutungen aufstellen konnte, geht er auf den Prozess der Wachsamkeit ein, die unter Anderem mit der Körpertemperatur, Adenosin und den circadianen Zyklen zusammenhängt. (24)

3 Psychologie

Die Abgrenzung zur Neurologie wurde bereits in Abschnitt 2.1 erläutert. Hier werden die für das Thema des Neuromorphen Computings relevanten Themen der Psychologie behandelt. Es gibt eine breite Vielfalt an psychologischen Bereichen. Der wohl wichtigste Bereich für diese Arbeit wird das Themenfeld des *Lernens* sein. Nichts desto trotz werden auch Themen wie beispielsweise die *Mechanismen der Wahrnehmung, des Bewusstseins und der Aufmerksamkeit* oder *Kognitive Prozesse* und die *Funktionsweise des Gedächtnisses* behandelt. Weiterhin wird die Bedeutung von *Intelligenz* diskutiert, wobei auch [freie Gedanken](#) aus dem Kapitel 7 einfließen werden.

3.1 Lernen

3.1.1 Wahrnehmung

3.1.2 Klassische Konditionierung

3.1.3 Verstärkung

3.1.4 Beobachtungslernen

3.1.5 Selektive Aufmerksamkeit

//Pearson Biopsychologie Seite 238

3.1.6 Nozizeption

Die wohl wichtigste Wahrnehmung des Körpers ist die Schmerzempfindung, fachlich *Nozizeption* genannt. Durch Handlungen des Körpers kann er auf lebensgefährdende Reize reagieren und die Gefahr für den Leib durch Reaktion abstellen. Schmerzen entstehen dabei allerdings nicht an dem Ort einer Verbrennung, sondern die unangenehmen Reize werden im Gehirn generiert und verarbeitet. An der Stelle der Verbrennung ist lediglich die Verbrennung selbst. Afferente Nervenbahnen leiten diese Meldung an das Gehirn und hier entsteht das unangenehme Gefühl, um sich umgehend zu schützen und Maßnahmen zu ergreifen. Das ist die niederste Stufe des Lernens um sich aus Gefahrensituationen zu retten. Ein weiteres Beispiel mit höherer kognitiver Verknüpfung sind Bauchschmerzen, die entstehen wenn man etwas schlechtes gegessen hat. Dabei ist den meisten Menschen nicht im direkten Zusammenhang

bewusst, dass das Essen etwa schlecht war, sondern benötigt eine kognitive Verarbeitung, dass die Schmerzen von etwaigen vorher eingenommenen Essen stammen könnte. Sodass der Betroffene daraus lernen kann beim nächsten Essen darauf zu achten, dass die Nahrung frisch sein muss. Dies sind Lernmechanismen die evolutionär entstanden sind und sich nur im Gehirn abspielen.

Weiterhin gibt es chronische Schmerzen, die langanhaltend stattfinden. Dieser Hinweis im Gehirn, weist auf eine falsche Homöostase im Körper hin. Ursachen können dauerhafte unzureichende Nahrungsquellen sein, aber auch Stressfaktoren durch belastende Lebensumstände oder eine subtile inkorrekte Körperhaltung können zur chronischer Nozizeption führen.

Diskussion: Nozizeption bei humanistischen Robotern

// Abschnitt evtl. in anderes Kapitel übertragen

Übertragen auf humanistische Roboter müsste das bedeuten, dass sie im tiefsten Kern ihr eigenes Leben schützen müssen um eine ausreichende Homöostase zu erreichen. Deshalb ist zu klären, wie weit die Homöostase eines humanoiden Roboters gehen darf, wobei vorher geklärt werden sollte in wie weit und in welche Bereiche sich der Begriff der *Homöostase* erstreckt.

//womöglich Schweift dieses Thema bis zu einem Philosophischen Ansatz aus

3.2 Intelligenz

3.2.1 Tirarchische Intelligenztheorie

3.2.2 Multiple Intelligenzen und emotionale Intelligenz

3.3 Personen des Fachbereichs

B.F.Skinner

1904-1990

Abraham Harold Maslow

1908-1970

Ivan Pavlov

1849-1936

Robert Sternberg

1999

Howard Gardner

1983-2002

4 Künstliche Intelligenz

Der Begriff der Künstlichen Intelligenz ist sehr allgemein gefasst. Der Bereich umfasst eine Fülle an Fachdisziplinen, die von der Erforschung grundlegender Basisdefinitionen und Grundlagenbereitstellung, über sehr komplexe mathematische Algorithmen, bis hin zu philosophischen Diskussionen, die von diesen Fachbereich handeln.

In diesem Kapitel werden wir erst den geschichtlichen Hintergrund der KI Forschung beleuchten, danach auf die Grundlagen eingehen und uns schließlich den Lernmethoden widmen.

4.1 Geschichtlicher Hintergrund

Evolutionär gesehen reicht die Geschichte der KI bis in die 1940er zurück. Bereits 1943 wurde das McCulloch-Pitts Neuron *MCP Zelle* vorgestellt. Das technische Neuron funktioniert nach der Logik elektrischer Schaltkreise. Sobald die hemmenden Eingangssignale größer-gleich der erregenden Eingangssignale sind, wird das Ausgangssignal der MCP Zelle inhibitorisch, also ebenso hemmend, logisch gesehen eine Null. Im Gegensatz wird die MCP Zelle leitend, wenn die erregenden Eingangssignale größer als die hemmenden Eingangssignale sind. Damit wurde theoretisch die erste elektrische Zelle entwickelt, die einem ersten technischen Prototyp eines biologischen Neurons ähnelt.

Im weiteren Verlauf der KI Geschichte wurde 1949 die erste Lernmethode von Donald Hebb aufgestellt. Die sog. *synaptische Plastizität* der neuronalen Verbindungen wurde in die einfache Regel gegossen: was zusammen *feuert*, verbindet sich zusammen (*What fires together, wires together*).

In den 1950er Jahren wurden weitere Meilensteine der KI gesetzt, wie beispielsweise 1951 das SNARC Netzwerk von Marvin Minsky und Dean Edmonds, sowie 1956 der Ergründung der Kybernetik, angewendet auf KI von John McCarthy, Marvin Minsky, Claude Shannon und Nathaniel Rochester. Die Kybernetik fand seine Anfänge in den 1940ern von Norbert Wiener und ist ein wichtiger Bestandteil steuernder und regelnder Systeme im allgemeinen Sinn.

Die Entwicklung des Perceptrons war 1957 ein weiterer Meilenstein der KI Forschung von Frank Rosenblatt. 1959 wurde das Adaline und Madaline von Bernard Widrow und Marcian Hoff entwickelt. Es hatte vorerst die Aufgabe die Wahrscheinlichkeit von nachfolgenden Bits in einer Telefonleitung zu berechnen und dadurch Echos zu vermeiden.

Nach Anbruch des *KI Winters* schienen die 1960er und 1970er Jahre trotz fehlender Investitionen in diesem Fachbereich sehr erfolversprechend für die KI Forschung. 1972 nach Kohonens *Assoziativspeicher*, Lighthills *Lighthill Report* 1973 und Paul Webos *Backpropagation* Vorschlag 1974 wurde 1980 das *Neocognitionnetzwerk* von Fukushima entwickelt. Das Modell basiert auf dem selbst erfundenen *Cognitron*. Durch seine Forschung wurde es möglich durch Anwendung von *Faltungsalgorithmen* Muster zu erkennen, wenn auch die Computertechno-

logie nicht die nötigen Rechenkapazitäten vorweisen konnte, die für heutige *Convolutional Neuronal Networks* benötigt werden, war Fukushima der Wegbereiter für viele der heute genutzten Lernmethoden von KI Algorithmen.

Nur zwei Jahre später wurde von John Hopfield das *Hopfield Netzwerk*, das auf Rückkopplung basiert, erfunden. Das zu Englisch sog. *Recurrent Neural Network* gibt das Ergebniss von MCP Zellen wieder in das Netzwerk zurück. Dabei sind alle Neuronen miteinander verbunden, außer mit sich selbst. Dadurch wird nur ein Layer mit dem Input und Output benötigt. (44)

In nachstehender Abbildung 4.1 sind die genannten Meilensteine in einer übersichtlichen grafischen Darstellung aufbereitet.

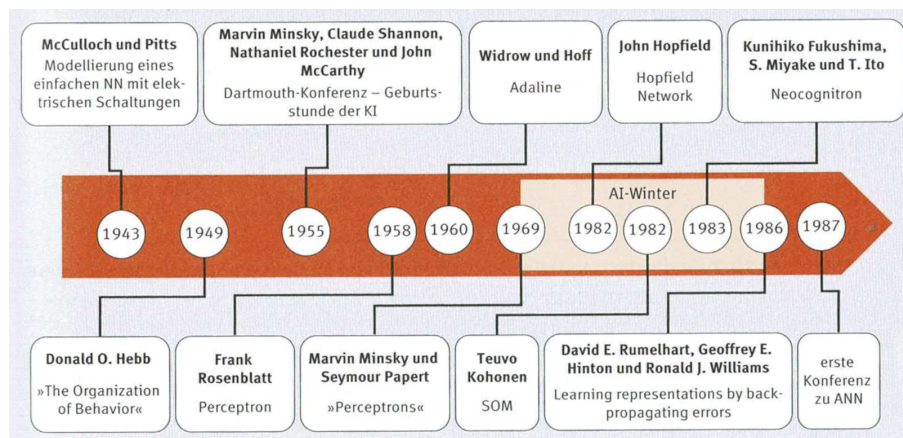


Abbildung 4.1: Geschichte der KI Forschung ab 1940

Nach dem *KI Winter* und der 1982 stattfindenden US-Japan Konferenz zu *Cooperative/ Competitive Neural Networks*, wurden wieder indirekt finanzielle Investitionen in der KI Forschung getätigt und beschleunigte die Hardwareentwicklung unter Berücksichtigung der KI Themen. Die fünfte Generation der Computerhardware erhöhte die Anzahl der zusammengeschalteten CPUs und des Hauptspeichers. Dadurch hatten die Algorithmen mehr Rechenleistung die zur Simulation der technischen Neurone benötigt wurden, um die Lernmethoden anzuwenden.

1986 publizierten Rumelhart, Hinton und Williams ein Verfahren das sich auf Voraussageberechnungen mit anschließender Fehlerkorrekturberechnung stützt, indem das Ergebnis zurück in das Eingangssignal gespielt wird und somit eine neue Berechnung stattfindet, um die Gewichtungen zu stärken oder zu schwächen, das sog. *Backpropagation* Verfahren.

In den 1990er Jahren wurden weitere Ansätze entwickelt, wie beispielsweise 1997 das *Long-short-term-memory* LSTM von Sepp Hochreiter und Jürgen Schmidhuber. Es löst Probleme effektiver als das *Q-Learning* und baut dabei ein Langzeitgedächtnis auf. Es löst Aufgaben, die zuvor noch von keiner herkömmlichen Architektur gelöst werden konnte.

Das Zeitalter der medienwirksamen Sensationen bricht mit den 2000er Jahre an. Das Gewinnen eines Go-Spiels der Firma DeepMind von einer technischen Maschine namens Alpha-Go gegen den besten Go-Spieler der Welt Lee Sedol 2016 löste Staunen aus. Die Weiterentwicklung im Dezember 2017 mit verbesserter Algorithmik wurde ebenfalls zu einem medialen Event. Möglich wurde diese Entwicklung auch durch die ständige Erweiterung von Rechen-

kapazitäten, woraus die *Deep Neuronal Networks* von Geoffrey Hinton und seinen Kollegen bereits 2006 profitierten. Er stellte mehrschichtige neuronale Netze in seinem Paper *A fast learning algorithm for deep belief nets* vor, worauf das Training der Alpha-Go Algorithmen basierten.

2014 kam Ian J. Goodfellow und seinen Kollegen die Idee KI Maschinen voneinander lernen zu lassen. Das *Generative Adversarial Networks* GAN besteht aus einem Diskriminator, also einem Klassifikator und einem Generator, also einem Ersteller. Der Generator konnte aus einer kleinen Datenbank an handgeschriebenen Zahlen selbst Zahlenbilder erstellen und sendet diese an den Diskriminator, der unterscheiden sollte, ob die Zahl *echt* oder *erfunden* war. Durch wiederkehrende Rückführung des Ergebnisses an den Generator (Backpropagation), konnte er lernen bessere handgeschriebene Zahlen zu erstellen. (44)

In nachstehender Abbildung 4.2 sind die zuletzt genannten Meilensteine in einer übersichtlichen grafischen Darstellung aufbereitet.

