

Künstliche Intelligenz und Evolution

Max-Planck-Institut für Evolutionsbiologie, Plön

Carsten Fortmann-Grote

30. Januar 2024

Outline

- 1 Einleitung
- 2 Geschichte der KI
- 3 KI in der Wissenschaft
- 4 Wie funktionieren Neuronale Netze?
- 5 Wie geht es weiter?
- 6 Zusammenfassung und Ausblick





Proteste gegen Rechts-
extremismus

Sie sind die Brandmauer

Eine Bewegung müssen die
Menschen, die derzeit in



A PROPOSAL FOR THE
DARTMOUTH SUMMER RESEARCH PROJECT
ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE

J. McCarthy, Dartmouth College
M. L. Minsky, Harvard University
N. Rochester, I. B. M. Corporation
C. E. Shannon, Bell Telephone Laboratories

dartmouth.edu



Dartmouth Conference proposal

An attempt will be made to find how to make machines use language, form abstractions and concepts, solve kinds of problems now reserved for humans, and improve themselves. We think that a significant advance can be made in one or more of these problems if a carefully selected group of scientists work on it together for a summer.

[...] theory of Turing machines [...]

Zitiert nach McCarthy et al. (1953)

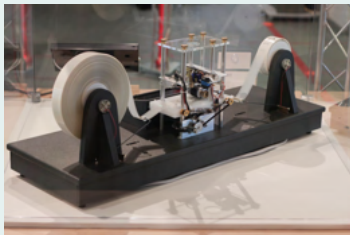
A. Turing (1912 - 1954)



A. Tavenaux, CC-BY-SA 3.0



1937: Abstraktes "Computer Modell"



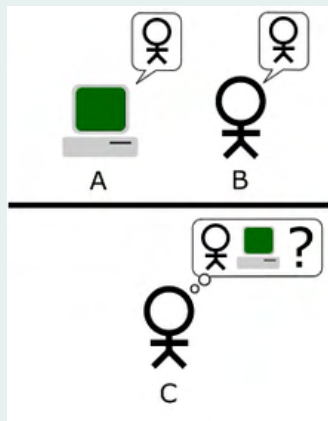
Mechanische Realisierung des Turing Modells mit Speicherband

R. Acosta, CC-BY-SA 3.0



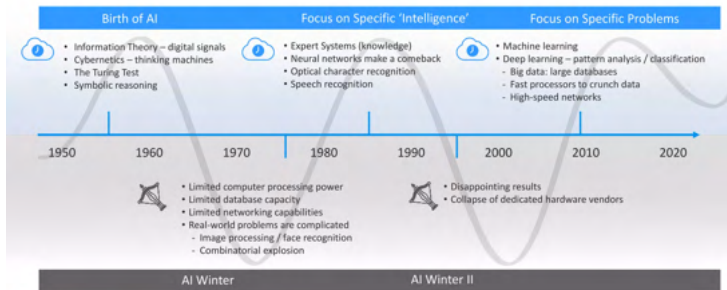
Der Turingtest

Eine Maschine (Computer) hat den Turing Test bestanden, wenn sie sich in einem blinden Gespräch ("Chat") nicht von einem menschlichen Gesprächspartner unterscheiden lässt. ⇒ Praktikable Definition von (genereller) KI



H. Férée, CC-BY-SA 3.0

An AI Timeline



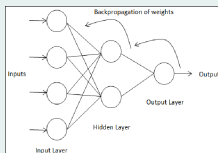
Die drei Fundamente des KI Booms

Big Data



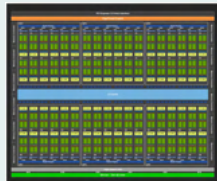
interviewbit.com

Algorithmen



deepai.org

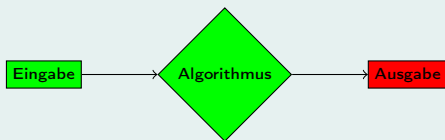
Hardware



engineering-com

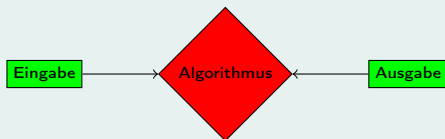
Paradigmenwechsel in der KI Programmierung

Traditionelle KI (ca. 1980)



- Regelbasiert
- Statisch programmiert
- Nicht generalisierend

"Moderne" KI

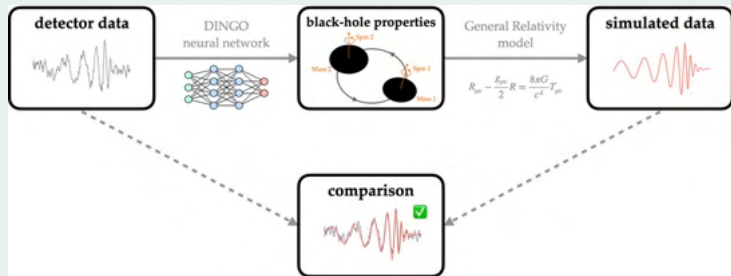


- Datengetrieben
- Lernend
- Teilweise generalisierend

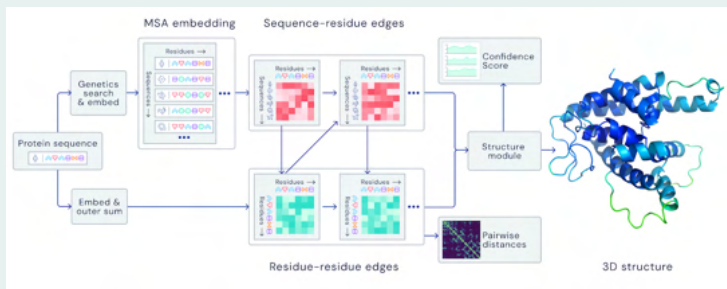
Detektion von Gravitationswellen



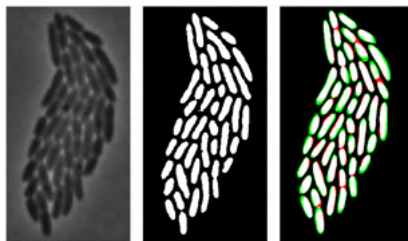
Detektion von Gravitationswellen



Vorhersage der 3D Proteinstruktur aus der Aminosäuresequenz



Segmentierung



(a) (b) (c)

Figure 1: Raw image data (a), manually created ground truth binary mask (b), and (c) segmentation with DeLTA-2.0 for a cell colony in an example image from our MPB training dataset. Colored areas in (c) indicate true positive (white), false positive (red), false negative (green) and true negative (black) pixel segmentation.

