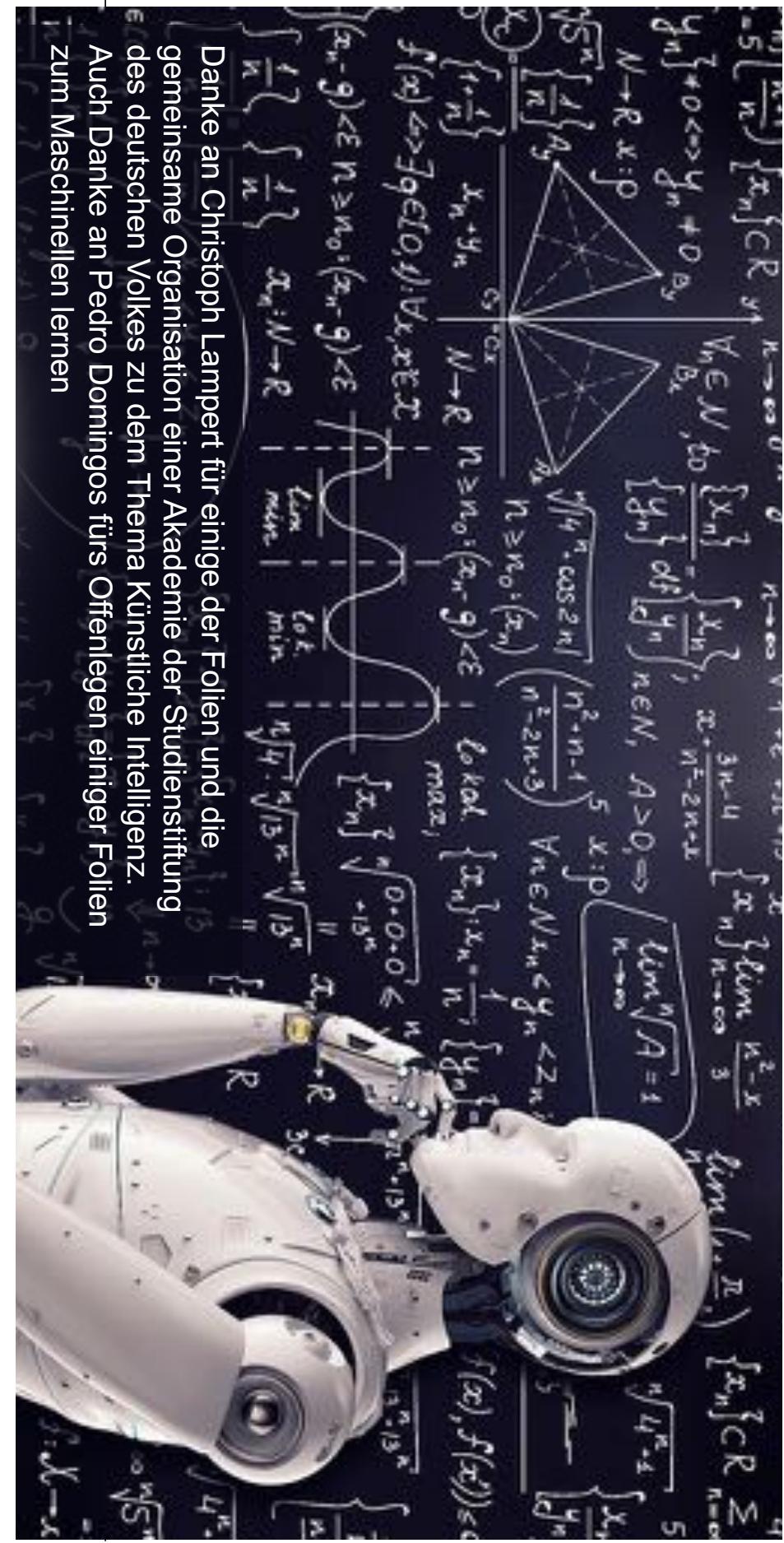


Data Mining und Maschinelles Lernen (oder auch "Maschinelles Lernen: Symb. Ans. ")

Einführung, Einordnung und Überblick

Prof. Dr. Kristian Kersting
Übungen: Maurice Kraus, Lukas Struppek



Danke an Christoph Lampert für einige der Folien und die gemeinsame Organisation einer Akademie der Studienstiftung des deutschen Volkes zu dem Thema Künstliche Intelligenz.

Auch Danke an Pedro Domingos fürs Offenlegen einiger Folien zum Maschinellen lernen

Der Traum einer künstlichen
Intelligenz ist nicht neu

Talos, ein Automat mit künstlicher
Intelligenz der griechischen Mythologie



KI heute

the INQUIRER

Artificial intelligence better than scientists at choosing successful embryos

"We won't waste time on treatments that won't work, so the patient should get it right first time," says clinic director Jane Kirby | 23 hours ago | □ 0 comments

Stephen Hawking warns artificial intelligence could end mankind

"Humans, who are limited by slow biological evolution, couldn't compete and would be overtaken by AI," he said. "The development of full artificial intelligence could spell the end of the human race."

Elon Musk

I've talked to Mark about this. His understanding of the subject is limited.

Self-driving Tesla 'saved' by steering him to hospital

Elon Musk's tweet: I've talked to Mark about this. His understanding of the subject is limited.

Computer's Now Recognize Patterns Better Than Humans Can

SCIENTIFIC AMERICAN DECEMBER 2016

Telegraph

HOME | NEWS

Lifestyle · Cars · News

Self-driving Tesla 'saved' by steering him to hospital

Elon Musk's tweet: I've talked to Mark about this. His understanding of the subject is limited.

Artificial intelligence will create the next industrial revolution, experts claim

Elon Musk's tweet: I've talked to Mark about this. His understanding of the subject is limited.