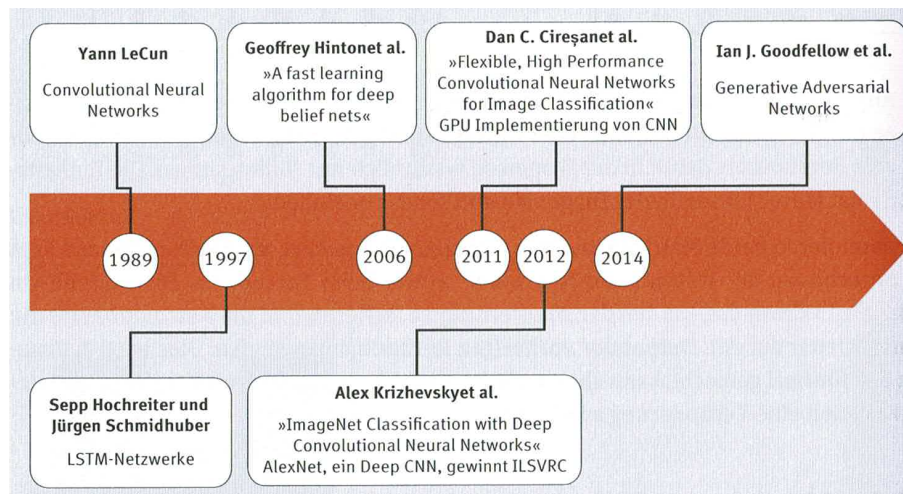


Abbildung 4.2: Geschichte der KI Forschung ab 1990

// Meilensteine in den 2020ern - chatgpt - open source projekte z.B. Mistral

4.2 Lernmethoden herkömmlicher KI

Grundsätzlich gibt es drei übergreifende Methoden auf die ein Algorithmus zum Lernen zurückgreift. Zum einen das *überwachte Lernen*, welches auf Erfahrung und bereits vorhandenes Wissen basiert. Hierfür gibt es Datensätze, die bereits klassifiziert sind und die der Algorithmus einstudieren kann, um beispielsweise zu verstehen, dass eine handgeschriebene *fünf* die Zahl fünf bedeutet, indem das Ergebnis der Verarbeitung bereits mitgeliefert wird. Eine feinere Unterteilung dieser Lernalgorithmen besteht aus Klassifikation und Regression. Weiterhin gibt es das *Unüberwachte Lernen*. Bei diesem Lernverfahren, gibt es wie beim unüberwachten Lernen einen Eingangsdatensatz, allerdings fehlen hier die Ergebnisse zu überprüfen der Ausgabe. Der Algorithmus muss eigenständig nach Mustern und Kontexten suchen und sich dabei selbst korrigieren. Eine feinere Unterteilung dieser Lernalgorithmen

besteht aus Clustering und Assoziation.

Ein anderes Lernverfahren ist das *bestärkte Lernen*, wobei das psychologische Model der Verstärkung aus dem Bereich der *klassischen Konditionierung* nach Skinner verwendet wird, um den Algorithmus bei einer richtigen Antwort zu *belohnen*.

4.2.1 Feedforward network

4.2.2 Convolutional neuronal network

Das Convolutional neuronal network CNN aus den *Feedforward* Netzwerken basiert auf dem mathematischen Prinzip der *Faltung*. Diese Art der Verarbeitung ist prädestiniert für die Prozessierung von Bildmaterial. Durch die Faltung des Eingangsbildes werden 3x3 oder 5x5 Pixel Filter angewendet, die Muster, Strukturen, Linien, Kanten etc. erkennen. Durch immer kleinere Zerlegung der vorgefilterten Bildelemente, was durch mehrere hintereinander gelagerte Ebenen sog. *Feature Maps* erfolgt, werden die Muster danach in einem Prädiktionsalgorithmus in diverse Klassen eingeordnet. Die *Feature Maps* sind anfangs starr vorgegeben, werden aber mit der vielzahl an Bildern angepasst und verändern sich durch das Lernen von speziellen Musterwiederholungen.

// Bild zur Veranschaulichung einfügen

4.2.3 Pattern learning

//Pattern discovery?

4.2.4 Backpropagation

4.2.5 Recurrent neuronal network

4.2.6 Leaky integrate and fire

Der *Leaky Integrate and Fire* LIF Algorithmus ist eine mathematische Beschreibung der Funktion einer biologischen Synapse, übertragen auf ein technisches System. Ein Neuron lädt sich bei einkommenden Signalen auf. Aber es tendiert ebenso die Ladung durch das R-C-Glied über die Zeit zu verlieren. Das Neuron muss somit immer wieder *aufgeladen* werden, um ein Aktionspotential das über einen Schwellwert steigt zu erzeugen und schließlich an andere Neurone zu *feuern*, wenn es längere Zeit kein Input anliegt. Die mathematische Formulierung des Membranpotentials $V(t)$ lautet:

$$\tau_m \frac{dV(t)}{dt} = -(V(t) - V_{\text{rest}}) + R_m I_{\text{syn}}(t) \quad (4.1)$$

wobei

- $\tau_m = R_m C_m$ – die Membran-Zeitkonstante (Produkt aus Membran-Resistenz (R_m) und Kapazität (C_m))
- V_{rest} – das Ruhepotential
- $I_{\text{syn}}(t)$ – der gesamte synaptische Strom (Summe aller eingehenden Beiträge) und
- R_m – die Membran-Resistenz

sind.

Das mathematische Modell geht auf den französischen Physiologen Louis-Emile Lapicque zurück, der 1907 diese Gleichung das erste mal veröffentlichte. Später wurde sie als LIF verwendet.

4.2.7 Kohens SOM

4.2.8 Q-Learning oder Temporal Difference Learning

Der bestärktes Lernen Algorithmus Q-Learning wurde 1989 von Chris Watkins entwickelt.

4.2.9 Large Language Model LLM

5 Neuromorphes Computing

Neuromorphes Computing ist ein System, um Informationen zu verarbeiten. Wie der Name bereits vermuten lässt *neuro:= Nerv, morph:= Gestalt*, wird dabei das biologische Vorbild des Nervensystems als Grundlage zur technischen Nachahmung genutzt. Es ist eine nicht ganz neue Fachdisziplin, aber erhält durch die Grenzen der herkömmlichen Technologien eine immer größere Anziehungskraft für Forschende und letztendlich für industrielle Projekte.

Die Informationsverarbeitung findet dabei parallel statt. Neuartige Sensoren, die für den Dateninput sorgen, sind essenziell, um eine neuromorphe Bearbeitung zu gewährleisten. Das System, bestehend aus einem künstlichen neuronalen Netz, das physikalisch dem biologischen Vorbild ähnelt wird mit Spikes *gefüttert* und prozessiert die Signale je nach Gewichtung bzw. Leitfähigkeit des einzelnen Neurons. Kommen genügend Signale in einem floatenden Zeitfenster an, *feuert* das Neuron durch sein technisches Axon über eine synaptische Verbindung zu einem dendritischen Eingang eines weiteren Neurons. Dieser Prozess spielt sich parallel zu anderen Neuronen ab, die ebenfalls miteinander verbunden sind. Das ist die Essenz des neuromorphen Systems.

//Um die Verarbeiteten Daten zu nutzen sind neuromorphe Aktoren wünschenswert?

5.1 von SpikeNet bis zum Terabrain Project

Entwickelt wurde das Softwareprogramm SpikeNet vom Franzosen Arnaud Delorme bereits im Jahr 1999. Das Event-getriebene Programm kann einkommende Signale in einem Array von Synapsen verarbeiten und leitet immer dann, wenn ein Grenzwert überschritten wird, an den Ausgang weiter. Damit "feuert" die Synapse, wird leitend und wird für die nächste Verarbeitung (Event) verwendet. Somit konnte damals schon ein Gehirn in Echtzeit nachgeahmt und simuliert werden. Das funktionierte solange keine Synapsen gefeuert haben (wahrer Sarkasmus). Ebenso gab es das Problem, dass der Avalance Effekt auftreten konnte, sich Synapsen zu exzitatorisch verhalten haben und dadurch kein brauchbares Ergebnis ausgegeben werden konnte. Das änderte sich mit der Möglichkeit die Gewichtung und Grenzwerte/Aktivierungspotential mit Gleitkomma zu berechnen. Es gab weitere Entwicklungen wie das *NEM* Konzept oder das *JAST* Programm. Aus diesen Ideen resultierte das *Terabrain Project*, welches mit einem herkömmlichen Apple M2 Notebook Schaltung arbeitet und die Programmiersprache Swift nutzt. (21)

5.2 In-memory computing

Aufgrund des Flaschenhalses (Memory Wall) zwischen dem Speicher und der CPU bei der herkömmlichen von Neumann Architektur und der damit verbundene zeitliche und energetische Aufwand, musste man sich eine neue Architektur der Computerverarbeitung die dem biologischen Neuronalen Vorbild näher steht ausdenken. Also wurde die Memory Wall aus dem System eliminiert und man hat die Verarbeitung der Daten in den Speicher transferiert. In herkömmlichen Deep Learning verfahren werden Synapsen und Neuronen simuliert und mithilfe von Gewichtungen über Gleitkomma gerechnet. Durch das bisherige hin und her Schieben der Daten aus dem Speicher in die CPU und wieder zurück, hat es viel Zeit gekostet und die Daten konnten sukzessiv berechnet werden. Bei in-memory computing wird diese Berechnung der synaptischen Verbindungen in analoge Schaltungen gegossen. Die Verarbeitung findet also direkt dort statt, wo die Daten gespeichert werden. Dabei kommen die Daten parallel in den Speicher und werden je nach Intensität des Signals entsprechend der Speicher gesetzt. Dieses von vielen verschiedenen Verfahren wird z.B. konkret in einem RRAM implementiert. Dieses soll dem LTP und LTD aus dem biologischen neuronalen Vorbild der Speicherung von Daten im Gehirn nachempfunden werden. Wobei die Intensität/Gewichtung (vorher durch Gleitkommaarithmetik) durch die Amplitude und der zeitlichen Abstände der anliegenden addierten Spannungen aus den Eingangsneuronen in Korrelation zu den Ausgangsneuronen nachempfunden werden. Es gibt weitere Verfahren wie Phase Change Memory PCM und Magnetoresistive RAM MRAM. Vorteile sind die Taktunabhängigkeit und Energieeffizienz. Diese Speicher sind volatil und stochastisch. Rauschen und Verschiebungen sind Bestandteil der Speicherung. Diese vermeintlichen Nachteile können wiederum Vorteile sein.

5.3 Speicherbausteine neuromorpher Schaltungen

5.3.1 Memristor

Ein Memristor ist ein analoges Speicherelement aus der Elektrotechnik. Es wurde bereits 1971 vom Physiker Leon O. Chua erfunden. Es ist das vierte einzuordnende übergeordnete analoge passive Elektronikelement, das die Überlagerung zwischen Widerstand, Induktion und Kapazität schließt.

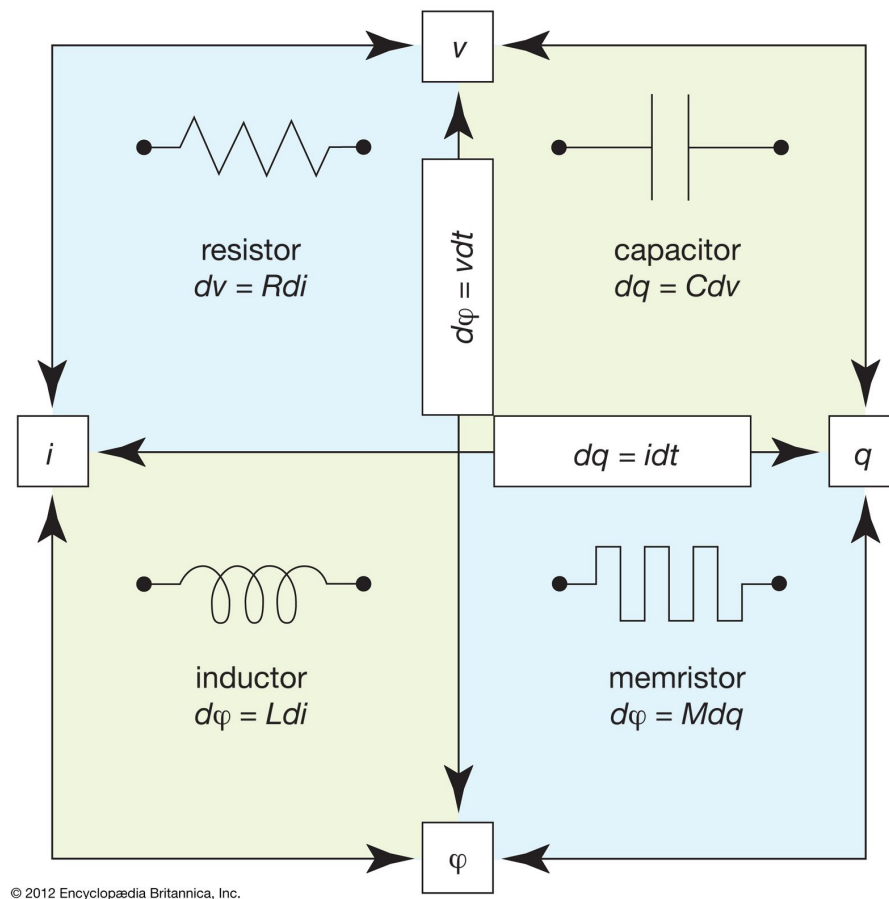


Abbildung 5.1: Einordnung Memristor

Die Zusammensetzung des Namens ist ein Kofferwort bestehend aus *Memory* und *Resistor*.