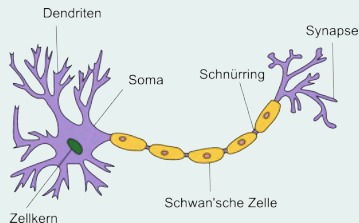
Bildbereichen werden Label (Zelle, Hintergrund) zugeordnet.



Künstliche Neuronale Netze bilden
die technische Grundlage der KI

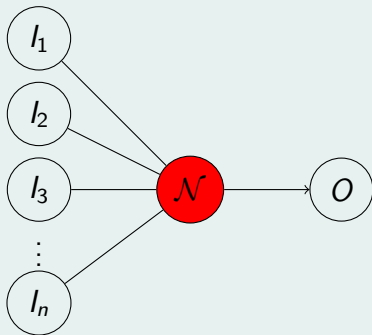
Das künstliche Neuron

Biologie



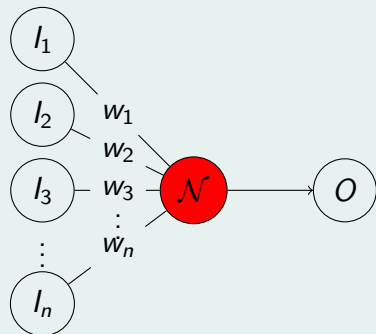
abitur-wissen.org

Mathematik



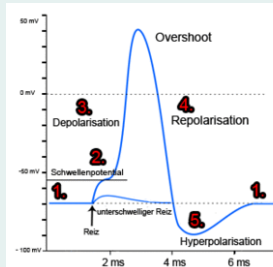
- $I_1..I_n$: Eingangssignale (Input)
- \mathcal{N} : Neuron
- O : Ausgang (Output)

Was ist \mathcal{N} ?



$$O = \mathcal{N}(I_1 \cdot w_1 + I_2 \cdot w_2 + \dots I_n \cdot w_n)$$

Das Aktivierungspotenzial



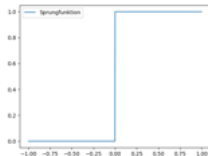
goconqr.com

\mathcal{N} übernimmt die Rolle des Aktivierungspotenzials in künstlichen Neuronalen Netzen

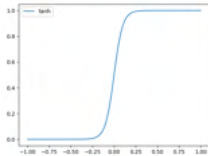
Die Aktivierungsfunktion \mathcal{N}

Für die Aktivierungsfunktion haben sich eine Handvoll verschiedener Formen etabliert, hier einige Beispiele:

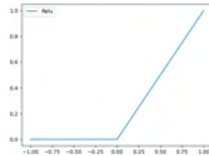
Sprungfunktion



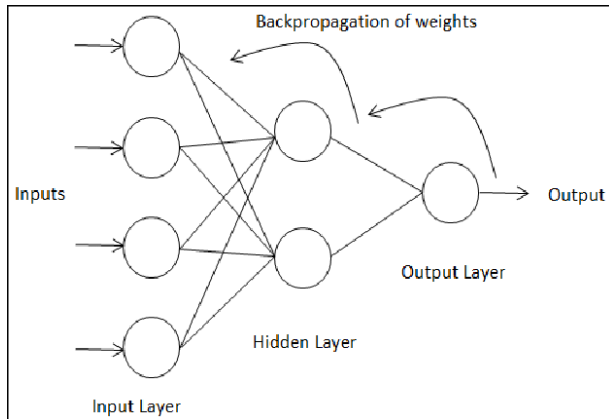
Tanh



Relu

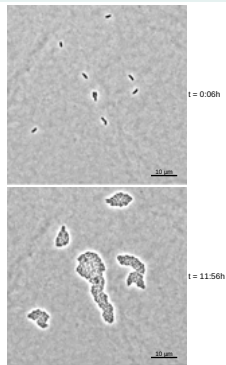


Maschinelles Lernen mit Neuronalen Netzen = Optimierung der Gewichtungsfaktoren



Beispiel: "Lernen" einer Ausgleichsgeraden (oder lineare Regression)

Pseudomonas fluorescens SBW25



Experiment

Für $T = 20^{\circ}\text{C}, 21^{\circ}\text{C}, \dots 30^{\circ}\text{C}$:

- Messung der Koloniengröße bei $t=0\text{h}$ und $t=12\text{h}$
- Wachstumsfaktor F ist der Quotient aus beiden Messungen

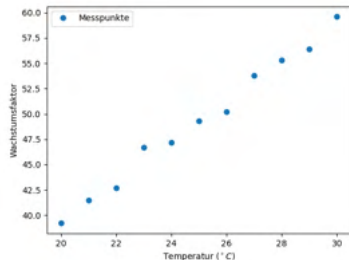


Beispiel: "Lernen" einer Ausgleichsgeraden

Messwerte

Temperatur (° C)	Wachstum
20	39.2
21	41.5
22	42.7
23	46.7
24	47.2
25	49.3
26	50.2
27	53.8
28	55.3
29	56.4
30	59.6

Wachstumskurve

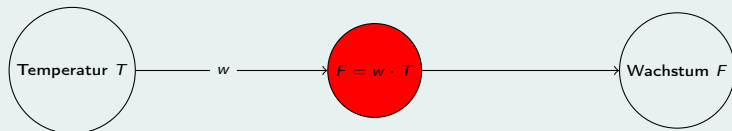


Modell des Bakterienwachstums

Aufgabe: Entwickle ein Modell, das das Bakterienwachstum als Funktion der Temperatur angibt.