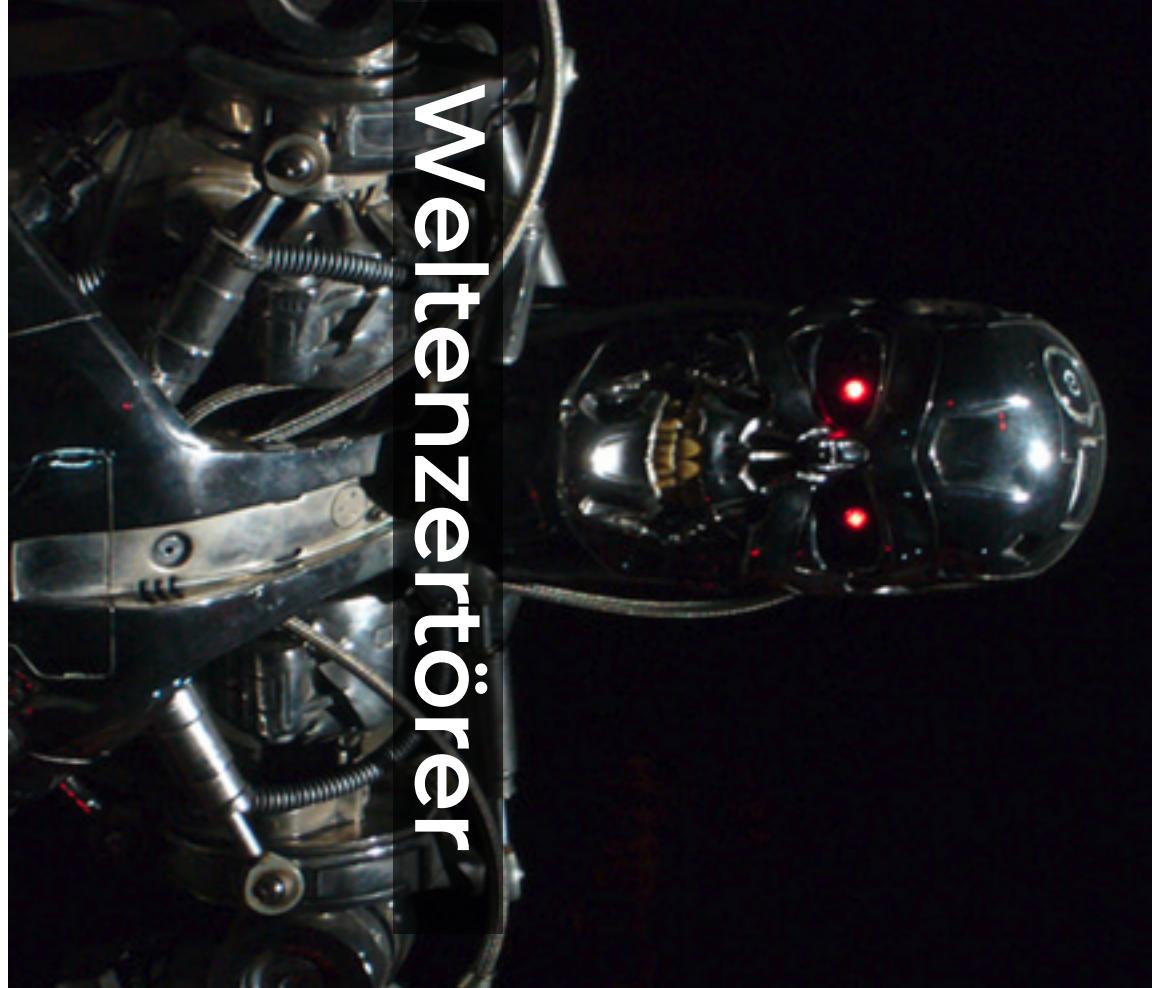
An approach to artificial intelligence that enables computers to recognize visual patterns better than humans are able to do