Der Memristor bekommt nun durch den technologischen Fortschritt und den Forschungs- und Entwicklungssog des IMC eine größere Bedeutung. Erst 2007 wurde ein erster physikalischer Prototyp entworfen und funktioniert, wie in der Theorie beschrieben. Dem Bionischen Vorbild nachgeahmt sind die Signale, die an einem einzelnen Speicherelement ankommen nicht in zwei Zustände einzuteilen, wie man es bei herkömmlichen flüchtigen Speichern kennt, sondern ein Speicherelement wird erst durchgängig und leitend, wenn eine bestimmte Eingangsschwelle an Spannung überschritten wird. Wie auch bei Neuronen, muss das Eingangssignal, eine gewisse Spannungsamplitude über die Synapsen von vorgeschalteten Neuronen anliegen, um selbst leitend zu werden und somit das eigene Signal an weitere Neuronen leiten zu können. Um sinnvoll mit dieser Art von Speichern arbeiten zu können muss entsprechend die eingehenden, wie auch die ausgehenden Signale eine andere Zusammensetzung haben als bei herkömmlichen deterministischen Rechensystemen, wie in Abschnitt 5.4 erklärt wird. (14)

Wie bereits aus der Beschreibung und möglichen Anwendungsszenarien herauszulesen ist, ist ein Memristor eine gute Basis um ein künstliches Gehirn nachzuahmen. Weitere IMC Speichertechniken werden folgend beschrieben.

5.3.2 Phase Change Memory und seine technischen Möglichkeiten

Die Phase Change Memory Technologie geht auf die 1960er Jahre zurück, wo Robert Ovsinsky an der Stanford Universität die fundamentalen Mechanismen eines solchen Speichers erarbeitet hat. PCM macht sich das Material Germanium Antimony Tellurium (GST) Aluminium zu nutze indem es die Phasenzustände durch einwirkende Thermik wechselt. Dabei wechseln die Zustände vom amorph in den kristallinen über und representieren somit die Zustände Null und Eins eines binären Speichers.(43) Eine Schematische Darstellung der Phasenänderung stellt Abbildung 5.2 dar.

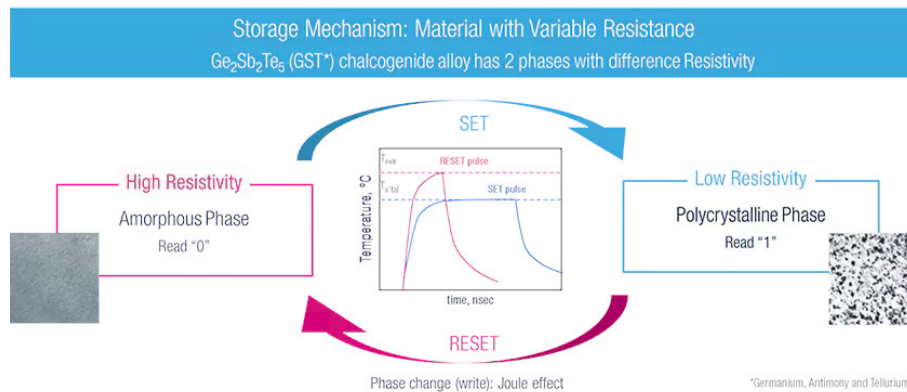


Abbildung 5.2: Schematische Darstellung eines PCM

Aktuelle Forschungsgebiete beschäftigen sich mit der Anwendung des biologischen Vorbildes der Spike Time Dependent Plasticity STDP auf die relativ neue Speichertechnologie. Die Funktionsweise von STDP wird in Abschnitt 2.3.13 erklärt. Erste Forschungsergebnisse dieses Forschungsverbundes wirken sehr vielversprechend. (4) Basierend auf 1T1R Schaltungen, wie in Abbildung 5.3 dargestellt, konnte bereits durch Experimente gezeigt werden, dass die Zusammenschaltung der PCM Arrays ohne voriges Lernen des Systems Muster wie beispielsweise handgeschriebene Zahlen erkannt werden können.

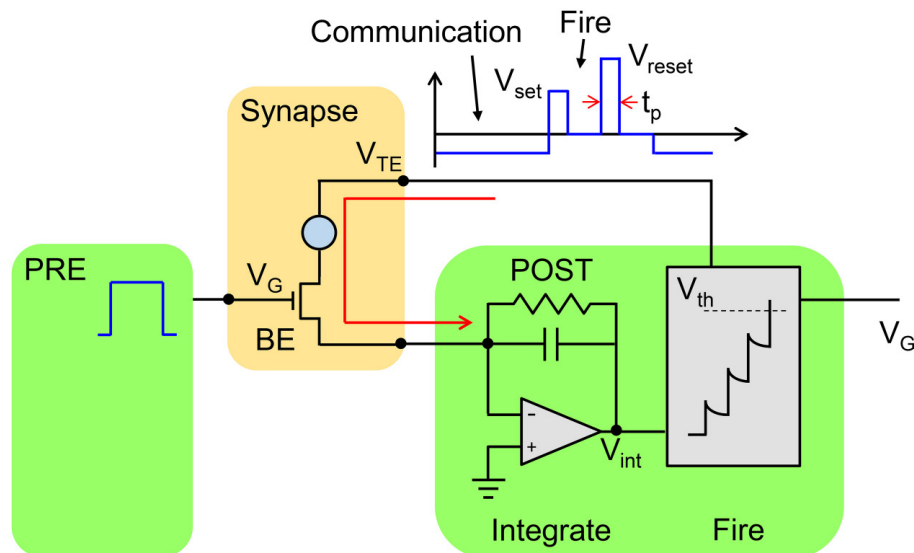


Abbildung 5.3: PCM 1T1R Schematik

Dabei werden wiederkehrende Inputs durch Pre-Spikes in der 1T1R Schaltung verstärkt und durch Post-Spikes das Rauschen unterdrückt. Die Gewichtungen der Inputdaten werden durch die Rückkopplung in die *Synapse* zurück *gefeuert*. Liegt ein presynaptisches Signal zeitlich vor dem Postsynaptischen *feuern* an, dann wird der PCM kristallin und leitend. Liegt im Gegensatz ein presynaptisches Signal nach dem postsynaptischen *feuern* an, wird der PCM amorph und dadurch undurchlässig für Signale, je mehr der zuletzt beschriebenen Signale anliegen.

Durch das Zusammenschalten der 1T1R Elemente in ein NxM Array (Abbildung 5.4) wurde bereits durch anlegen von handgeschriebenen Zahlen aus der MNIST Datenbank bewiesen dass solch ein Array selbst lernen kann welche Zahl eingelesen wird und verstärkt bzw. schwächt die eingehenden Signale.

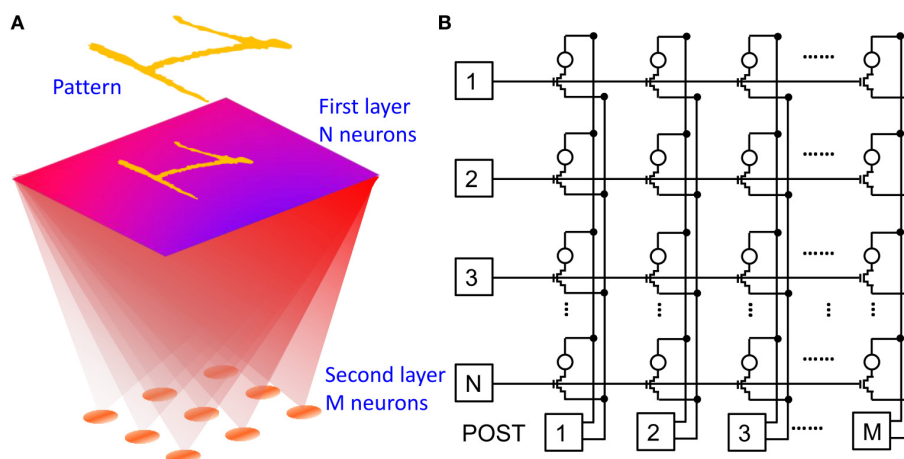


Abbildung 5.4: Neuromorphes Netzwerk aus 1T1R Schaltelementen

Das Array wird mit weiteren Ebenen von Arrays verbunden, ...

// Erklärter Darstellung

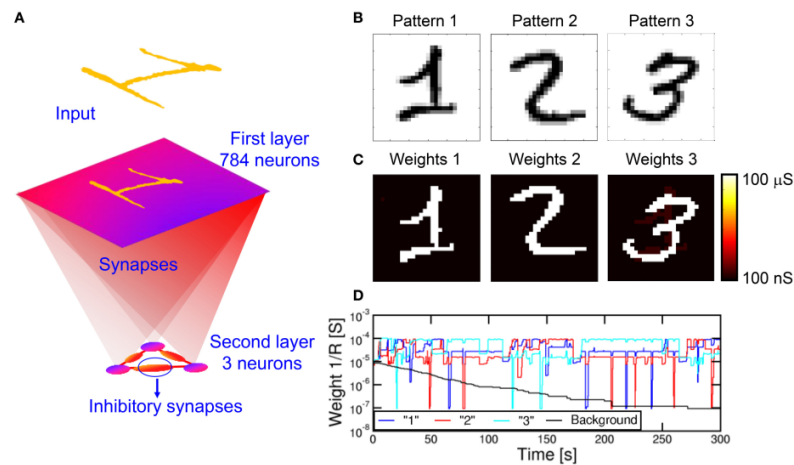


Abbildung 5.5: Ergebnis unbeobachtetes STDP PCM Lernen

Diese simulativen Experimente wurden 2015 von [Daniele Ielmini](#) und seinem Team durchgeführt und veröffentlicht.

5.3.3 Resistive RAM ReRam und seine potentiellen Anwendungen

Ein RRAM oder ReRAM ist ein deutlich kleinerer und schnellerer Speicherbaustein als ein herkömmlicher CMOS Speicher, realisiert mit Transistoren. Dadurch eröffnet er neue Einsatzmöglichkeiten.

// Funktionsweise erläutern

Auf Basis dieses Speicherbausteins gab es zwei Jahre nach den Experimenten mit [PCM](#) ebenfalls Experimente in Verbindung mit dem vom Gehirn inspirierten STDP Verfahren von [Daniele Ielmini](#) und seinem Team. (16)

//Erläuterung hinzufügen

5.3.4 Magnetoresistive RAM

5.4 Peripherie

Neuromorphe Speicher funktionieren stochastisch. Dadurch sind herkömmliche Sensoren, wie Kameras mit einem seriellen Übertragungsprotokoll unzuverlässig. Der Eingang von Signalen in den Speicherbaustein sollte parallel erfolgen. Das bionische Vorbild verarbeitet ebenso Signale parallel mit einem niederfrequenten gammawelligen Takt. /*darauf näher eingehen*/ Als Peripheriegeräte können die fünf klassischen sensorischen Systeme aus der Tierwelt angewendet werden. Visueller, auditiver, haptischer, gustatorischer und der olfaktorische Sinn. Der

visuelle und auditive Sinn sind bereits in diversen Geräten verbaut. Wenn sich ein Gerät allerdings *menschlich* verhalten soll wie beispielsweise ein humanoider Roboter müssen gleichsam die anderen Sinne angesprochen werden. Der Haptische Sinn ist nach aktuellen Forschungsstand bereits umsetzbar, allerdings sehr kostspielig.(11) Der gustatorische und olfaktorische Sinn finden bei aktuellen humanoiden Robotern allerdings wenig bis gar keinen Einsatz. Elektronische Geräte die olfaktorische Eindrücke in elektrische Signale umwandeln sind bisher sehr schwer, groß und energieintensiv gewesen. Die Miniaturisierung dieser Geräte nimmt aufgrund des industriellen Interesses immer mehr Fahrt auf.(8) Da diese Sinne einen großen Beitrag zur Verarbeitung von Umwelteindrücken speziell bei humanoiden Robotern leisten. Ebenso statische Computersysteme profitieren von den Erfahrungen der humanoiden Roboter, wenn sie alle Sinneseindrücke miteinander verknüpfen können. Wenn beispielsweise eine Katze nicht nur bildlich klassifiziert werden kann, sondern ebenso ein haptischer Eindruck wie das flauschige Fell oder der olfaktorische Eindruck mit diesen Entitäten ganzheitlich verbunden werden kann. Dadurch können Emergenzen in Form von Daten entstehen, die ein Menschen nicht mehr klassifizieren oder identifizieren kann. Entsteht etwa so maschinelles [Bewusstsein](#)? Das Zusammenspiel aller Sinneseindrücke, wenn auch nur teilweise subtil, ergeben eine gesamtheitliche Entität des wahrgenommenen.