Wir nutzen hierzu das einfachste Netzwerk, das man sich vorstellen kann: Es besteht aus einem Neuron mit genau einem Eingang und einem Ausgang. Die Aktivierungsfunktion ist die lineare Funktion

Modell



Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell
20.0	39.2	
21.0	41.5	
22.0	42.7	
23.0	46.7	
24.0	47.2	
25.0	49.3	
26.0	50.2	
27.0	53.8	
28.0	55.3	
29.0	56.4	
30.0	59.6	

Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell
20	39.2	40
21	41.5	42
22	42.7	44
23	46.7	46
24	47.2	48
25	49.3	50
26	50.2	52
27	53.8	54
28	55.3	56
29	56.4	58
30	59.6	60

Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell	Model - Wachstum
20	39.2	40	0.8
21	41.5	42	0.5
22	42.7	44	1.3
23	46.7	46	-0.7
24	47.2	48	0.8
25	49.3	50	0.7
26	50.2	52	1.8
27	53.8	54	0.2
28	55.3	56	0.7
29	56.4	58	1.6
30	59.6	60	0.4

Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell	Model - Wachstum
20	39.2	40	0.8
21	41.5	42	0.5
22	42.7	44	1.3
23	46.7	46	-0.7
24	47.2	48	0.8
25	49.3	50	0.7
26	50.2	52	1.8
27	53.8	54	0.2
28	55.3	56	0.7
29	56.4	58	1.6
30	59.6	60	0.4

Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell	(Differenz) ²
20	39.2	40	0.64
21	41.5	42	0.25
22	42.7	44	1.69
23	46.7	46	0.49
24	47.2	48	0.64
25	49.3	50	0.49
26	50.2	52	3.24
27	53.8	54	0.04
28	55.3	56	0.49
29	56.4	58	2.56
30	59.6	60	0.16

Training des Modells

Erster Versuch: $w = 2$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell	(Differenz) ²
20	39.2	40	0.64
21	41.5	42	0.25
22	42.7	44	1.69
23	46.7	46	0.49
24	47.2	48	0.64
25	49.3	50	0.49
26	50.2	52	3.24
27	53.8	54	0.04
28	55.3	56	0.49
29	56.4	58	2.56
30	59.6	60	0.16
Summe			10.69

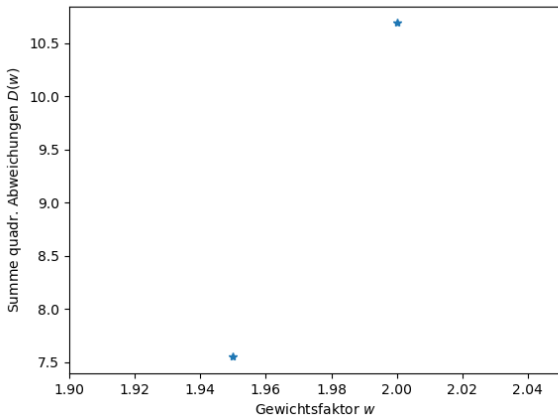
Training des Modells

Zweiter Versuch: $w = 1.95$

Temperatur (° C)	Wachstum	Modell	(Differenz) ²
20	39.2	39.00	0.04
21	41.5	40.95	0.30
22	42.7	42.90	0.04
23	46.7	44.85	3.42
24	47.2	46.80	0.16
25	49.3	48.75	0.30
26	50.2	50.70	0.25
27	53.8	52.65	1.32
28	55.3	54.60	0.49
29	56.4	56.55	0.02
30	59.6	58.50	1.21
Summe			7.55

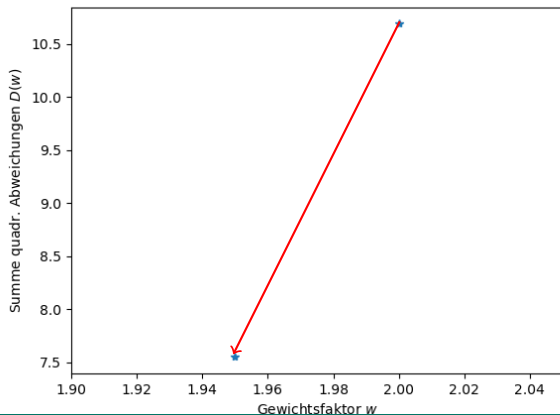
Summe der quadratischen Abweichungen als Funktion des Gewichtungsfaktors w

Plot



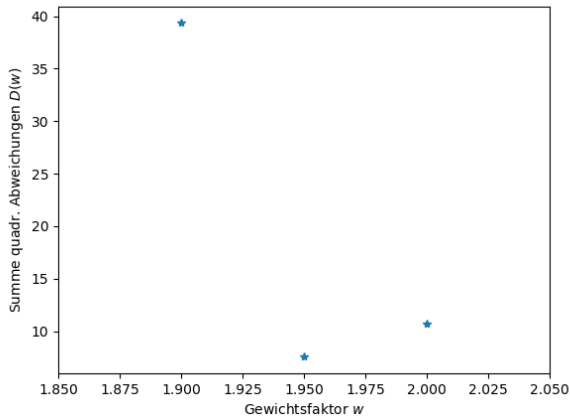
Der Gradient zeigt an wie w verändert werden muss