KI scheint viele Gesichter zu haben

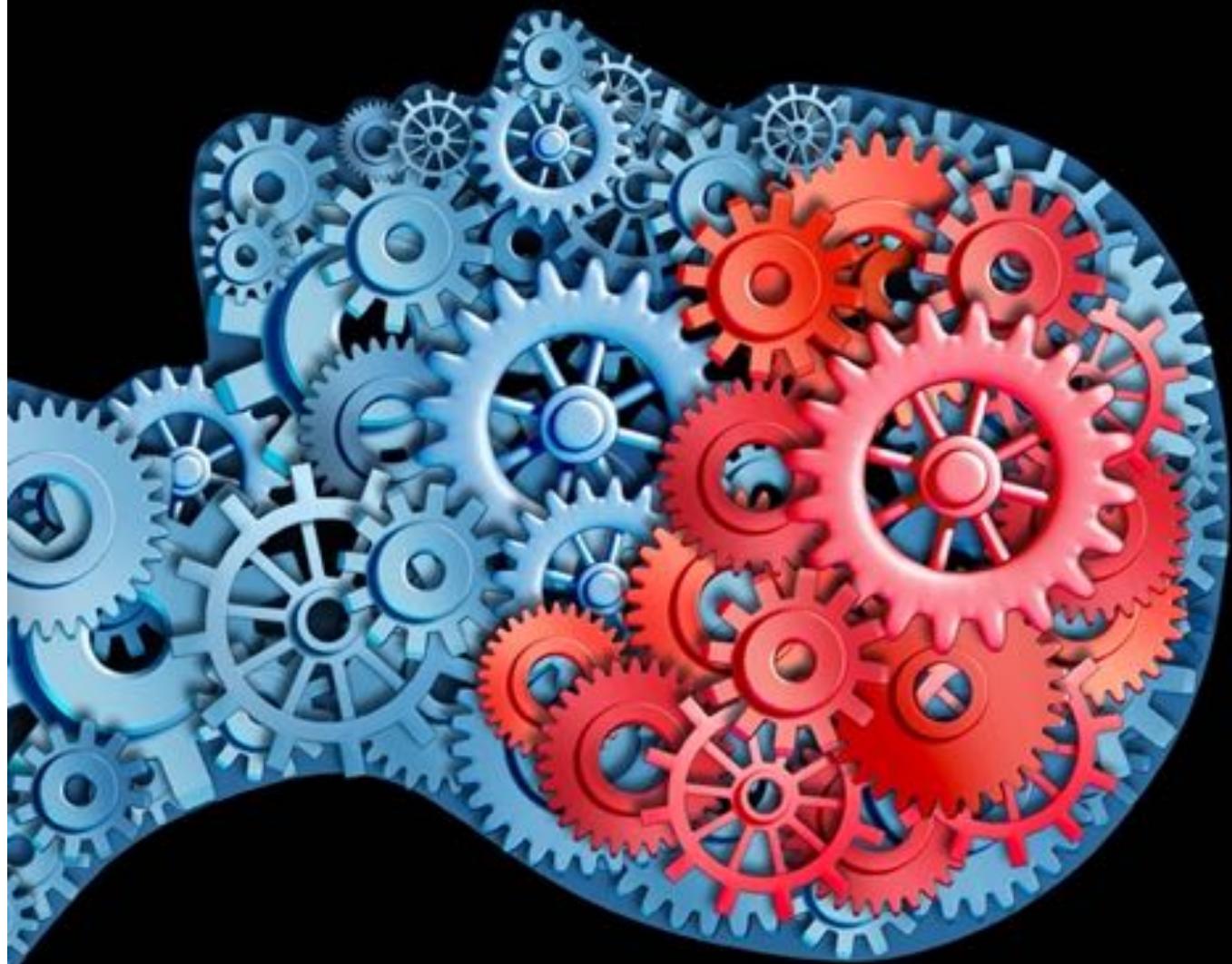


Heiland

Weltenzertörer



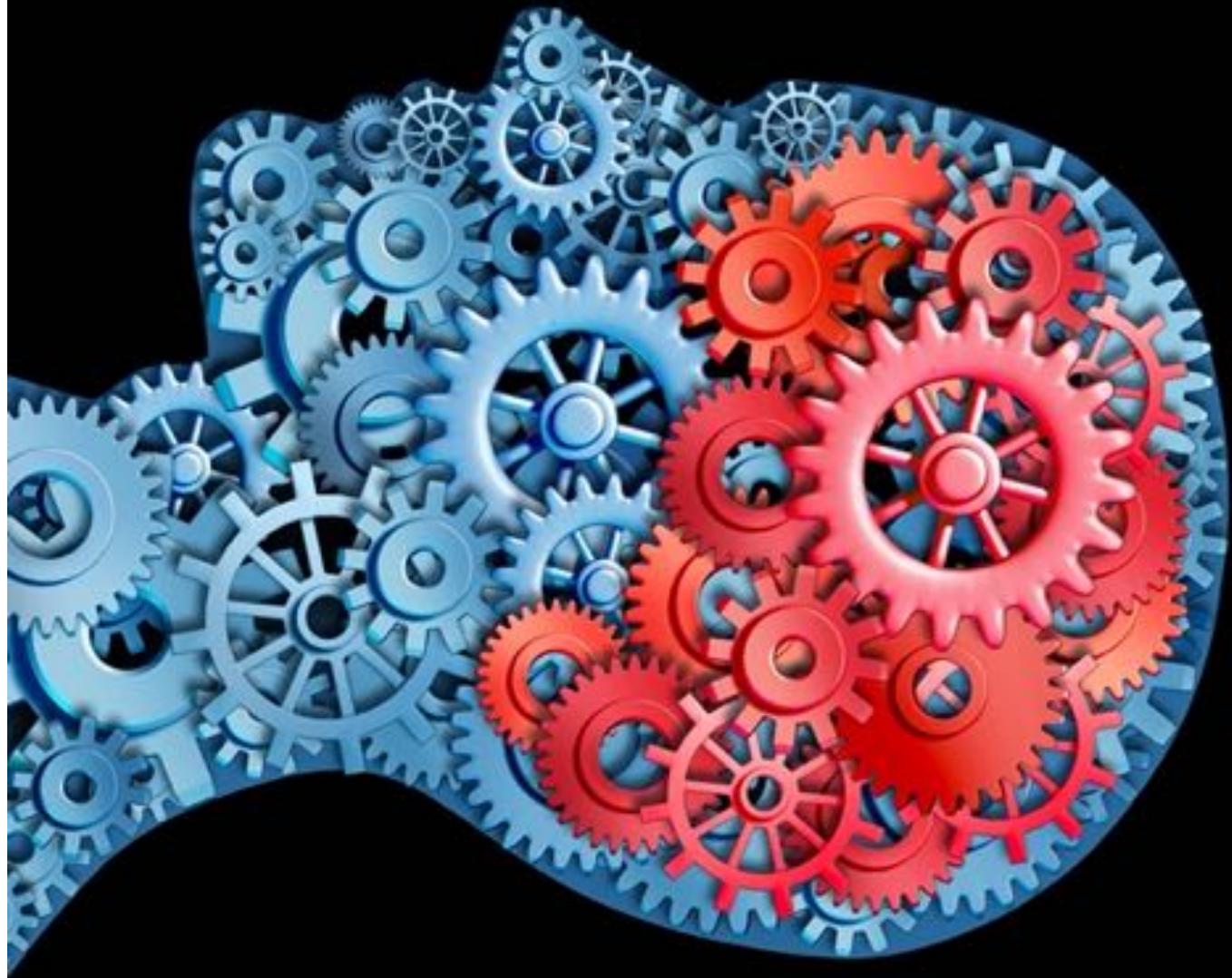
Was ist
KI?