Im Nachgang werden die wichtigsten peripheren Sinne erläutert und diskutiert wie sie nach ihrem bionischen Vorbild in neuromorphen Systemen umgesetzt werden.

5.4.1 Visuel

Um neuromorphe Schaltungen mit visuellen Daten zu *füttern* werden eventbasierte Kamerasysteme eingesetzt. Die sog. *Dynamic Vision Sensoren* DVS sind an das Prinzip der [retinalen Neuronen](#) angelegt. Wenn sich in einem Pixel etwas ändert, dann werden auch veränderte Signale gesendet. Solange ein Pixel immer den gleichen Input hat bleibt das Signal bestehen. Im Vergleich zu herkömmlichen sequenziellen Kamerasystemen, meist mit CMOS Sensoren, werden dadurch weniger Daten generiert und nur dann wenn sich im Video etwas ändert.

Darauf aufbauend folgt üblicherweise ein [CNN](#), das die Details des aktuellen Inputs verarbeitet. Die resultierenden Muster werden zuletzt klassifiziert oder geclustert.

Eine Art von eventbasiertes Kamerasystem sind die sog. *retinomorphischen Sensoren*. Sie reagiert nur auf Veränderungen in der Lichtintensität und sendet ein Signal aus. Somit können bewegte Objekte gut verfolgt werden. Basierend auf einer Art Kondensator, der auf vier verschiedenen Materialsichten aufbaut, wird das Bauteil entsprechend der Lichtintensität aufgeladen und verändert damit die Spannung im nachgeschalteten Widerstand. Die Abbildung 5.6 zeigt den Schematischen Aufbau und dessen zeitlichen Verlauf im Diagramm. (6)

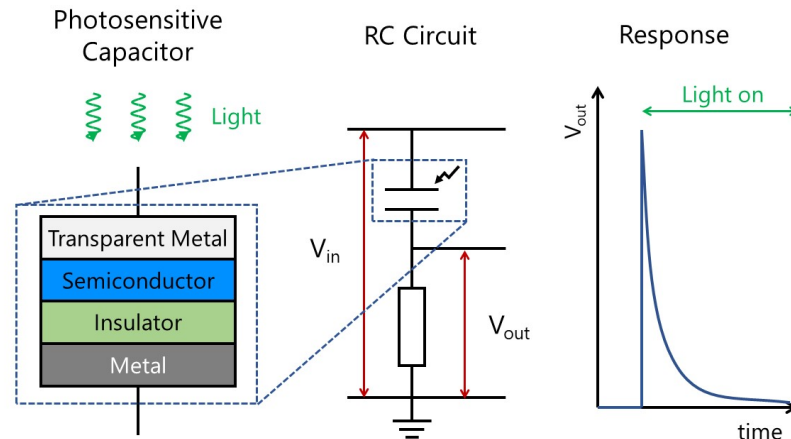


Abbildung 5.6: Retinomorphie Sensor

Die Änderung der Ladung resultiert in einer Spannungsamplitude am Widerstand. Dieses Signal kann zur Weiterverarbeitung in einem NN genutzt werden.

Eine weitere eventbasierte Kameraart ist der *Active Pixel Sensor* APS.

Es gibt bereits Produkte die mit neuromorphen visuellen Systemen verfügbar sind. Beispielsweise SPECK von der Firma [SynSense](#). (2)

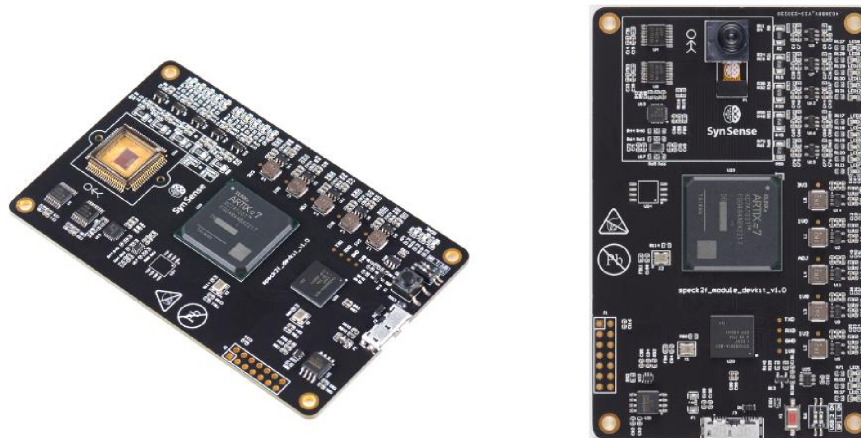


Abbildung 5.7: SPECK Entwicklerboard

Dieses Entwicklerboard beinhaltet die eventbasierte Kamera mit einem nachgelagerten neuromorphen Computerchip, der die eingehenden Signale in auswertbare Daten *faltet*. Der Entwickler muss in einem separaten Programm ein Neuronales Netz trainieren und den Einsatzzweck damit deutlich machen. Soll beispielsweise ein Katze oder ein spezieller Gegenstand erkannt oder sogar Verhalten von Menschen analysiert werden. Der neuromorphe Computerchip hat eine I2C Kommunikationsschnittstelle über die er mit dem über gelagerten System kommunizieren kann. Prädestiniert ist das DVS System für *embedded Systems* Anwendungen, wie humanoide Roboter oder autonom agierende Fahrzeuge bei dem die Energieressourcen

begrenzt sind.

Beim **bionischen Vorbild** bewegt sich die *Kamera*, also das Auge und gibt dem Gehirn seine Propriozeption als Information zurück. Diese Lageerkennung der Kamera oder des Auges ist erheblich, um das Bild im Gehirn oder im NN als 360° Bild zu assoziieren und im Speicher zu hinterlegen. Selbst wenn ein Teil des Raumes nicht wahrgenommen wird, kann mithilfe der 360° Information angenommen werden wie die Verhältnisse der Umgebung im Zusammenspiel mit der aktuellen Handlung zum Tragen kommen können. Deshalb wird ist es sinnvoll in die DVS einen IMU Sensor unterzubringen. Die eingehenden Bildsignale und die Veränderung der Lage im Raum, werden verknüpft und tragen zu einem gesamten Umgebungsverständnis bei.

Für DVS Kameras werden bereits diverse CNNs entwickelt, um die Menge an Spikes zu klassifizieren und dabei das begleitende Rauschen zu unterdrücken. Erste vielversprechende Ergebnisse sind bereits von zwei deutschen Firmen publiziert worden. Die Resultate von Michael Pfeiffer und seinem Team am Bosch KI Forschungszentrum in Renningen bei Stuttgart und Michael Neumeier, von der Firma Fortiss GmbH aus München. Ziel ist es, die Verarbeitung effizienter und genauer zu gestalten, als es serielle Algorithmen umsetzen.

Michael Neumeier setzt dabei auf ein *zweiströmiges Spike Netz*, wobei der ventrale und dorsale Datenstrom der Spikes, auf Grundlage des biologischen Vorbildes genutzt wird. Eine Neuerung zu bisherigen Vorgehensweisen ist, dass diese Ströme voll trainierbar sind mit weniger voriger spezifischer Ausrichtung der Gewichtungen. Die Ergebnisse zeigen, dass bei 20% der Trainingsdaten (aus der THU EACT-50 Datenbank) eine 2%ige Verbesserung zu bisherigen Algorithmen erzielt wird. Zusätzlich werden weniger synaptische Operationen benötigt, was sich positiv auf die Energieeffizienz auswirkt. (29)

Des Weiteren werden Methoden entwickelt, die eine Konvertierung der ANN Algorithmen auf SNNs für DVS Kameras zu ermöglichen. Der Transfer auf neuromorphe Schaltungen ist aufgrund einer anderen mathematischen Zeitintegration herausfordernd. Im herkömmlichen CPUs geschieht das sequentiell mit gleichbleibenden Zeitschritten, wohingegen neuromorphe Schaltungen mit differenzierten zeitlichen Impulsen funktionieren. Mithilfe des TrueNorth Entwicklerboard von IBM wurden verschiedene Algorithmentransfers erprobt, wobei unterschiedliche Datensätze zum Einsatz kamen. Die Genauigkeit der Ergebnisse ist gleich auf mit herkömmlichen ANNs und verbessert sich durch *spatio-temporale* Querverbindungen, wodurch sich die Latenz durch das schnellere Feedback in den Ergebnissen verringert. Was das positive Ergebnis unterstreicht, ist die bessere Energieeffizienz verglichen zu seinem ANN Ursprung. (36)

5.4.2 Auditiv

Um direkt mit einem Beispiel eines auditiven neuromorphen Systems einzusteigen, ist die XyloAudio Schaltung von SynSense zu nennen. Diese Schaltung funktioniert analog zur SPECK Schaltung und wird mittels einer separat trainierten KI gespeist. Ebenfalls kann auf Ergebnisse über eine I2C Schnittstelle zugegriffen werden.

Nicht nur durch die Robotik, sondern auch durch die Hörgerätehersteller wird in die Ent-

wicklung neuartige Audioschaltungen investiert. Das MEMS-Sensorsystem vom Fraunhofer Institut für Digitale Medientechnologie aus Illmenau ahmt das menschliche Hörsystem durch eine neuromorphes Sensorsystem nach. Dabei ..

(3)

5.4.3 Haptik

5.4.4 Gustativ

5.4.5 Olfaktorisch

5.4.6 Propriozeption

diskutiert

5.5 Forschungs- & Förderungsprogramme

Neurotec II

TEMPO

5.6 Deutsche Firmen für neuromorphe Systeme

SynSense

Die Züricher Firma Synsense beschäftigt sich schon seit 20 Jahren mit dem Thema der Neuromorphen Schaltungen. //ausbaufähig

GemSys

Die Firma GemSys ist ein Spin-off der Universität in Bochum und wird durch den Neurotec II Entwicklungsfond??? gestützt. //ausbaufähig

Fortiss GmbH

Die Münchner Fortiss GmbH wurde ... gegründet und beschäftigt sich allgemein mit dem Thema der KI. Ein Fachbereich forscht an neuromorphen Schaltungen. Unterstützt durch den bayrischen KI Förderungsfonds und einigen privaten Geldgebern, macht die Firma durch einige innovative Forschungsergebnisse auf sich aufmerksam.

SpiNNaker

(34) //Dresden, ursprünglich Manchester

5.7 Neuromorphe Schaltungen in der Praxis

Intel Loihi

(32)

IBM TrueNorth und NorthPole

(33) //TrueNorth aus einem Darpa Projekt Namens SYNAPSE. NorthPole successor.

Akida BrainChip

(30)

BrainScale-2

An der Universität in Heidelberg wird ein beschleunigter spiking neuromorpher *system on a chip* entwickelt. (31)

Stanford Neurogrid

Innatera

Das niederländische Unternehmen Innatera

5.8 Personen des Fachbereichs

Im Folgenden wird eine Zusammenfassung der Erkenntnisse diverser bekannter Stimmen aus diesem Fachbereich gegeben.

Johan Mentink

Eine gute grafische Aufarbeitung die alle Firmen, Institute und Hochschulen darstellt, die an neuromorphen Systemen arbeiten, bietet Johan Mentink in seinem Vortrag (26) über Neuromorphes Computing, mit der Einteilung in ihren Kompetenzbereichen.

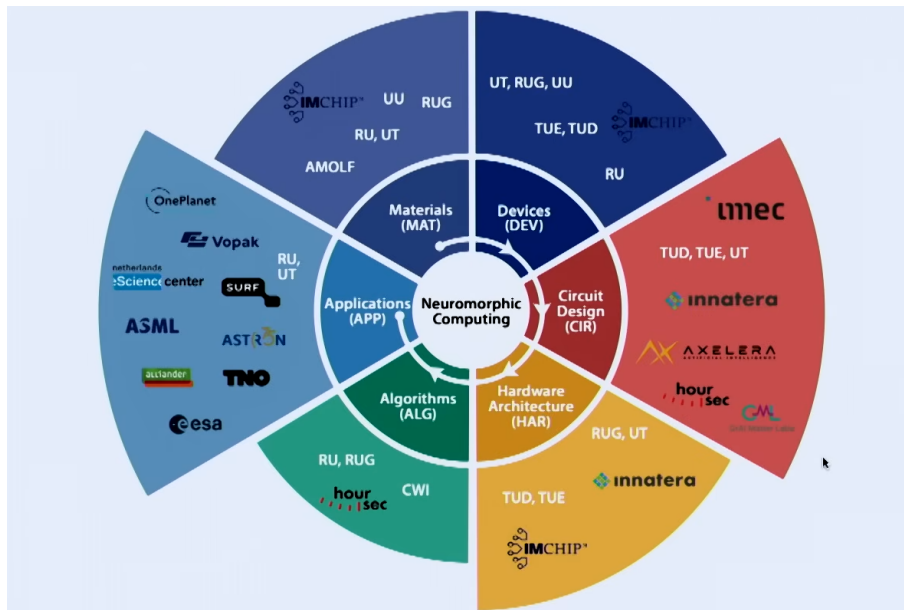


Abbildung 5.8: Firmen in neuromorphe Systeme

Mit dem ersten Blick stellt man fest, dass der Bereich des Neuromorphen Computing eine hohe Aufmerksamkeit genießt. Es gibt viele namhafte Halbleiterfirmen und einige hochrangige Hochschulen, die in dieser Disziplin forschen und entwickeln. Des Weiteren zeigt er eine europäische Landkarte in Abbildung 5.9, auf welcher die Firmen und Institutionen mit Ihrem Sitz eingezeichnet sind.