Wähle w in Richtung kleinerer Abweichungen $D(w)$



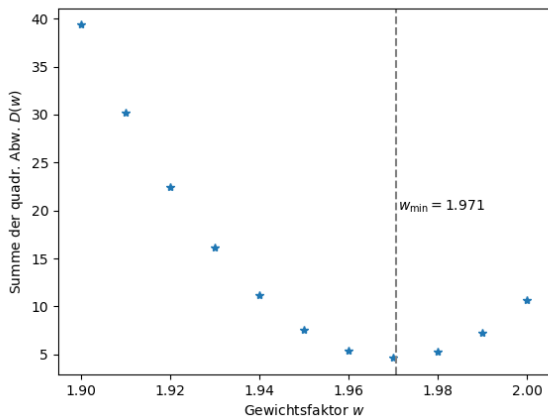
Summe der quadratischen Abweichungen als Funktion des Gewichtungsfaktors w

Nach drei Iterationen

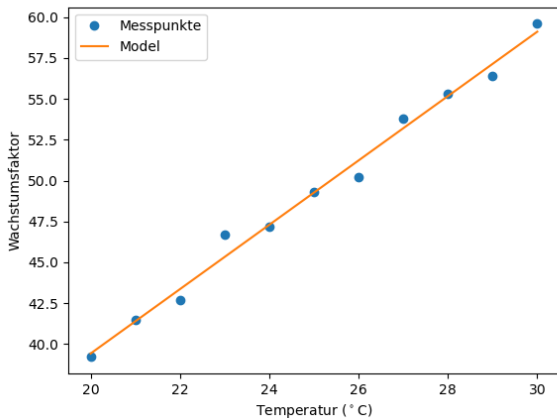


Nach 11 Iterationen

Minimierung der Quadratabstandssumme ergibt optimales Gewicht w

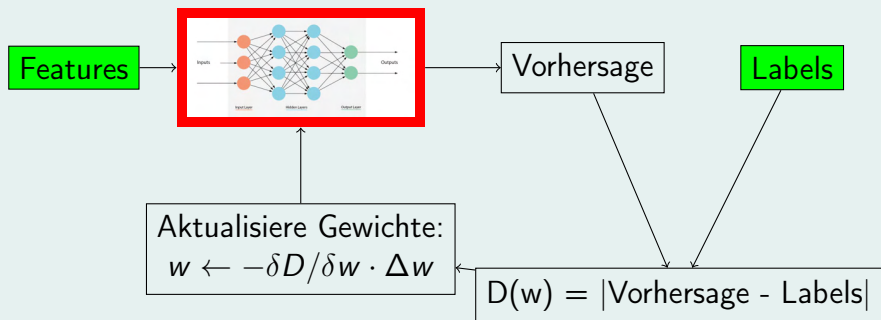


Vergleich Messdaten und Model

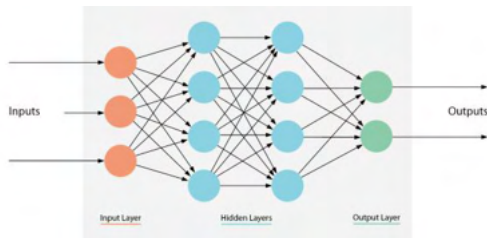


- **Gegeben:** Eingangswerte, Ausgangswerte
- Ein Model besteht aus **Gewichtsfaktoren** und **Aktivierungsfunktionen**
- Starte Lernprozess:
 - Wahl der Gewichtsfaktoren
 - Vorhersage der Ausgangswerte
 - Berechnung **Entfernung** Vorhersage - wahre Ausgangswerte
 - **ändere Gewichtsfaktoren** in Richtung des **absteigenden Gradienten** der Entfernung
- Wiederhole bis erwünschte Genauigkeit erreicht

Iteratives Training eines Neuronalen Netzes



Von einzelnen Neuronen zu "tiefen" Netzwerken



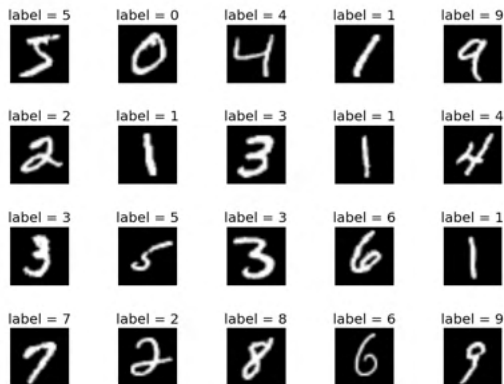
Quelle:t3n.de

Neuronale Netze können beliebig komplizierte Funktionen annähern.

- Wachstumskurven (Temperatur \Rightarrow Wachstumsfaktor)
- Bildinhalte (Pixelwert \Rightarrow Objektklasse)
- Zusammenfassung von Texten (Langer Text \Rightarrow kurzer Text)

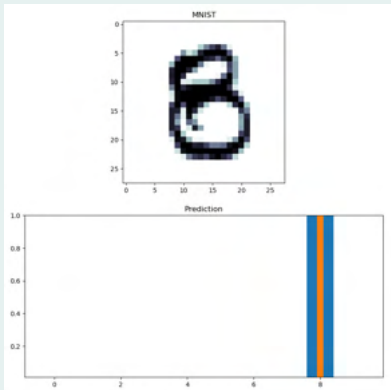
Anwendungsbeispiel: Automatisches Erkennen handgeschriebener Zahlen