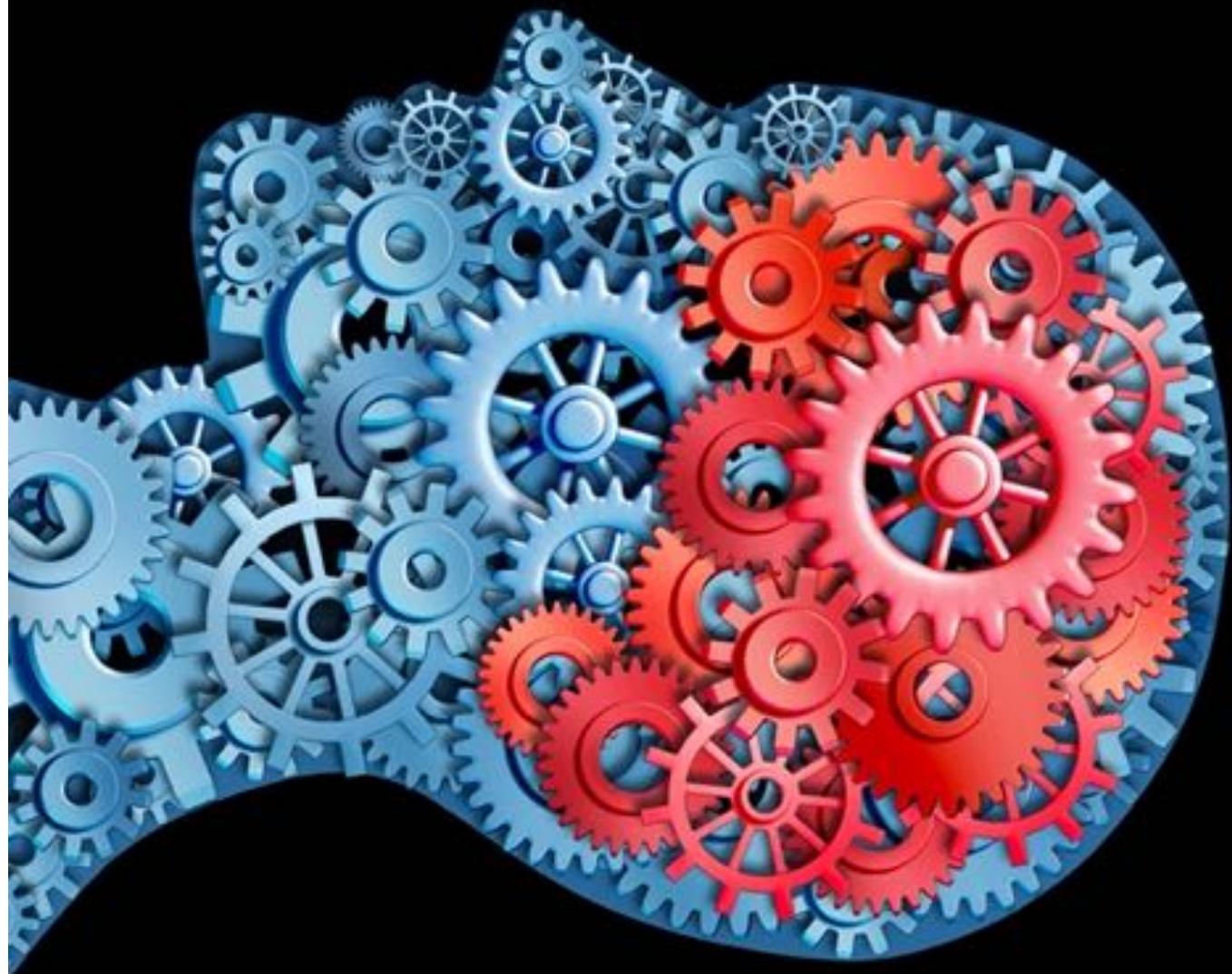
Menschen
sind
intelligent

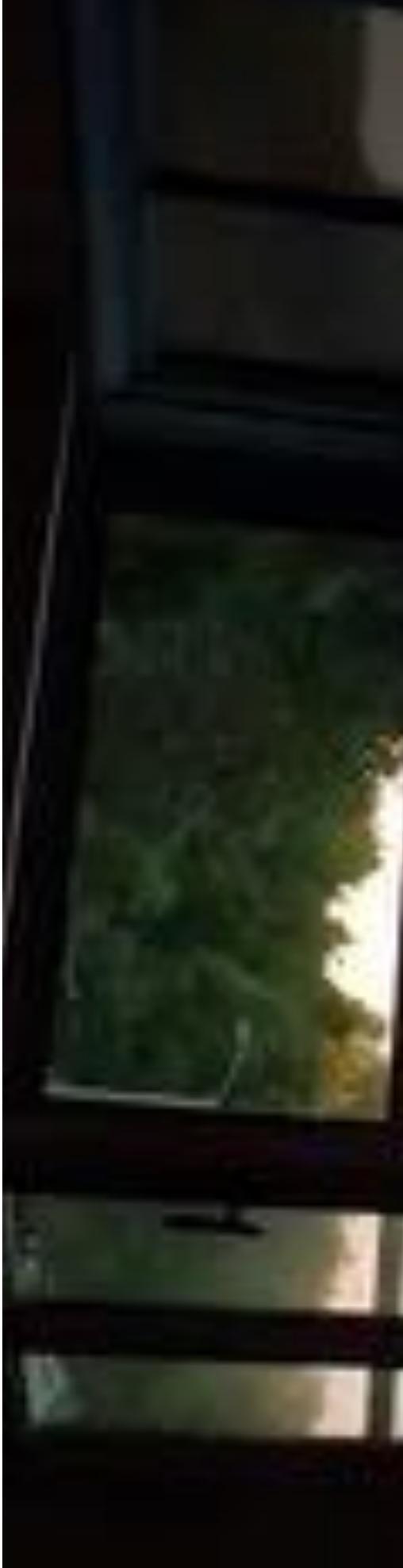


Können
Maschinen
auch
intelligent
sein?



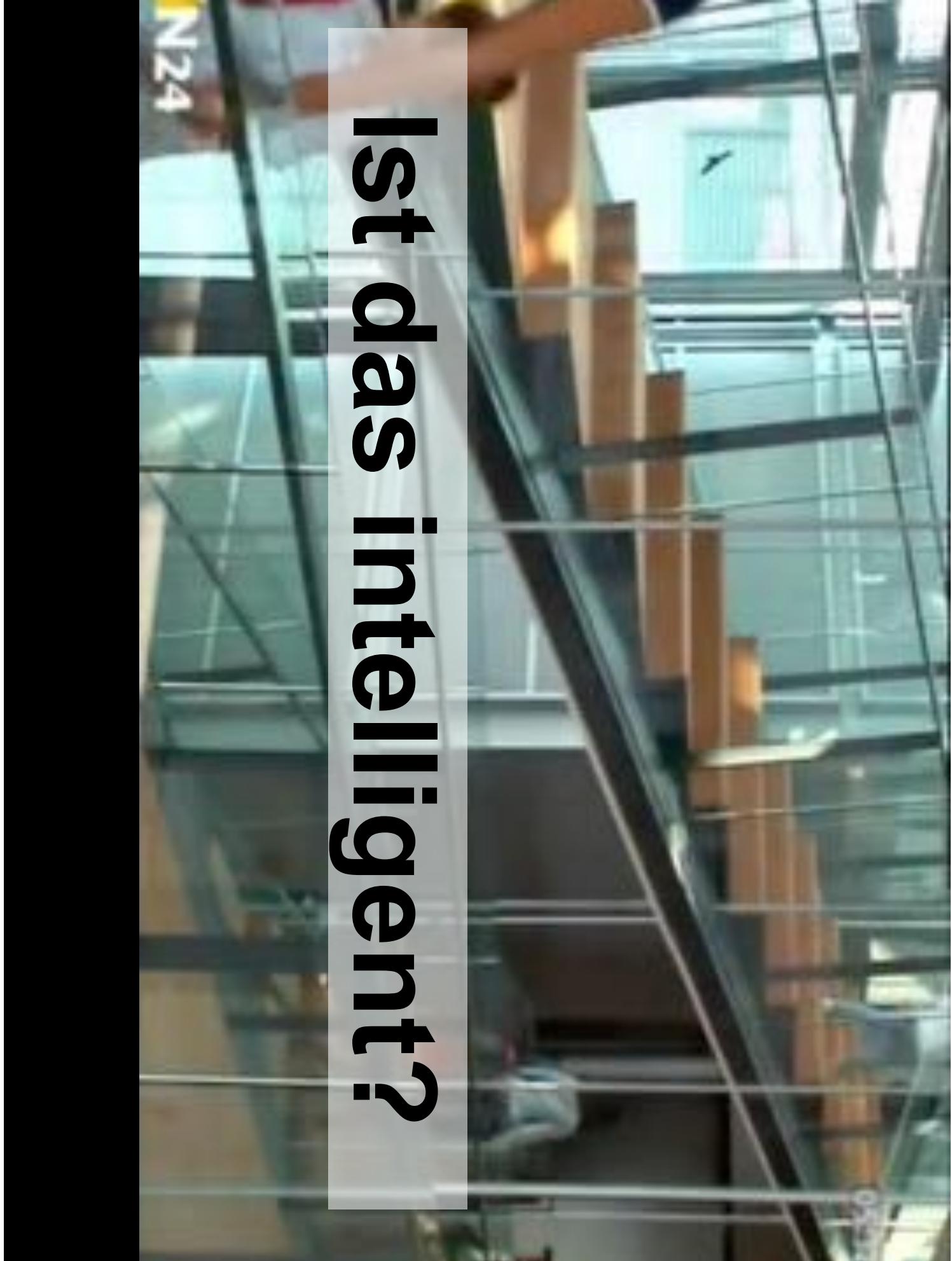
Was ist
überhaupt
Intelligenz?