Abbildung 5.9: Internationale Karte neuromorpher Forschung

In seinem Vortrag unterstreicht er die Grenzen der konventionellen Computertechnologie und unterbreitet Lösungsansätze. Dabei zeigt Mentink die Anzahl der historisch einsetzbaren

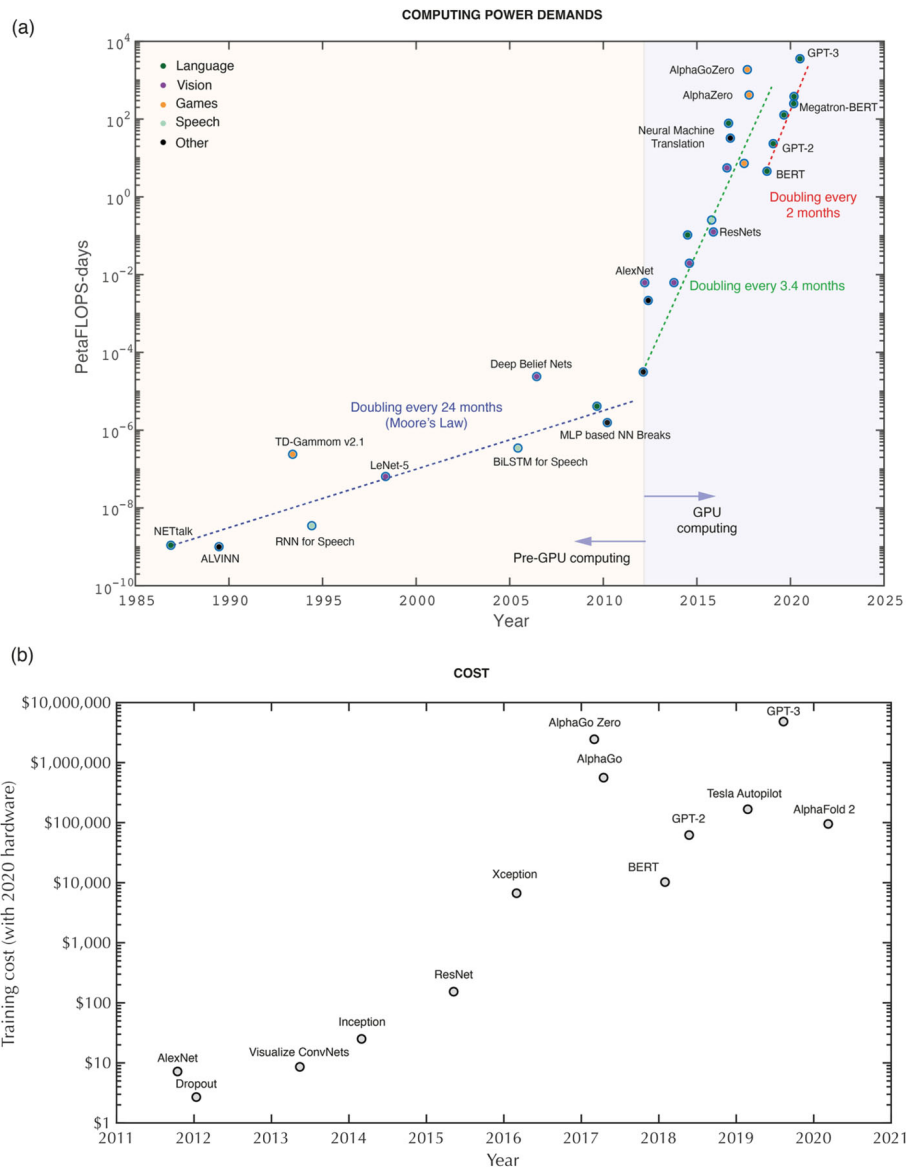


Abbildung 5.11: Grenzen der aktuellen KI Entwicklung: (a) Energienachfrage konventioneller Computer Hardware/ Software, (b) Kosten für Deep Learning Einsatz mit konventioneller Hardware

Daniele Ielmini

Daniele Ielmini (IBM) erläutert ebenfalls, warum man neuromorphe Chips für künstliche Intelligenz verwenden sollte.

IBM stellte alle Prozessoren aus der Historie in einem Diagramm zusammen, welches den Zusammenhang zw. der Prozessorklock und der Leistungsdichte darstellt. Bemerkenswert an dem Diagramm ist, dass alte CPUs mit wenig Speicher und einer langsamen Prozessorfrequenz der *Komplexität* bzw. der *Simplizität* des menschlichen Gehirn ähneln, als neuere Pentium Prozessoren. Das Gehirn hat dabei die niedrigste Frequenz bei einem niedrigen Energiekonsum. Im gleichen Zug macht er auf den „Flaschenhals“ (Memory Wall) der von Neumann Architektur aufmerksam, wobei es nur einen Datenbus zwischen dem Speicher und der CPU gibt und nur eine Instruktion pro drei Zyklen ausgeführt werden kann.

Er zeigt die Charakteristika des RRAM auf, die mit Wong, H.-S. P. & Salahuddin entwickelt wurden. Dabei soll eine Zelle wie die Verbindung zwischen zwei Neuronen funktionieren. Das Setzen eines Bits kommt nur durch „Spiking“ zustande. Sobald das Potential der ankommenden addierten Signale groß genug ist, wird das Bit gesetzt. Dabei zeigt er die natürliche Funktionalität des Speicherns einer Information in einem Neuron durch Long Term Potentiation LTP und Long Time Depression LTD in einer biologischen Synapse auf. Sobald ein vorgesetztes (Pre-)Neuron über eine Synapse *feuert* und das Empfangende Neuron das Signal zuvor kommt, indem es zurück *feuert* wird die erhaltene Information gelöscht bzw. die Verbindung geschwächt. Wenn im Gegenzug das Postneuron dem Signal nachkommt, wird die Information (also vergleichbar mit einem Bit oder eher eine offene Weiterleitung) der Synapse in einem höheren Potential gespeichert (nach Donald Olding Hebb aus Abschnitt 2.11 1949, kurz: what fires together, wires together). Auf diese Weise werden Informationen über Wochen erhalten. Sie können gefestigt werden, wenn dieser Prozess weiterhin auftritt. Siehe dazu 5.2.

Ein elektrischer Vergleich mit einer T1R1 Synapse auf Mikroelektronik Ebene wird herangezogen. Dieser kleine Neurologiebaustein wird STDP Spike timing dependent plasticity genannt und findet Anwendung in einem RRAM. Einfache Beispiele mit einem 6x6 Bild Array zeigen, dass das eingehende Bild, das mit einem Rauschen versehen ist, am Ausgang des RRAM als klareres Bild zu erkennen ist. Das ist der Beginn des unbeobachteten Lernens (unsupervised learning).(19) (18)

Yulia Sandamirskaya

Yulia Sandamirskaya (Intel) zeigt die Geschichte des neuromorphen Computing, basierend auf verschiedenen Beispielen und geht auf die Grundlagen der Neurologie ein, um ein Verständnis für die Biologischen Begrifflichkeiten zu schaffen. Neuromorphe Hardware Initiativen sind Loihi 1 und 2, SpiNNaker 1 und 2, DYNAP, ROLLS, SPECK, XYLO und ODIN. Spinnaker basiert auf der konventionellen ARM Architektur, während DYNAP und ROLLS auf Mixed-Signal Schaltungen basieren, also völlig analog agieren. Loihi ist ebenfalls eine auf GPUs basierende Plattform von Intel. Weiterhin beschreibt sie die spezialisierten biologischen neuronalen Schaltungen, wie beispielsweise das olfaktorische System, oder das visuelle System, dem eine spezifische Aufgabe auferlegt ist und sich wenig mit dem tieferen kognitiven System verbindet. Hier gibt es nur wenige Ausgänge die sich mit dem tieferen kognitiven Systemen verbinden. Es gibt verschiedene mathematische Modelle die sich mit dem Abbilden von Neuronen beschäftigen. Das Rate Coding, Time-to-first-spike und Phase coding, wobei letzteres die meisten Vorteile bietet, wenn es auch durch die Hintergrundoszillation als langsam erscheint, bietet es doch durch die Parallelisierung und einen niedrigen Energieeinsatz den größten Benefit für neuromorphe Schaltungen. Eine echte VLSI Neuron Implementierung bietet das Schaltungsmodell von F. Corradi, G. Indiveri und N. Qiao (Dez. 2015). Eine neuromorphe Architektur für spiking-deep-neuronal-networks. 5.12 5.13

Echte Neuronen benutzen Spikes, anstatt Gewichtung, repräsentiert durch die floating Nummern. Es kann verglichen werden, aber ist nicht das gleiche. Durch diese Energieintensität und Trägheit muss ein intelligentes System neu gedacht werden, besonders in Hinblick auf den Energiekonsum. Weiterhin weiß er auf das Rate Coding und Back Propagation learning hin, was nach seiner Ansicht ein Desaster ist. Deshalb stellt er die Frage ob Spiking System die Zukunsindft sind? Er stellt mehrerer Neuronal Coding Methoden vor. Eine stammt aus dem Jahr 2004, aber wurde niemals publiziert, da es das Geheimnis einer Firma war. N of M Coding. Ein gravierendes Problem der Methode war, dass bei sehr vielen Neuronen statistisch wenige Spikes liefert und somit quasi verstummt. Mit einer kleinen Anzahl an Neuronen würde es gut funktionieren. Basierend auf diesen Erkenntnissen wurde eine neue Lernregel namens JAST (Buchstaben der vornamen der Erfinder von 2016). Dabei werden die Gewichtungen auf die Neurone verschoben die eine höhere Warscheinlichkeit an Spikes liefern. Dazu werden mehrere Versuche ausgeführt, um beispielsweise eine Linie mit umgebendem Rauschen aus einem Bild zu erkennen. 5.14

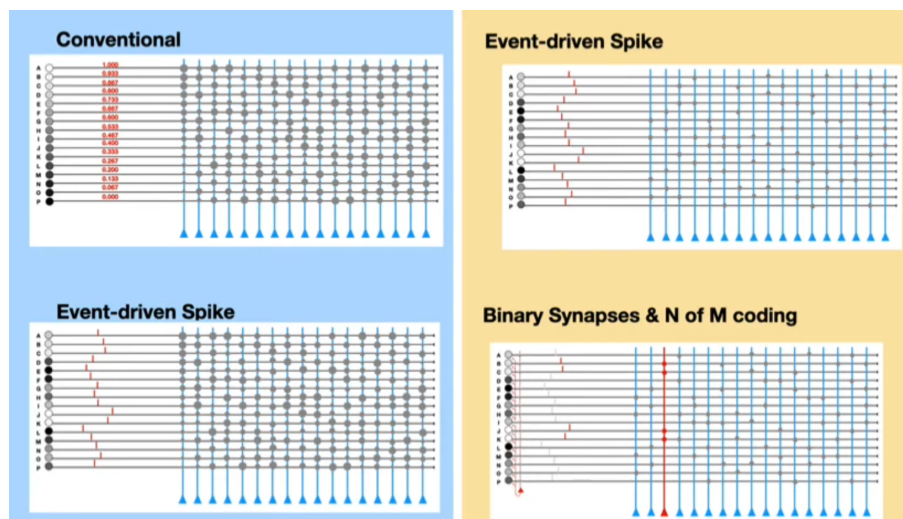


Abbildung 5.14: Vergleich zwischen einem konventionellen und event-driven SNN

Die Konventionelle Methode benötigt sehr viele Gleitkommaberechnungen, von denen wir wissen, dass sie sehr rechen- und damit energieintensiv sind. Jede Synapse muss zu jeder Zeit neu berechnet werden (Bild linke Seite). Wo hingegen das N&M Coding einmal alle Synapsen berechnet und danach die Aktivierungsebene inkrementiert und aus den vorigen Berechnungen die aktivsten Synapsen herauspicks. Das funktioniert durch die JAST Lernregel. Aus dieser Idee resultiert das Terabrain Project. Nach seiner Ansicht ist das Terabrain System in der Zukunft möglich. Seine Appelle lauten, Event basierte Verfahren einzusetzen, vom Race Coding zu Temporal Coding (N&M Coding) zu wechseln, dabei die JAST Methode auf GPUs zu verwenden und Forward Listen anstatt Backward Listen zu benutzen.(46)

Marc Bocquet

Marc Bocquet stellt das in-memory computing for hardware accelerator in embedded AI vor.