Der MNIST Datensatz

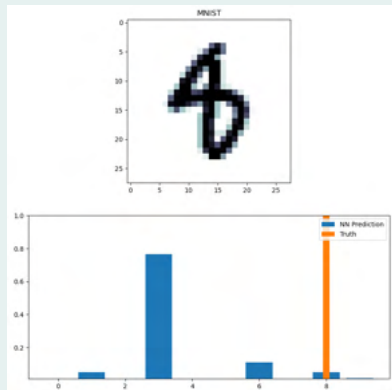


Auswertung des trainierten Modells

Korrekte Vorhersage

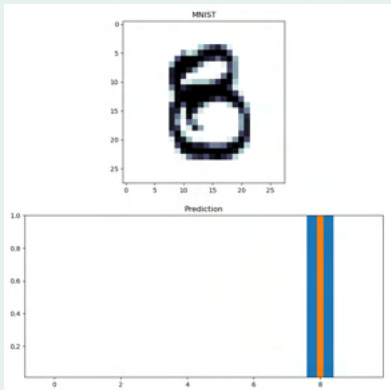


Falsche Vorhersage

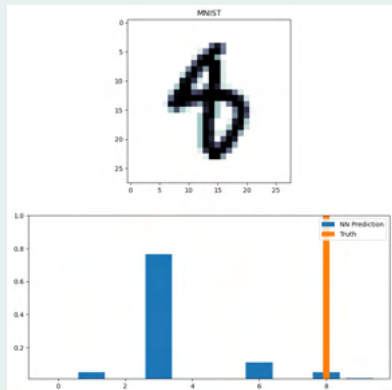


Auswertung des trainierten Modells

Korrekte Vorhersage

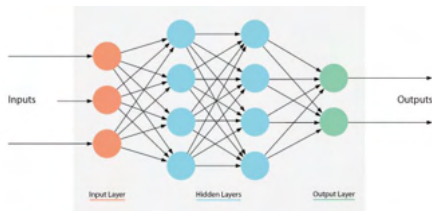


Falsche Vorhersage



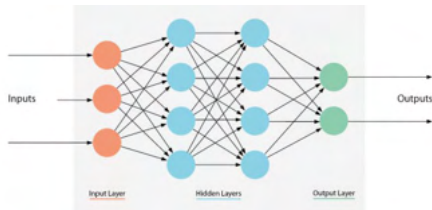
Neuronale Netze geben eine **Wahrscheinlichkeitsverteilung** aus!

Optimierung der Netzwerkarchitektur



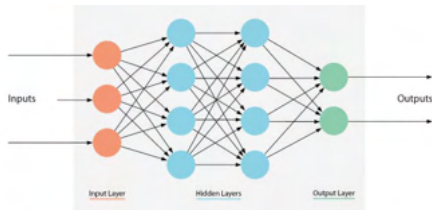
- Trainieren des Netzwerks = Optimierung der Gewichtsparameter

Optimierung der Netzwerkarchitektur



- Trainieren des Netzwerks = Optimierung der Gewichtsparameter
- Optimaler **Aufbau** des Netzwerks?
 - Anzahl der Netzwerkebenen
 - Anzahl der Neuronen
 - Verknüpfungsdichte
 - Aktivierungsfunktion
 - ...

Optimierung der Netzwerkarchitektur



- Trainieren des Netzwerks = Optimierung der Gewichtsparameter
- Optimaler **Aufbau** des Netzwerks?
 - Anzahl der Netzwerkebenen
 - Anzahl der Neuronen
 - Verknüpfungsdichte
 - Aktivierungsfunktion
 - ...



⇒ **Hyperparameter Optimierung**



Charles Darwin (1809-1882)

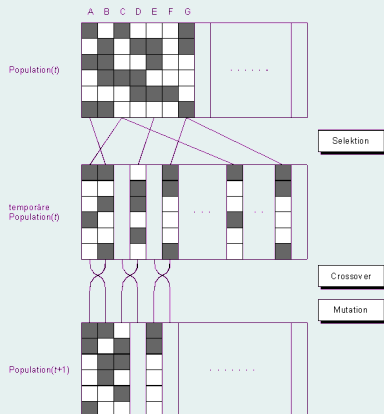


G. Richmond, aus "Origins"

Bedingungen für Evolution

- Selektion
- Vererbung
- Variabilität

Genetischer Algorithmus

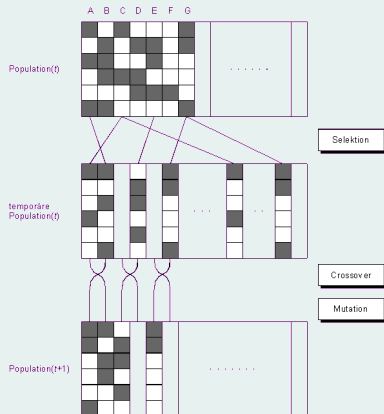


A. Teckentrup (2000)

Bedingungen für Evolution

- Selektion
- Vererbung
- Variabilität

Genetischer Algorithmus

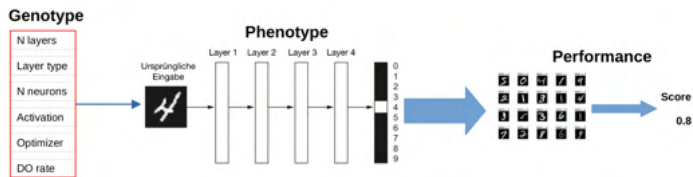


A. Teckentrup (2000)

... für Neuronale Netze

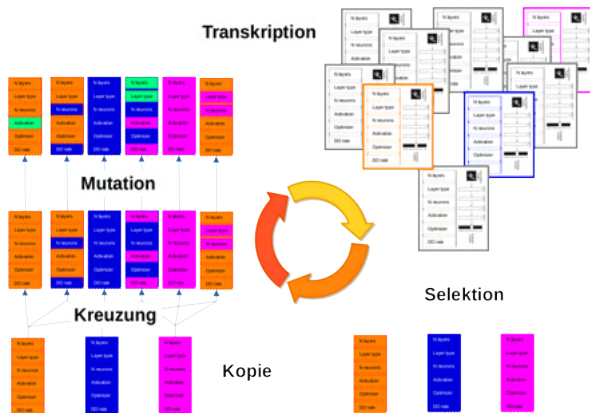
- Codierung der Netzwerkarchitektur
 - Anzahl der Netzschichten
 - Anzahl der Neuronen
 - ...
- Lernphase: Ausbildung des Phänotyps
- **Selektion** nach Vorhersagekraft d. Modells
- **Vererbung + Variation** der Gene → Neue Generation