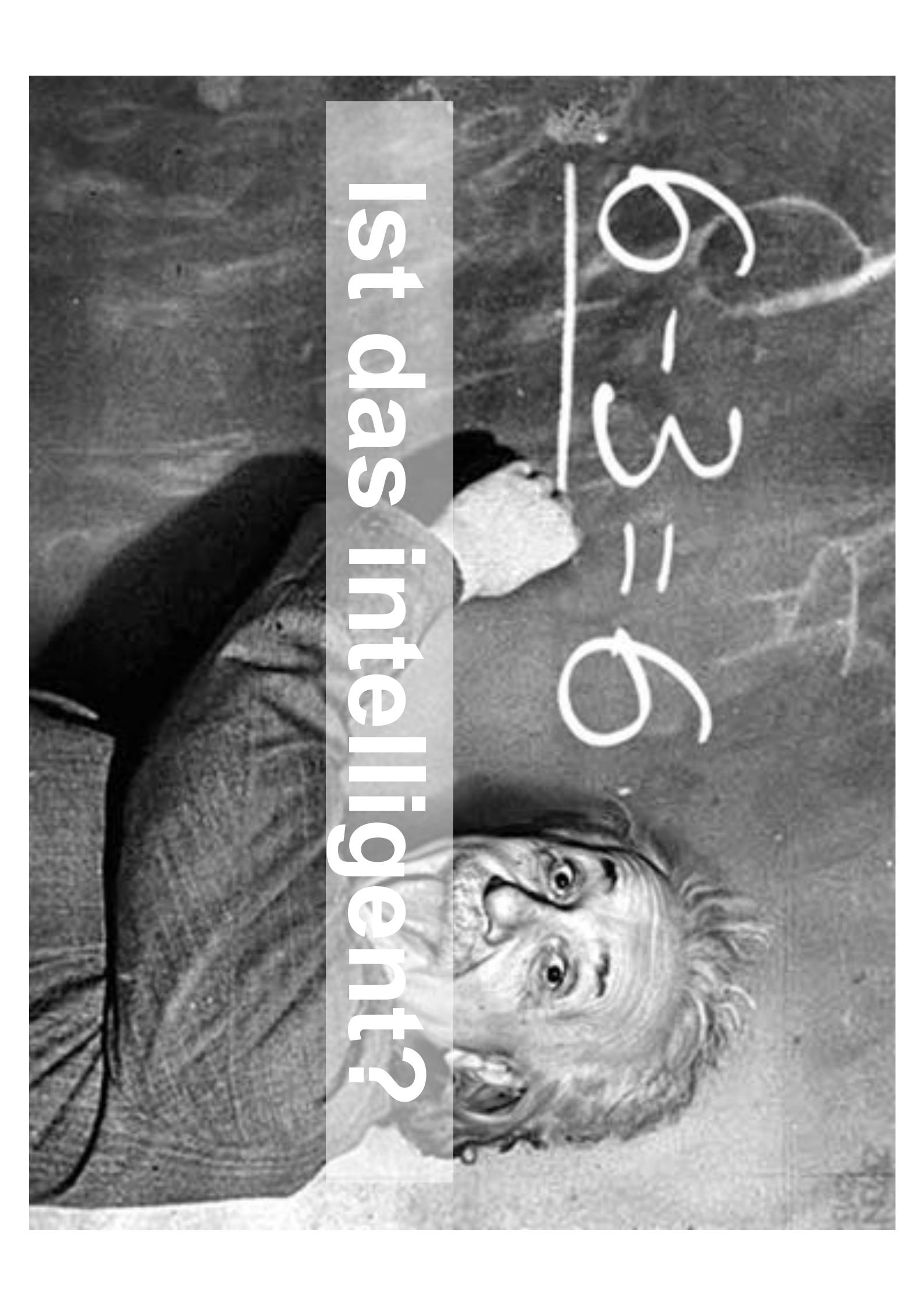
Ist das intelligent?





Ist das intelligent?

N24



Ist das intelligent?