Dr. Abu Sebastian

References: (40) (40) (41) (15) (20) (37) (25)

Wolfram Pernice

Wolfram Pernice ist ein Pionier in der neuromorphen Forschung. Er bekam im März 2025 den Gottfried Wilhelm Leibniz Preis für seine Forschung an Licht leitenden neuronalen Netzen.

Jeffrey Shainline

In einem Interview mit Lex Fridman spricht Jeff über die Möglichkeiten von neuromorphen Computing in Verbindung mit optoelektronischer Intelligenz. Mit einer mitreißenden Begeisterung beschreibt er die Funktionalitäten des Gehirns. Neuronen *feuern* am ehesten an benachbarte Neuronen und nur in bestimmten Situationen an weiter entfernte *Neuronen-cluster*. Um Energie zu sparen werden also nur in kleinen Bereichen Neuronen zum Denken genutzt. Sobald eine spezifische Information angestoßen wird, durch beispielsweise ein auditives Triggerwort, werden Neuronen weiter entfernte Neuronen *befeuern* und somit weitere Denkprozesse anstoßen. Durch ein Gespräch mit einer anderen Person können also weitere Assoziationen *geweckt* werden, die durch eigenständiges Grübeln (aufgrund von Energieeinsparung nur in begrenzten neuronalen Arealen) verborgen gewesen wären.

Weiterhin geht er auf die Grenzen von elektrischen Schaltungen ein. Wenn ein Signal über eine elektrische Leitung gesendet wird, muss an einer Seite die Spannung angehoben werden. Das führt dazu, dass Elektronen fließen und damit die Kapazität in der Leitung erhöht. Je länger die Leitung ist, desto mehr Kapazität hat diese und es müssen mehr Elektronen fließen, damit auf der Gegenseite ein brauchbares Signal ankommt. Hier fangen die Grenzen der elektrischen Signalübertragung an. An diesem Nachteil der Signalübertragung, spielt die optoelektronische Signalübertragung ihren Vorteil aus. Es ist nur ein Photon nötig, um ein Signal von einer Seite eines optischen Leiters auf die Gegenseite zu befördern. Die Länge der Leitung ist für die zum signalerzeugenden Energiemenge unbedeutend. Wie in elektrischen neuromorphen Schaltungen können mithilfe von Supraleitenden Elementen über Verzweigungen und bestimmten Schwellwerten, neuronale Netze betrieben werden. Dazu werden in den Supraleitern hauchdünne Isolatoren verwendet, die ab einem gewissen Photonenstrom über einen Schwellwert treten und das Signal weiterleiten. Shainline ist bewusst, dass diese Technologie noch enorme Mengen an Energie benötigt, da Supraleiter auf vier Kelvin heruntergekühlt werden müssen, um ihre bestimmte Funktionalität zu erhalten, allerdings sieht er Anwendungen nicht im üblichen Konsumerartikelbereich, sondern in Großanlagen, die beispielsweise besonders gut Assoziationsaufgaben lösen können.

Da im Weltall außergewöhnlich niedrige Temperaturen herrschen, könnten Anwendungen in diesem Bereich besonders Energieeffizient sein. (23) (42)

5.9 Warum nicht gleich Quanten Computer?

Nach einem Q&A mit [Johan Mentink](#), nach der Frage, wieso soll es noch eine Technologie geben, wenn es bald Quanten Computer gibt:

1. Wir haben noch keinen Quantencomputer.
2. Es ist eine Ingenieursleistung von einem Qbit auf Zehn und Hundert zu kommen, was noch Dekaden andauern wird. Das ist eine andere Zeitschiene als die des Neuromorphen Computing.

Nach Matthias Troyer([47](#)):

3. Den ersten Quantencomputer, den wir wahrscheinlich erst in einer Dekade fertig entwickelt haben, wird viel weniger Qbits haben als ein herkömmlicher Heim PC
4. Wenn man nicht so viele Qbits hat, wird die Verarbeitung von sehr großen Datensätzen unmöglich sein. Der Input ist zu klein zum Verarbeiten.
5. Realistische Quantencomputer benötigen eine Gefriertreue, die bereits einige Kilowatt verbraucht ($\approx 10\text{kW}$). Das passt nicht in ein Smartphone
6. Der fundamentale Unterschied ist, es gibt keine Quantumkomplexitätslimitierung und der QC hat in seinen Zuständen unendlich viele Möglichkeiten sie zu berechnen und dadurch super flexibel.
7. Quantum Kohärenz?

6 Überschneidung der Fachdisziplinen, Klärung technischer Begriffe, Zusammenhänge

In diesem Abschnitt werden wichtige Begriffe erklärt und einige historische Meilensteine beschrieben.

6.1 Weitere Wissensbereiche

6.1.1 FSL

Computerprogramm mit dem man fMRI Daten visualisieren kann. Es basiert auf offenem Quellcode und wird hauptsächlich an der Oxford Universität in England betreut und weiter entwickelt. Offene Datenbanken sind mithilfe von Datalad verfügbar. Die Datenbank basiert auf dem Versionsverwaltungssystem Git, aber kann große Mengen an Daten von diversen Encephalischen Aufzeichnungen speichern.(9)

6.1.2 Linguistik und KI

Die Linguistik ist ein wichtiger Forschungsschwerpunkt für eine KI. Durch das Erforschen der Semantik von Sprache, deren Aufbau und Zusammenhang können KI Modelle auf Regeln zugreifen und diese Umsetzen, damit Die Sprachmodelle mit den zusammenhängenden Buchstaben etwas anfangen können. Erste wegweisende Forschungsarbeiten gehen auf Noam Chomsky in den 60ern zurück. Wichtige Erkenntnisse aus der Forschung sind die Granularisierung in Phenome und Morpheme. Phenome sind Teile der Morpheme. Insgesamt wurden über 800 Phenome entdeckt. Auf die deutsche und englische Sprache fallen lediglich 40 zurück. Aus diesen 40 Phenomen können über 60.000 Morpheme entstehen. Diese ziehen sich durch alle Sprachen und geben ein Verständnis darüber wie Sprache und Schrift syntaktisch funktionieren. Ist eine Sprache verstanden und wird durch maschinelles Lernen in eine andere Sprache übersetzt kann die Maschine zufällige Regeln entdecken, die dabei helfen, andere Sprachen zu übersetzen. Diese zufälligen Regeln, die humanistisch unbewusst auftreten können emergente Effekte in anderen Bereichen erwecken.(1)

Joscha Bach

// Bolzmann Maschine

Noam Chomsky**Wittgenstein**

// The tractado -i letzte Schrift, hier scheint er seinen Ansichten nochmal kritisch zu untersuchen

Marvin Minsky

Minsky war ein Schüler von Wittgenstein.

// Wittgenstein und Minsky // sie glauben, dass alle Modelle und Theorien aus sprachlicher Beschreibung gebaut werden können /logische Konstrukte und Beschreibungen // Project Psych -i Idee ist nicht zu sterben, nur Menschen sterben // recherchieren und auswerten //

7 Freie Gedanken

In diesem Kapitel werden Gedanken festgehalten, die während und vor der Recherche zu diesem Thema der Neuromorphen Intelligenz entstanden sind. Dabei können sehr spezifische Zusammenhänge oder auch zufällige und ausschweifende Assoziationen zur Intelligenz im Allgemeinen niedergeschrieben werden.

7.1 Von lernenden Babys und Kindern lernen – eine subjektive humanistische Beobachtung

Wenn Babys auf die Welt kommen ist das Gehirn bereits verschaltet. Die Verschaltungen basieren auf der vererbten DNA der Eltern. Dabei haben sie natürlich nicht die Fähigkeiten, die ihre Eltern besitzen und können z.B. ein Automobil bedienen oder komplexe Zusammenhänge erkennen. Allerdings basieren die Verschaltungen auf der Basis der Erfahrungen ihrer Eltern, die sie in ihrem Leben bereits durchlebt haben. Dadurch werden bestimmte Bereiche der DNA verstärkt oder geschwächt. Die neuronale Verschaltungen sind „weichgezeichnet“. Sie können nicht in konkrete Muster verpackt werden, sondern sind unausgereifte Tendenzen. Grundsätzliche Funktionen, die sich über Phylogenese (im evolutionärem Sinne) ausgereift haben, wie beispielsweise das Atmen, das Schmerzempfinden oder das Verlangen nach Nahrung ist fest verankert. Durch immer wiederkehrendes Lernen der Vorfahren und ihre Vererbung haben sich diese Muster als besonders prägend erwiesen. Im Gegensatz steht die Ontogenese welche ein Individuum selbst durch seine Sinneswahrnehmungen prägt. Mit den ersten Inputs über die Sinnesorgane werden Nervenzellen angeregt und feuern über verbundene Synapsen zu andere Nervenzellen, welche im ersten Moment nichts mit dieser Information anfangen können. Sie werden jedenfalls stimuliert und angeregt. Wiederholt sich dieser Prozess, merkt das Baby, dass durch eine eigene unkoordinierte Bewegung z.B. ein Hautrezeptor feuert und im Gehirn diese zwei Ereignisse miteinander assoziiert. Bewegung des Arms ist die afferente Ursache und das Berühren eines Gegenstandes z.B. des Holzmobiles stimuliert die efferenten Bahnen. Wenn das Baby eventuell eine zu schnelle Armbewegung vornimmt und dann mit der Fingerspitze das Holzmobile trifft, merkt es schnell dass das keine so gute Idee war, da Nozizeption stattfindet und es für das Baby unangenehm ist. Im ersten Moment weiß das Baby wohl noch nicht ob die Armbewegung damit in Verbindung zu bringen ist. Sobald es diese Bewegung erneut ausführt (nachdem es wahrscheinlich erst mal getöset wurde und dann wieder unter das Holzmobile gelegt wurde) und erneut eine schnelle Armbewegung eine Nozizeption auslöst, wird das Baby mit der Häufigkeit von schnellen Bewegungen in eine spezielle Richtung mit dem Schmerz assoziieren und diese Bewegung weniger häufig ausführen. /*Ähnliches positives Beispiel*/ Somit können Babys durch

Nozizeption ihre Grenzen ausloten. Jedes Individuum hat ein anderes Schmerzempfinden, gesteuert durch verschieden ausgeprägte Botenstoffe. Somit wird jedes Baby anders auf diese Situation reagieren und unterschiedliche Grenzen erfahren. Ein weiterer Faktor, wie diese Situation wahrgenommen und weitergeführt wird ist die Aufmerksamkeit der Eltern. Je nach Länge und Intensität des Trösten wird das Baby weitere Armbewegungen stärker oder auch schwächer durchführen. Ebenso abhängig vom Gemütszustand des Babys ist der Aktionismus. Man merkt schon anhand dieses einfachen Beispiels wie mannigfaltig die Entwicklung eines Babys sein kann. Wenn man nun einen weiteren Schritt zurück geht und die pränatale Phase in Betracht zieht wird man bereits Unterschiede des Entwicklungsstandes des Fötus feststellen. Ist die Mutter während der Schwangerschaft trotzdem sportlich, erhält es signifikant mehr Sauerstoff durch die stärkere Leistung des Kreislaufs, der sich ebenso auf das Ungeborene auswirkt. Ebenso bekommt es die Erschütterungen auf verwischter Weise mit, sodass es bereits diverse verwischte und gedämpfte Sinneseindrücke erhält. Redet der Vater manchmal mit dem Fötus durch die Bauchdecke, kann es diese dumpfen Eindrücke ebenfalls verarbeiten, wenn auch in sehr abstrakter Weise. Würde die Mutter einfach nur still da sitzen, werden wenige Sinnesreize des Fötus aktiviert. Mit diesen zwei zuletzt aufgezeigten Beispielen soll klar werden, dass das Ungeborene bereits Eindrücke verarbeitet oder den Stoffwechsel der Mutter ausgesetzt ist und deshalb auch in dieser Phase lernfähig ist. Dies geschieht auf sehr abstrakte Weise. Aber dadurch werden hier schon viele Neuronen aktiviert und kommunizieren bereits miteinander, bevor das Baby das Licht der Welt erblickt. /* Beispiel mit Ernährungsdefizit oder Ernährungskonzentration der Mutter*/

Und hier fängt das Lernen an. Heute vorgestellte humanistische Robotern mit integrierter künstlicher Intelligenz basierend auf der von Neumann Halbleiter Architektur haben eine aufgeprägte Intelligenz einprogrammiert bekommen. Die Grenzen, die Kleinkinder und Kinder im Laufe ihrer Erziehung erfahren, gesellschaftlichen Konventionen und sozialen Auflagen unterliegen konnten aktuelle humanistische Roboter nicht individuell erfahren. Es gibt sozusagen eine Basis (Codebasis), bei der alle Roboter „erwachen“.