Genetischer Algorithmus für Neuronale Netze



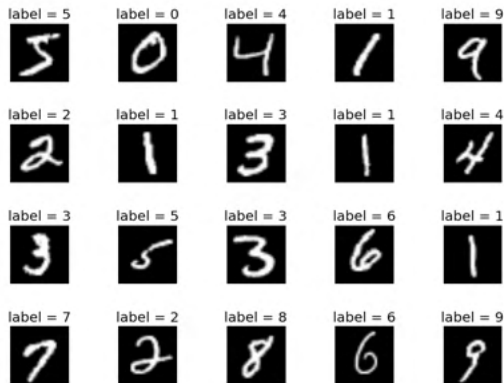
- Die besten (=genauesten) Modelle und ein paar *schlechtere* werden als Eltern der nächsten Generation ausgewählt.
- Durch Crossover und Mutation wird die nächste Generation gebildet.
- Die neue Generation wird trainiert und bewertet.

Genetischer Algorithmus im Überblick



Der MNIST Datensatz

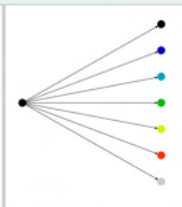
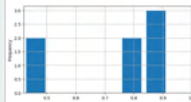
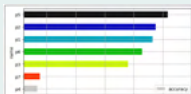
Handgeschriebene Zahlen (Multiklassen Segmentierung)



Den Eingangsdaten (Pixelwerte Schwarz-Weiss) werden Label zugeordnet (0,1,2,3,4,5,6,7,8,9)

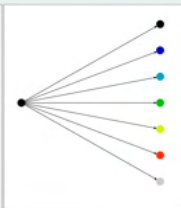
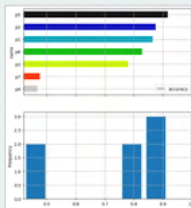
Anwendung auf den MNIST Datensatz

1. Generation: 90% Genauigkeit

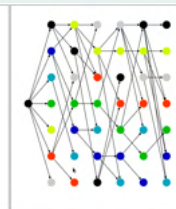
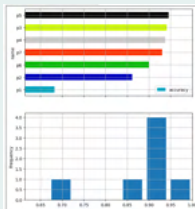


Anwendung auf den MNIST Datensatz

1. Generation: 90% Genauigkeit



6. Generation: >95% Genauigkeit



The best thing about AI is its ability to

learn	4.5%
predict	3.5%
make	3.2%
understand	3.1%
do	2.9%

wolfram.com

"... statistischer Papagei" (E. Bender, 2021)

GPT Erfolge

- Textgenerierung
 - Eingabe: Schlüsselbegriffe
 - Gedichte
 - Formale Texte
 - Software Quellcode



GPT Misserfolge

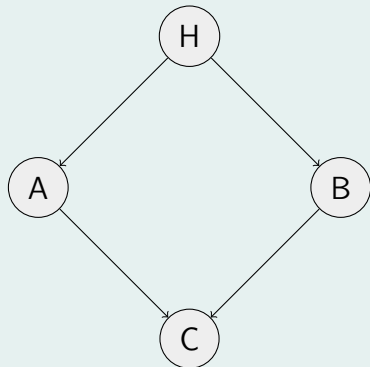
- Wissenschaftliche Texte (Zitationen)
- Erfundene aber realistische Inhalte ("Halluzinationen")
- Kausale Zusammenhänge

Eine Unterhaltung mit ChatGPT (frei nach J. Pearl, "Book of Why")

...



Kausales Model

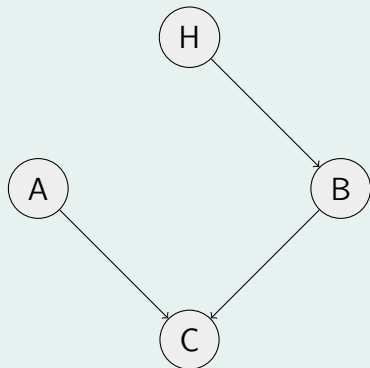


Me

*Hi @chatgpt here's a story:
two soldiers , A and B, serve as
a firing squad. On day 1, the
captain (H) orders "Fire" and
both shoot, then the prisoner
(C) dies. On day 2, the captain
orders "fire", both shoot their
guns, prisoner dies.*

Eine Unterhaltung mit ChatGPT

Kausales Model

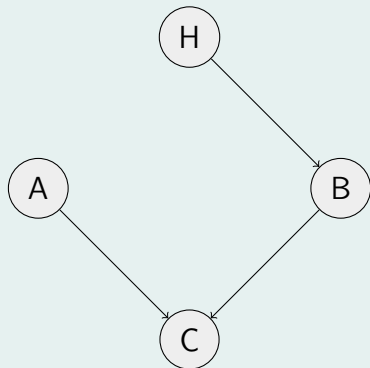


Me

*Hi @chatgpt here's a story:
two soldiers , A and B, serve as
a firing squad. On day 1, the
captain orders "Fire" and both
shoot, then the prisoner dies.
On day 2, the captain orders
"fire", both shoot their guns,
prisoner dies. **On day 3, A fires
his gun. Is C alive?***

Eine Unterhaltung mit ChatGPT

Kausales Model

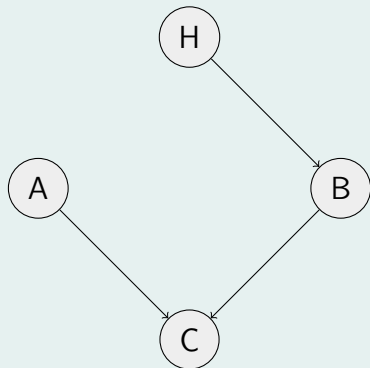


ChatGPT

*The story implies that on day 3, only A fires his gun. Without information about B action on day 3, it's not possible to determine the fate of the prisoner based solely on A's action. **Additional information is needed to conclude whether the prisoner is alive or not after day 3.***