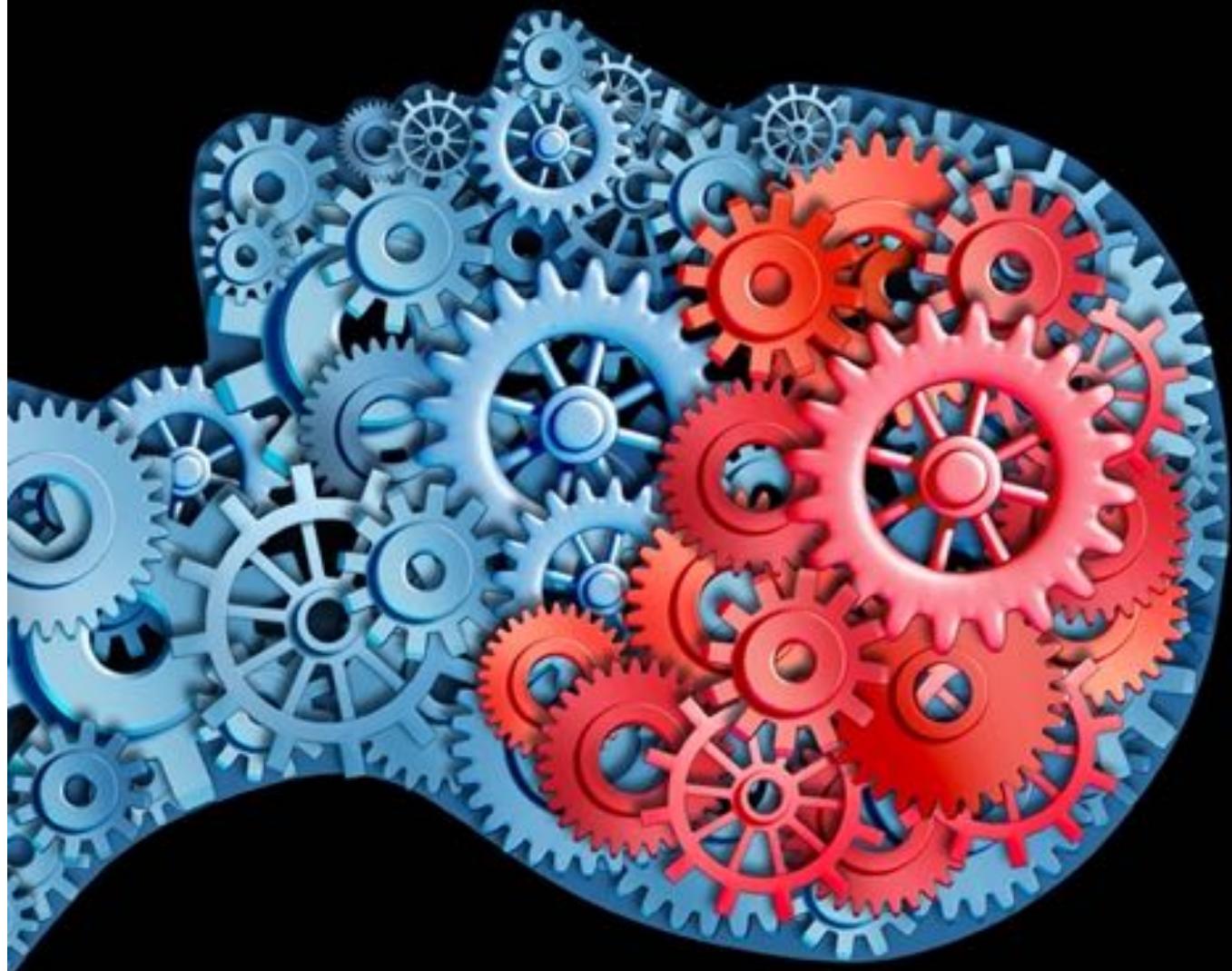


Intelligenz hat
viele Qualitäten!

Es ist
schwierig,
sie direkt
zu messen



Was ist
KI?

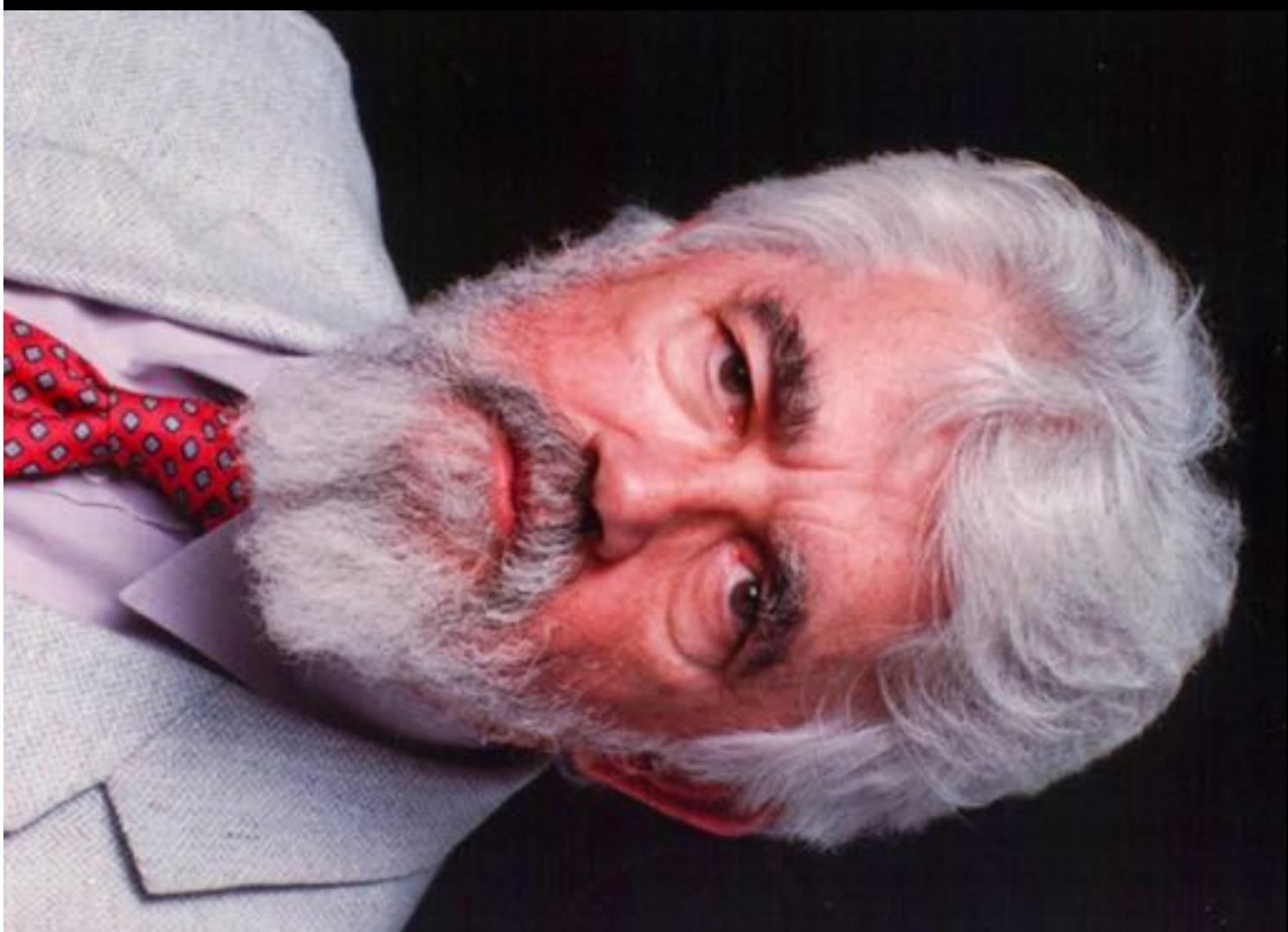


Was ist KI?

„the science and engineering of making intelligent machines, especially intelligent computer programs.