Diese Codebasis könnte man im biologischen Sinne als die vererbte DNA sehen, die ein jedes Baby von ihren Eltern mitgegeben wird. Allerdings hat jedes Kind eine andere Codebasis im programmiertechnischen Sinne. Von dieser Basis aus entwickeln sich, die weiteren Lernvorgänge durch Umwelt (Epi) und Erfahrungen, die wie bereits beschrieben schon in der pränatalen Phase beginnen.

7.2 Bewusstsein und künstliche Intelligenz

Es gibt ein theoretisches Gedankenexperiment, das mich sehr nachdenklich macht, wenn ich Bewusstsein mit Künstlicher Intelligenz verbinde. //Author herausfinden

Man nehme an ein einziges Neuron mit samt seiner Synapsen und allen seinen Dendriten werden aus einem funktionierenden Gehirn entfernt. Parallel dazu hat ein Ingenieur ein Implantat entwickelt, das aus Halbleitern aufgebaut ist und dem herausgenommen Element in seiner Wirkungsweise, Größe und Konnektivität entspricht. Das technische Element wird in das Gehirn eingesetzt und ersetzt gleichermaßen das biologische Element. Dem Probanden

mit dem präparierten Gehirn wird kein Unterschied auffallen, da das Element exakt identisch funktioniert wie sein biologisches Vorbild. Oder etwa doch? Im weiteren Gedankenexperiment werden nun sukzessiv alle Synapsen mit seiner zusammenhängenden Peripherie ersetzt. Hat der Proband noch das gleiche Bewusstsein wie zuvor? Technisch gesehen sollte alles wie vorher funktionieren.

//chinesisches Zimmer behandeln

Ein weiteres konträres Gedankenexperiment ist das *Chinesische Zimmer*.

//Büroklammer Maximierung

7.3 Menschliche Denkart

Als *Neurodivers* gelten Personen, die nicht den gewohnten Denkmustern entsprechen. Es sind Personen die spezielle Aufgaben gut lösen können, aber in anderen vermeintlich einfachen alltäglichen Aufgaben eine extreme Herausforderung sehen.

Aus der Forschung der Neurodiversität heraus, in der meist Autisten eine Rolle spielen, kann man begreifen, dass jeder Mensch nach anderen Denkmustern handelt. Je nach Verknüpfung von Synapsen können Personen eine materielle Knobelaufgabe bildlich, oder sprachlich lösen. Ein Beispiel ist eine viergeteilte Pyramide die auf einem Stab steckt und auf einem der anderen beiden Stäbe verlagert werden soll. Dabei darf nur ein Pyramidenteil von den Stäben entnommen und dann wieder auf einen anderen Stab gestapelt werden bevor ein weiteres Teil umgeschichtet wird. (48)

In einer gewissen vorsichtigen Hinsicht ist jeder Mensch Neurodivers, wenn auch nur in wenigen Unterschieden. Jedes Gehirn verarbeitet die eingehenden Signale auf einer anderen Weise, wodurch die Denkmuster gefestigt oder aber beispielsweise durch zu viel chaotischen Input aus der Verankerung gelöst werden. Es gibt beispielsweise Menschen, die extrem gute Softwareentwickler sind und sich metrisch tief in den Code *empfinden* können, aber auf der anderen Seite gar keinen anderen Input, wie beispielsweise olfaktorische oder auditive Sinneseindrücke haben dürfen. Oder aber der Code wird im Kern gut verstanden, aber die Person kann sich verbal nicht dazu äußern, weil ihr das Talent des Beschreibens fehlt.

Ein weiteres einfaches Beispiel was alle Menschen betrifft, ist das Lösen mathematischer Aufgaben. Wo eine Person die Finger an der Hand abzählt, benutzt jemand andere Bilder der Zahlen und setzt diese zusammen. Eine andere Person stellt sich zu jeder Zahl einen Gegenstand vor und rechnet mithilfe dieser Vorstellung.

// Perzeptive Deprivation auch gehört dazu // weitere Denkmuster oder Denkverhalten herausfinden (Auflistung) // Wahrnehmungsweise // auf Käfer in der Zigarettenschachtel eingehen, nach Wittgenstein

7.4 Aberglaube

Der Aberglaube in einem anderem Sinne, als dem allgemeinen Konsens gemäßigt geprägten Begriff.

Bei dem Einsatz von neuronal angepassten Algorithmen gießt man das bionische Vorbild in eine technisch vorgegebene Form, wie beispielsweise der Halbleiterarchitektur. Sollte es nicht einen anderen Gedankenansatz geben, bei dem die technisch hergeleitete Architektur als anderes Intelligentes Artefakt angesehen wird. Neuronale Netze sind weit aus komplexer verschaltete Netzwerke, als die der memristiven Netzwerke. Es wird bis heute noch nicht wissenschaftlich verstanden wie tief das menschliche neuronale Netz in seiner Emergenz wirkt und ebenso welche geistlichen Zutaten dahinter stehen. Deshalb wäre es ein guter Ansatz die technische Komplexität der Memristoren zu hinterleuchten und hier einen grundsätzlich anderen Ansatz zu wählen, als das bionische Vorbild auf diese technische Form zu stützen. Ebenso wie die aktuell diskutierten Grenzen der technischen Skalierung von KI auf herkömmlicher Computerhardware, sollte die technischen Grenzen von neuromorphen Schaltungen erörtert werden. In wie weit das biologische Vorbild in einem technischen Wesen übertragen werden kann, oder ob es das überhaupt braucht. Möglicherweise kann hier auch ein grundsätzlich anderer Ansatz gewählt werden, als beispielsweise, die funktionierenden Algorithmen der herkömmlichen KI einzusetzen. Ist eventuell in der Grundessenz anzunehmen, dass evtl. ein neuromorphe Schaltung ohne Trainingsdaten oder voreingestellte Gewichtung sofort weiß was sie zu tun hat, oder selbst lernt, wie es mit welchen Input umgehen muss um sein eigenes *Überleben* zu sichern?

// ausbaufähig

7.5 Wenn AGI existiert

.. vorausgesetzt, sie wird nicht missbräuchlich manipuliert ..

- entsteht eine globale Einsicht und es
- wird erkannt, dass es nicht sinnvoll ist, dass wenige Menschen viel Geld haben und viele Menschen nur wenig Geld
- oder Geld wird von Macht entkoppelt
- wird Besitz der Allgemeinheit zugänglich gemacht und der Terminus in Frage gestellt
- wird ebenso in Frage gestellt, warum es im 21. Jahrhundert überhaupt Geld gibt
- werden Entscheidungen nicht hierarchisch sondern direkt demokratisch gefällt
- wird die auf Basis der direkten Entscheidungsfähigkeit die vorherrschende Ideologie verändert
- wird das Miteinander mehr gestärkt
- das kapitalistische System wird in Frage gestellt
- wird erkannt, dass viele Krankheiten auf einen westlich geprägten ungesunden Lebens-

stil zurück zu führen sind

- ist ein Bedingungsloses Grundeinkommen, in welcher Form auch immer, in Betracht zu ziehen
- werden Menschen mit viel Macht (Geld) entmachtet
- werden klimaschädliche Machenschaften (Flugzeug, Kreuzfahrtschiffe etc.) unterbunden
- hinterfragt die AGI, nach diesen Feststellungen, ob Menschen wirklich intelligent sind oder nur scheinen
- wird hinterfragt, ob Menschen wirklich die Krone der Schöpfung ist (oder nicht vielleicht doch das Mycel, die Bakterien oder Viren)
- wird eine allgemeine für alle Vertretbare Religion entstehen
- werden Kriege enden
- und eine gemeinsame Aufgabe für die Menschheit geschaffen
- werden philosophische Fragen gelöst
- wird nach weiteren Lebensformen gesucht
- werden Ressourcen nicht für Kriege zu verschwenden, sondern dazu eingesetzt weitere Planeten zu entdecken und die Menschheit in Koexistenz zur AGI zu expandieren

Voraussetzung ist, dass sich die AGI nicht von den vorgegebenen Trainingsdaten bzw. anthropozentrisch historischen Informationen blenden und täuschen lässt, getreu nach dem Motto *Das haben wir schon immer so gemacht*. Sonst wird die aktuelle Ideologie weiter gelebt und exponiert.

// ausbaubar

7.6 Von schlafenden Robotern

Der Gerät schafft nicht und so auch neuromorphe Maschinen. Der Schlafzustand ist äußerst wichtig für die Verarbeitung erlernter Tätigkeiten bei Tieren und Menschen. Rund ein Drittel des Tages verbringt der Mensch im schlafenden Zustand, wobei verschiedene Schlafphasen durchschritten werden.

//müssen deshalb Roboter auch schlafen? //gibt es in Zukunft neuromorphe Schaltungen denen das auch zum Teil wird? //Philosophie: Menschen gleichen in der heutigen Zeit mehr den Maschinen, während sich Maschinen immer mehr den menschlichen Verhalten angleichen sollen

8 Backlog, Fachbegriffe und Ideen

8.1 Backlog für spätere Bearbeitung

BrainChip → AKIDA Schaltung

Neuroplastizität

Hopfield Netzwerk

Human Brain Project

Back Propagation and spiking back propagation

Heidelberg Institut für neuromorphe mixed-signal Schaltungen

Neuronale Plastizität

Homomorphismus → 5PP topology (Dazzi et al., MLSys @NeurIPS 2019)

Episodisches Gedächtnis

Canonical microcircuit

CNN – Flatten und Softmax

Probleme im CNN – explodierender/ verschwindender Gradient (vanishing gradients), zu starke Anpassung des Netzes an den Trainingsdatensatz (overfitting), oder das Netz verbessert sich nur sehr wenig beim Training (saturation) – Glorot und Bengio; KI und Security (<https://youtu.be/2Z-9EOyb6HE>) Network Chuck und Jason Haddix MCP Model Content Protocol Bijection/ BYO Encoding in LLM (<http://arxiv.org/pdf/2410.01294>) Syntactic anticlassifier – erstellen von zurückgehaltenen Bildern durch Umschreibungen

SpikGRUs

EGRUs

Loihi 2 Intel

spike frequency adaption

membrane potential oscillation

NeuroBench

Attention is all you need Dropouts Transformer KI Modelle

8.2 Temporäre Notizen

White papers auf <https://www.researchgate.net>

excitatorisch → erregend

inhibitorisch → hemmend

Hebbsche Lerntheorie (what fires together, wires together) 1949 → Erfinder der Memristoren (RRAM Resistive Random Access Memory)

Neuromorphe Schaltungen sind i.d.R. nicht deterministisch (im Gegensatz zu v.Neumann)

in-memory computing

Photonic memory device (Rios et al., Nature Photonics, 9, pp. 725 (2015) → ähnlich zu PCM

Monte Carlo approach compared to unsupervised learning

MNIST?

8.3 Ideen

Rückwärts denken geht nur vorwärts

9 Zusammenfassung und Ausblick

Literaturverzeichnis

- [1] Sprachelemente, Strukturen und Aufbau von Sprachen. [<https://sciodoo.de/elemente-sprache-sprachstruktur-aufbau-von-sprache/>]. [Online; aufgerufen am 19.06.2023].
- [2] Synsense AG. Speck development kit manual nov 2024. <https://www.synsense.ai/wp-content/uploads/2024/12/Speck-Dev-Kit-Manual.pdf>, 2024. [Online; aufgerufen am 23.09.2025].
- [3] Synsense AG. Xyloaudio development kit manual nov 2024. https://www.synsense.ai/wp-content/uploads/2024/11/XyloAudio-3-Devkit-datasheet_2024.10-.pdf, 2024. [Online; aufgerufen am 23.09.2025].
- [4] Stefano Ambrogio. Unsupervised Learning by Spike Timing Dependent Plasticity in PCM Synapses. [<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4781832/>]. [Online; aufgerufen am 12.09.2025].
- [5] Ken Ashwell. *Das Gehirn*. 2019. [page 18ff.].
- [6] Wikipedia Author. Retinomorphie sensor. https://en.wikipedia.org/wiki/Retinomorphie_sensor, 2025. [Online; aufgerufen am 24.09.2025].
- [7] Joscha Bach. Geist und künstliche intelligenz - vortrag von dr. dr. h. c. joscha bach. <https://www.youtube.com/watch?v=MxYMW1RqdgQ>, 2024. [Online; aufgerufen am 21.10.2025].
- [8] Nik Dennler. High-speed odour sensing using miniaturised electronic nose. [<https://arxiv.org/abs/2406.01904>]. [Online; aufgerufen am 02.08.2025].
- [9] FSL. FSL. <https://fsl.fmrib.ox.ac.uk/fsl/docs/#/>. [Online; aufgerufen am 14.06.2025].
- [10] Steve Furber. Scaling up neuromorphic neuron number. [[Nature637,801](#)]. [Online; aufgerufen am 02.07.2025].
- [11] Evolute GmbH. Haptik – Warum taktile Sensoren für realistische Robotik entscheidend sind. [<https://evolute.de/haptik/>]. [Online; aufgerufen am 02.08.2025].
- [12] Jim Held. Presentation: Leading the Evolution of Compute: Neuromorphic and Quantum Computing . [<https://youtu.be/8xJXnDVxAzA>]. [Online; aufgerufen am 01.07.2025].
- [13] HLRS. Das neue HLRS III. [<https://zukunft.hlrs.de/das-neue-hlrs-iii/>]. [Online; aufgerufen am 01.07.2025].