Eine Unterhaltung mit ChatGPT

Kausales Model

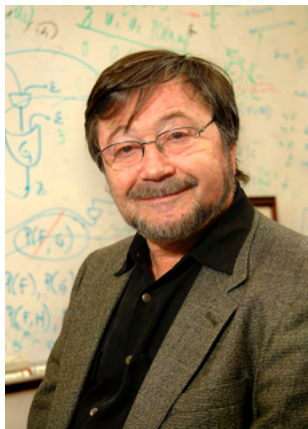


ChatGPT

*The story implies that on day 3, only A fires his gun. Without information about B action on day 3, it's not possible to determine the fate of the prisoner based solely on A's action. **Additional information is needed to conclude whether the prisoner is alive or not after day 3.***



Judea Pearl zu chatGPT



amstat.org



- GPT kommt erst nach längerer Unterhaltung und mehreren Hinweisen zur richtigen Lösung
- kann sich das kausale Modell anscheinend erschliessen
- kann kausales Modell nicht generalisieren

Wie könnte Generelle Künstliche
Intelligenz (GKI) entstehen?

Ansatz 1: Mehr bringt mehr (siehe ChatGPT)

Training data:

- Quotient zweier Größen: Verhältnis
- Fahrzeug mit Eigenantrieb: Automobil

Ansatz 1: Mehr bringt mehr (siehe ChatGPT)

Training data:

- Quotient zweier Größen: Verhältnis
- Fahrzeug mit Eigenantrieb: Automobil

Test data:

- Person oder Sache, die einen Prozess beschleunigt oder ermöglicht

Ansatz 1: Mehr bringt mehr (siehe ChatGPT)

Training data:

- Quotient zweier Größen: Verhältnis
- Fahrzeug mit Eigenantrieb: Automobil

Test data:

- Person oder Sache, die einen Prozess beschleunigt oder ermöglicht

Predictions:

- GPT-2 (10^9 Parameter): "Nach einem Brandsturm"
- GPT-3 (10^{11} Parameter): "Katalysator"

Ansatz 1: Mehr bringt mehr (siehe ChatGPT)

Training data:

- Quotient zweier Größen: Verhältnis
- Fahrzeug mit Eigenantrieb: Automobil

Test data:

- Person oder Sache, die einen Prozess beschleunigt oder ermöglicht

Predictions:

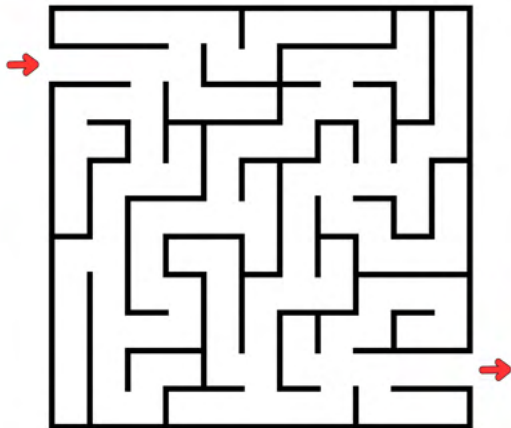
- GPT-2 (10^9 Parameter): "Nach einem Brandsturm"
- GPT-3 (10^{11} Parameter): "Katalysator"

Qualitativ höherwertige Ergebnisse durch **quantitativ** größere Netzwerke

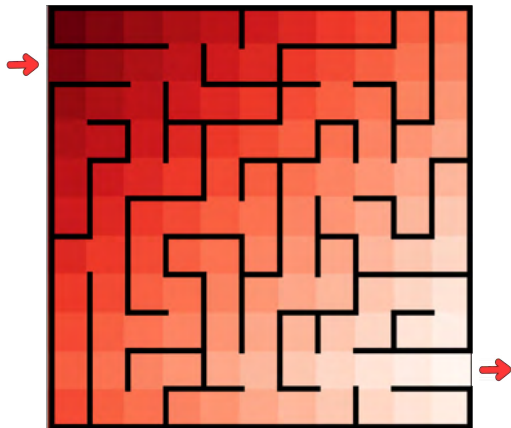
Ansatz 2: Weg mit der Optimierung



Gradientenabstieg ist keine gute Idee im Labyrinth



Gradientenabstieg ist keine gute Idee im Labyrinth



Labyrinth wird durch Novelty Search gelöst

Such, 2018

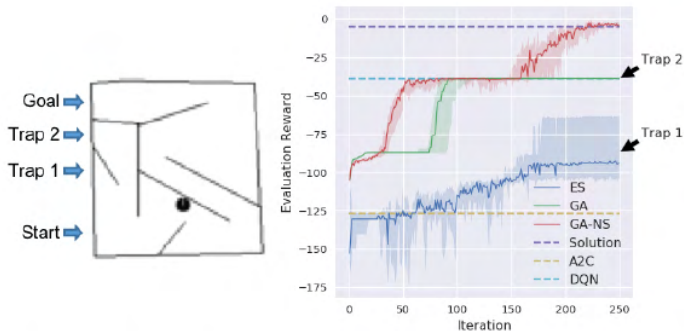


Figure 1. **Image Hard Maze Domain and Results.** Left: A small

Novelty Search Zulassen neuartigen Verhaltens, das erstmal weiter vom Ziel weggeht

would reward assist navigating the goal with this and solve new as pipe inputs. The robot starts in the bottom left corner facing right. Right: Novelty search can train deep neural networks to avoid local optima that stymie other algorithms. The GA, which

"Genetische Kunst" als Evolution

Picbreeder (Stanley, Lehman)