It is related to the similar task of using computers to understand human intelligence, but AI does not have to confine itself to methods that are biologically observable.“

- John McCarthy, Stanford (1956),
Erfinder des Begriffs „Künstliche Intelligenz“, Turing-Presisträger



Turing Preis = Nobel-Preis der Informatik



Benannt nach Alan Turing, einem britischen Mathematiker an der Universität Manchester. Turing wird als einer der Gründungsväter der theoretischen Informatik und der KI gesehen.



KI möchte
intelligente
Computer-
programme
entwickeln.

Wie machen
wir das?



Ein Algorithmus ist

... ist eine eindeutige
Handlungsvorschrift zur Lösung
eines Problems oder einer Klasse
von Problemen.

Fast so etwas wie ein Kochrezept!



Lernen

Denken

Planen

Algorithmen fürs ...

Sehen

Handeln

Lesen

Maschinelle Lernen

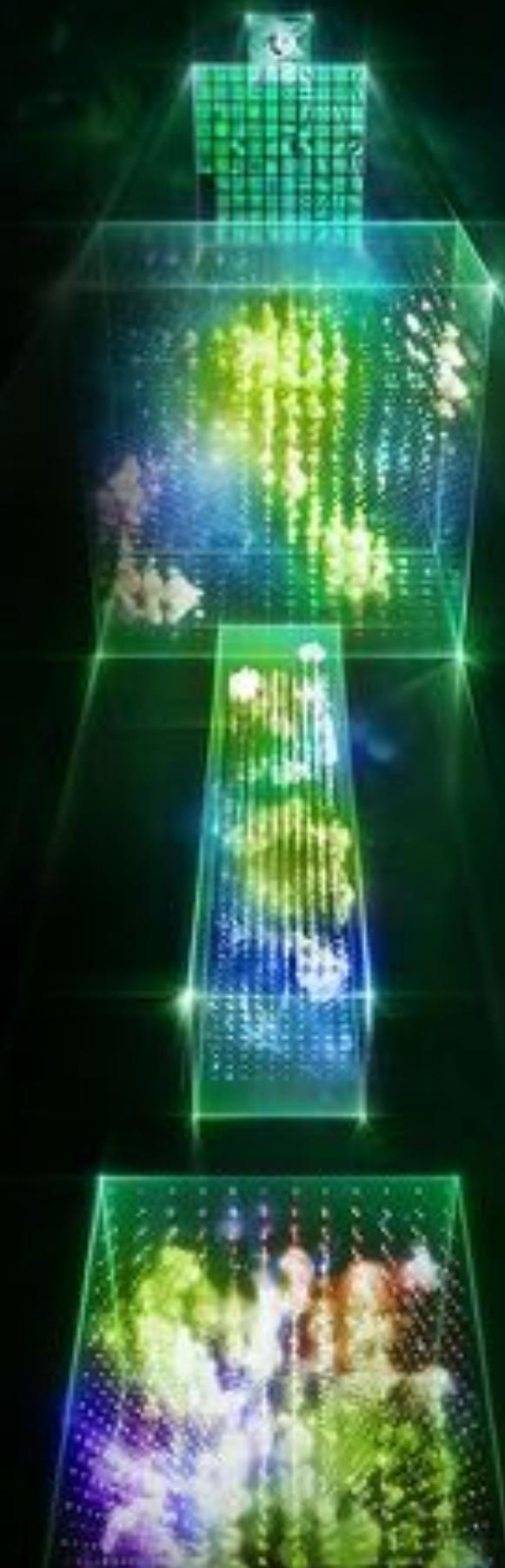
the science “concerned with
the question of how to
construct computer programs
that automatically improve with
experience”