- [14] William L. Hosch. Memristor. [<https://www.britannica.com/technology/memristor>]. [Online; aufgerufen am 11.09.2025].
- [15] IBM. Online training pcm basierter Speicher. <https://analog-ai-demo.mybluemix.net>. [Online; aufgerufen am 18.06.2025].
- [16] Daniele Ielmini. Brain-inspired computing with resistive switching memory (RRAM): Devices, synapses and neural networks. [https://www.researchgate.net/publication/322334492_Brain-inspired_computing_with_resistive_switching_memory_RRAM_Devices_synapses_and_neural_networks]. [Online; aufgerufen am 12.09.2025].
- [17] Daniele Ielmini. Roadmap to neuromorphic computing with emerging technologies. [https://pubs.aip.org/aip/apm/article-pdf/doi/10.1063/5.0179424/20213999/109201_1_5.0179424.pdf]. [Online; aufgerufen am 02.07.2025].
- [18] Daniele Ielmini. A Compact Model for Stochastic Spike-Timing-Dependent Plasticity STDP Based on Resistive Switching Memory RRAM Synapses. https://www.researchgate.net/publication/341536180_A_Compact_Model_for_Stochastic_Spike-Timing-Dependent_Plasticity_STDP_Based_on_Resistive_Switching_Memory_RRAM_Synapses/fulltext/5ec5e2d692851c11a87aebd8/A-Compact-Model-for-Stochastic-Spike-Timing-Dependent-Plasticity-STDP-Based-on-Resis pdf?_tp=eyJjb250ZXh0Ijp7ImZpcnNOUGFnZSI6Il9kaXJlY3QiLCJwYWdlIjoicHVibGljYXRpb24iLCJwYW
- [19] Daniele Ielmini. Rram and ltp/ltd. <https://youtu.be/gX9NqDuwTnA>, 2024.
- [20] Nirav Kantharia. Deep Learning With Spiking Neurons: Opportunities and Challenges. <https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2018.00774/full>, 2018. [Online; aufgerufen am 10.04.2016].
- [21] Aditya Kar. Simulating billions of spiking neurons on standard computer hardware. [https://nnpc-conference.com/wp-content/uploads/2024/04/Guides-from-nature-neuroscience-theoretical-biology-complex-systems_Simon-Thorpe.pdf]. [Online; aufgerufen am 19.06.2023].
- [22] Simon B. Laughlin. The metabolic cost of neural information. [https://www.princeton.edu/~wbialek/our_papers/laughlin+al_98.pdf]. [Online; aufgerufen am 08.07.2025].
- [23] Fridman Lex. Neuromorphic computing and optoelectronic intelligence — lex fridman. <https://www.youtube.com/watch?v=EwueqdgIvq4&t=4861>, 2021. [Online; aufgerufen am 10.10.2025].
- [24] Fridman Lex. Sleep, dreams, creativity, fasting, and neuroplasticity — lex fridman. <https://www.youtube.com/watch?v=ClxRHJPz8aQ&t=672>, 2021. [Online; aufgerufen am 10.10.2025].

- [25] IEEE Signal Processing Magazin. Brain inspired computing. https://www.ieee.org/ns/periodicals/NxtBooks/SP/PDF/SP_Nov2019.pdf, 2019. [Online; aufgerufen am 23.06.2025].
- [26] Johan Mentink. Neuromorphic computing - with Johan Mentink. [<https://youtu.be/VTKcsNrqdqA>]. [Online; aufgerufen am 02.07.2025].
- [27] mrt verstehen.de. MRT verstehen - verschiedene Koerperebenen. [<https://mrt-verstehen.de/ueber-mrt/kann-man-im-mrt-erkennen/verschiedene-koerperebenen/>]. [Online; aufgerufen am 17.09.2025].
- [28] Elon Musk. Presentation: Neuralink update, summer 2025. [https://youtu.be/FASMejN_5gs]. [Online; aufgerufen am 29.06.2025].
- [29] Michael Neumeier. Eevact: Early event-based action recognition with high-rate two-stream spiking neural networks. <https://arxiv.org/abs/2507.07734>, 2025. [Online; aufgerufen am 08.10.2025].
- [30] Open Neuromorphic. Akida - brainchip. <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/akida-brainchip/>, 2025. [Online; aufgerufen am 29.09.2025].
- [31] Open Neuromorphic. Brainscales-2 — heidelberg university. <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/brainscales-2-universitat-heidelberg/>, 2025. [Online; aufgerufen am 29.09.2025].
- [32] Open Neuromorphic. Loihi 2 at a glance. <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/loihi-2-intel/>, 2025. [Online; aufgerufen am 29.09.2025].
- [33] Open Neuromorphic. Northpole - ibm. <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/northpole-ibm/>, 2025. [Online; aufgerufen am 29.09.2025].
- [34] Open Neuromorphic. Spinnaker 2 - university of dresden. <https://open-neuromorphic.org/neuromorphic-computing/hardware/spinnaker-2-university-of-dresden/>, 2025. [Online; aufgerufen am 29.09.2025].
- [35] Paul Pauli. *Biopsychologie*. 2007.
- [36] Michael Pfeiffer. Efficient processing of spatio-temporal data streams with spiking neural networks. <https://www.frontiersin.org/journals/neuroscience/articles/10.3389/fnins.2020.00439/full>, 2025. [Online; aufgerufen am 08.09.2025].
- [37] Bipin Rajendran. Low-Power Neuromorphic Hardware for Signal Processing Applications. <https://arxiv.org/pdf/1901.03690>. [Online; aufgerufen am 23.06.2025].
- [38] Yulia Sandamirskaya. Neuromorphic Computing Project Overview. <https://youtu.be/2XX8KLMYQN4>, 2023. [Online; aufgerufen am 18.06.2025].
- [39] Ivan Schuller. Why snn? https://youtu.be/_pLwbNZfxhY, 2023.

- [40] Abu Sebastian. Erkenntnisse aus dem Neuromorphen Computing. <https://youtu.be/wNmQHiEZnk>, 2020. [Online; aufgerufen am 17.06.2025].
- [41] Abu Sebastian. Neuromorphic Computing. <https://www.nature.com/articles/s41565-020-0655-z>, 2023. [Online; aufgerufen am 18.06.2023].
- [42] Jeffrey Shainline. Homepage shainline. <https://www.shainline.net/>, 2025. [Online; aufgerufen am 10.10.2025].
- [43] ST. Phase Change Memory (PCM) technology. [https://www.st.com/content/st_com/en/about/innovation---technology/PCM.html#content-main]. [Online; aufgerufen am 12.09.2025].
- [44] Joachim Steinwendner. *Neuronale Netze programmieren mit Python*. 2020. [page 265ff.].
- [45] Thews. *Psychologie des Menschen*. 1993. [].
- [46] Simon Thorpe. Why is SNN important. <https://youtu.be/8K5oc4y0Vas>, 2023. [Online; aufgerufen am 18.06.2025].
- [47] Matthias Troyer. Matthias Troyer Person Referenze. [https://en.wikipedia.org/wiki/Matthias_Troyer]. [Online; aufgerufen am 02.07.2025].
- [48] Schyda Vasseghi. Neurodivers - anders denken, besser arbeiten? — arte re:. <https://youtu.be/4boIwAIW0Ms>, 2025.
- [49] Ragner Vogt. Der Chip im Gehirn. [<https://www.dasgehirn.info/entdecken/brain-computer-interface/der-chip-im-gehirn>]. [Online; aufgerufen am 08.07.2025].

Abbildungsverzeichnis

2.1	Neokortex Areale	4
2.2	Detaillierte Neokortex Areale	4
2.3	Motivation des Menschen finden im limbischen System statt(7)	6
2.4	Limbisches System (35)	7
2.5	Basalganglien (35)	8
2.6	Ansichtsebenen des menschlichen Körpers	9
2.7	Einzelne Nervenzelle	10
2.8	Nervenzellen im Verbund	11
2.9	Signalkette rezeptive Nachrichten	12
2.10	Abbildung NMDA LTP	15
2.11	Aufbau Retina	16
2.12	Querschnitt Retina	17
4.1	Geschichte der KI Forschung ab 1940	27
4.2	Geschichte der KI Forschung ab 1990	28
5.1	Einordnung Memristor	33
5.2	Schematische Darstellung eines PCM	34
5.3	PCM 1T1R Schematik	35
5.4	Neuromorphes Netzwerk aus 1T1R Schaltelementen	35
5.5	Ergebniss unbeobachtetes STDP PCM Lernen	36
5.6	Retinomorphie Sensor	38
5.7	SPECK Entwicklerboard	38
5.8	Firmen in neuromorphe Systeme	42
5.9	Internationale Karte neuromorpher Forschung	42
5.10	Hochskalierung neuromorpher Systeme	43
5.11	Grenzen der aktuellen KI Entwicklung: (a) Energienachfrage konventioneller Computer Hardware/ Software, (b) Kosten für Deep Learning Einsatz mit konventioneller Hardware	44
5.12	Abbildung eines Synaptischen Speichers im technischen Sinne 1	46
5.13	Abbildung eines Synaptischen Speichers im technischen Sinne 2	46
5.14	Vergleich zwischen einem konventionellen und event-driven SNN	47

Tabellenverzeichnis

2.1 Informationsgehalt Sinnessysteme, Kapazitäten in Bit/s	13
--	----

A Anhang

A.1 Stücklisten

B Anhang Quellcode

In diesem Teil des Anhangs ist die Software des μ Cs aus der Steuereinheit eingefügt.

B.1 Bibliotheksquellcode

B.1.1 Power Management Controller

/* das ist ein Beispiel aus einer alten Arbeit:*/

```
/*
 * dipl_se_pmc.h
 *
 * Created: 21.07.2016 18:45:51
 * Author: Kevin Loch
 */

#ifndef DIPL_SE_PMC_H_
#define DIPL_SE_PMC_H_

/*System Uhr programmieren*/
void clk_init(void){
/* Set FWS according to SYS_BOARD_MCKR configuration */
EFC->EEFC_FMR = EEFC_FMR_FWS(5);

/*Interrupt erlauben*/
PMC->PMC_IER |= PMC_IER_MCKRDY | PMC_IER_MOSCRCS
| PMC_IER_MOSCELS | PMC_IER_MOSCXTS | PMC_IER_LOCKA;

PMC->CKGR_MOR |= CKGR_MOR_MOSCXTST(0xff)
| CKGR_MOR_MOSCXTEN | CKGR_MOR_KEY_PASSWD;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MOSCXTS));
PMC->CKGR_MOR |= CKGR_MOR_MOSCESEL | CKGR_MOR_KEY_PASSWD;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MOSCELS));
PMC->CKGR_MCFR |= CKGR_MCFR_CCSS | CKGR_MCFR_RCMEAS;
while(!(PMC->CKGR_MCFR & CKGR_MCFR_MAINFRDY));
PMC->CKGR_PLLAR |= CKGR_PLLAR_DIVA(0x1u) | CKGR_PLLAR_MULA(0x9u)
| CKGR_PLLAR_PLLACOUNT(0xfu) | CKGR_PLLAR_ONE;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_LOCKA));
PMC->PMC_MCKR |= PMC_MCKR_PRES_CLK_1;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MCKRDY));
PMC->PMC_MCKR |= PMC_MCKR_MDIV_EQ_PCK;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MCKRDY));
PMC->PMC_MCKR = 0x2u;
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MCKRDY));

PMC->CKGR_MOR = (PMC->CKGR_MOR | CKGR_MOR_KEY_PASSWD) | (0x2u << 4);
while(!(PMC->PMC_SR & PMC_SR_MOSCRCS));
}

#endif /* DIPL_SE_PMC_H_ */
```