24

3 The Art of Breeding Art

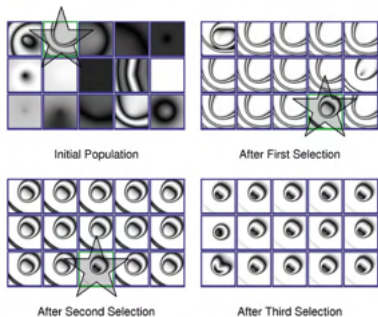
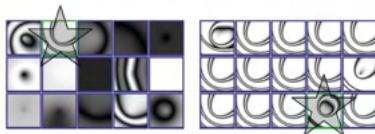
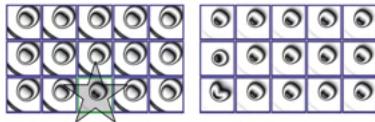


Fig. 3.2 A sequence of three selection steps in Picbreeder starting from scratch. As the user selects images, he influences the direction of evolution towards images that please him. The star indicates which picture the user selects, which is the parent of the offspring images shown in the next step.



Initial Population

After First Selection



After Second Selection

After Third Selection

Fig. 3.2 A sequence of three selection steps in Picbreeder starting from scratch. As the user selects images, he influences the direction of evolution towards images that please him. The star indicates which picture the user selects, which is the parent of the offspring images shown in the next step.

"Genetische Kunst" als Evolutionärer Picbreeder (Stanley, Lehman)

24

3 The Art of Breeding Art

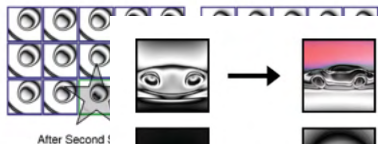
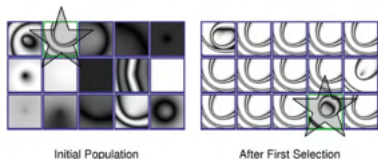


Fig. 3.2 A sequence of three selection steps in Picbreeder starting from scratch. As the user selects images, he influences the direction of evolution towards images that please him. The star indicates the image which picture the user selects.

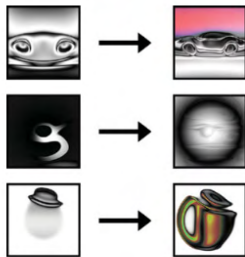
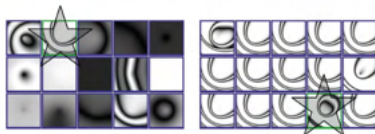
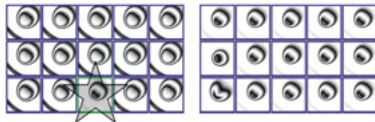


Fig. 3.6 The stepping stones rarely resemble the final products. The images on the left are stepping stones along the path to the images on the right, despite their dissimilar appearances.



Initial Population

After First Selection



After Second Selection

After Third Selection

Fig. 3.2 A sequence of three selection steps in Picbreeder starting from scratch. As the user selects images, he influences the direction of evolution towards images that please him. The star indicates the image which picture the user selects.

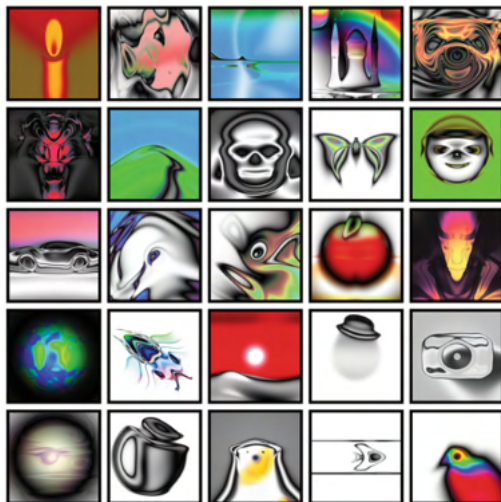


Fig. 3.3 A selection of compelling images discovered on Picbreeder. The lineage of every image in this gallery traces back to a randomly-generated blob.



- Ein neuronales Netz extrahiert aus den Daten die zugrundeliegenden Strukturen und Zusammenhänge und trifft statistische Vorhersagen
- Training der Netzparameter: Gradientenmethode, Backpropagation
- Hyperparametertraining mit Evolutionärem Algorithmus
- KI hat kein kausales "Weltmodell"
- Fortschritte in der KI Forschung müssen Konzepte jenseits der Gradientenmethode einbeziehen (z.B. Innovation, Neuigkeitswert)



Danke für Ihre Aufmerksamkeit!



- Podcast “KI Verstehen” im DLF (<https://www.deutschlandfunk.de/ki-verstehen-102.html>)
- Wikipedia Seiten zu “Maschinelles Lernen”, “Künstliche Intelligenz” und ähnliche Schlagworte
- KI im Heise Verlag:
<https://shop.heise.de/shop-aktionen/sonderhefte/ct-sonderheft-ki-praxis-2023-2024/>

Hinweis: Der Autor hat keine privaten oder geschäftlichen Verbindungen zu den genannten Verlagen und Herausgebern.



Diese Präsentation wurde im Rahmen der Veranstaltungsreihe “MPI Winter Talks” am 30. Januar 2024 am Max-Planck-Institut für Evolutionsbiologie gehalten. Der Autor dankt für das Interesse und die lebhaftige Beteiligung an der anschließenden Diskussion. Alle Abbildungen stehen soweit nicht anders angegeben unter Creative Commons Attribution Share-Alike Lizenz Version 4.0. Für weitere Informationen zu Fragen des Copyright und der Weiternutzung und -verbreitung, besuchen Sie bitte die Internetadresse <https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/deed.en>. Der Autor steht unter der Email carsten.fortmann-grote@evolbio.mpg.de für Fragen, Kritik, und Anmerkungen zur Verfügung.