- Tom Mitchell (1997) CMU



Tiefes Lernen

Eine Form des
Maschinellen Lernens,
das künstliche,
neuronale Netze
benutzt

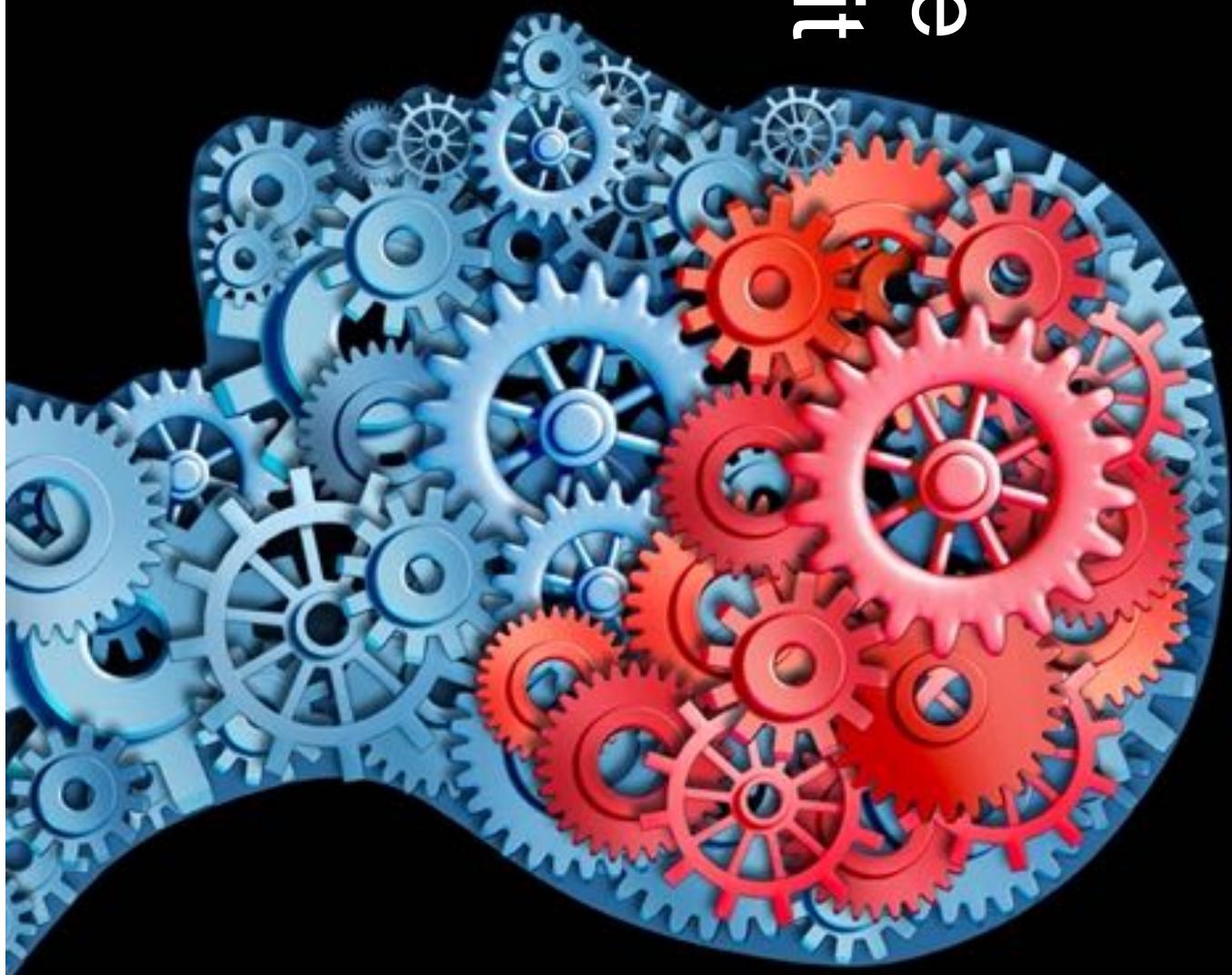


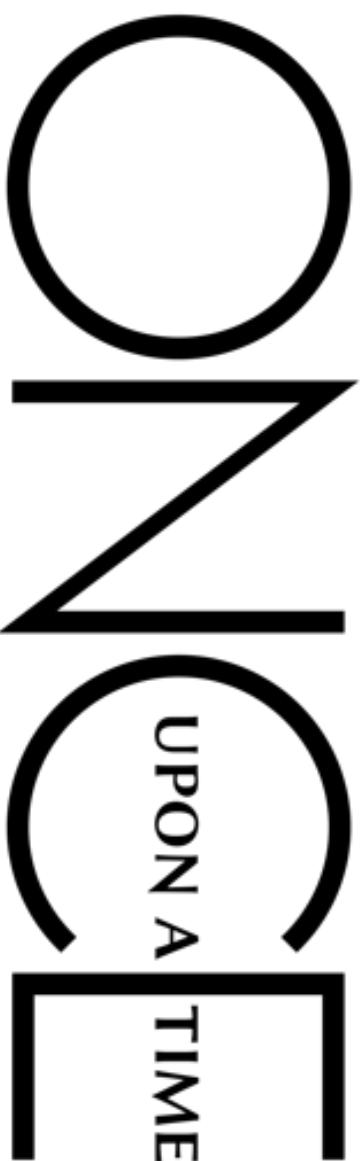
Überblick

Tiefes
Maschinelles
Lernen

Künstliche
Intelligenz

Ein Blick in die
Vergangenheit

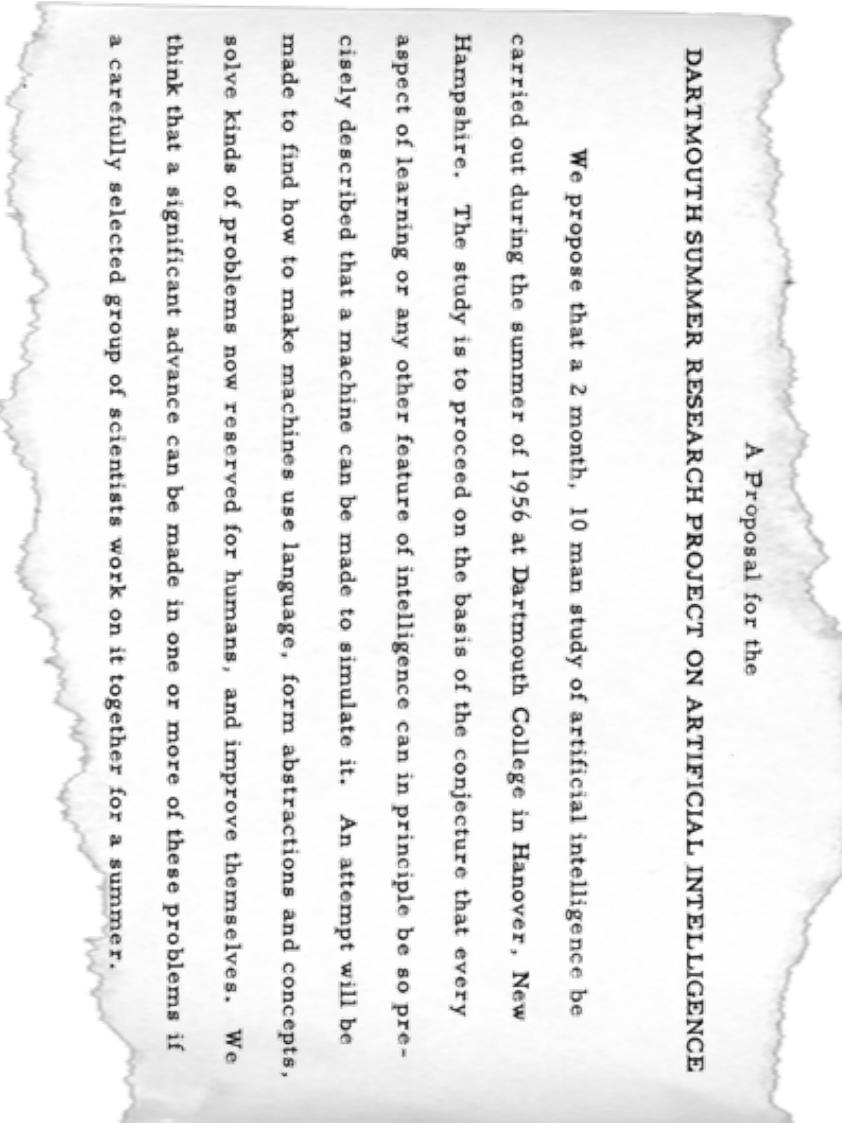




- 1950s: Geburt der KI
- 1960s: Ära des **Perzeptrons**
- 1970s: Erster **KI Winter**
- 1980s: Ära der **Expertensysteme**
- 1990s: Zweiter **KI Winter**
- 2000s: Ära des **statistischen ML**
- 2010s: Ära des tiefen Lernens

1956: Geburt der Künstlichen Intelligenz

- Organisatoren
 - John McCarthy
 - Turing-Preis 1971
 - Marvin Minsky
 - Turing-Preis 1969
 - Allen Newell
 - Turing-Preis 1975
 - Herbert A. Simon
 - Turing-Preis 1975
 - Nobel-Preis 1978 (Ökonomie)



Marvin Minsky (1927-2016)

“There are three basic approaches to AI:

- case-based,
- rule-based,
- connectionist reasoning.”

Marvin Minsky (1997)



“Künstliche Neuronale Netze”

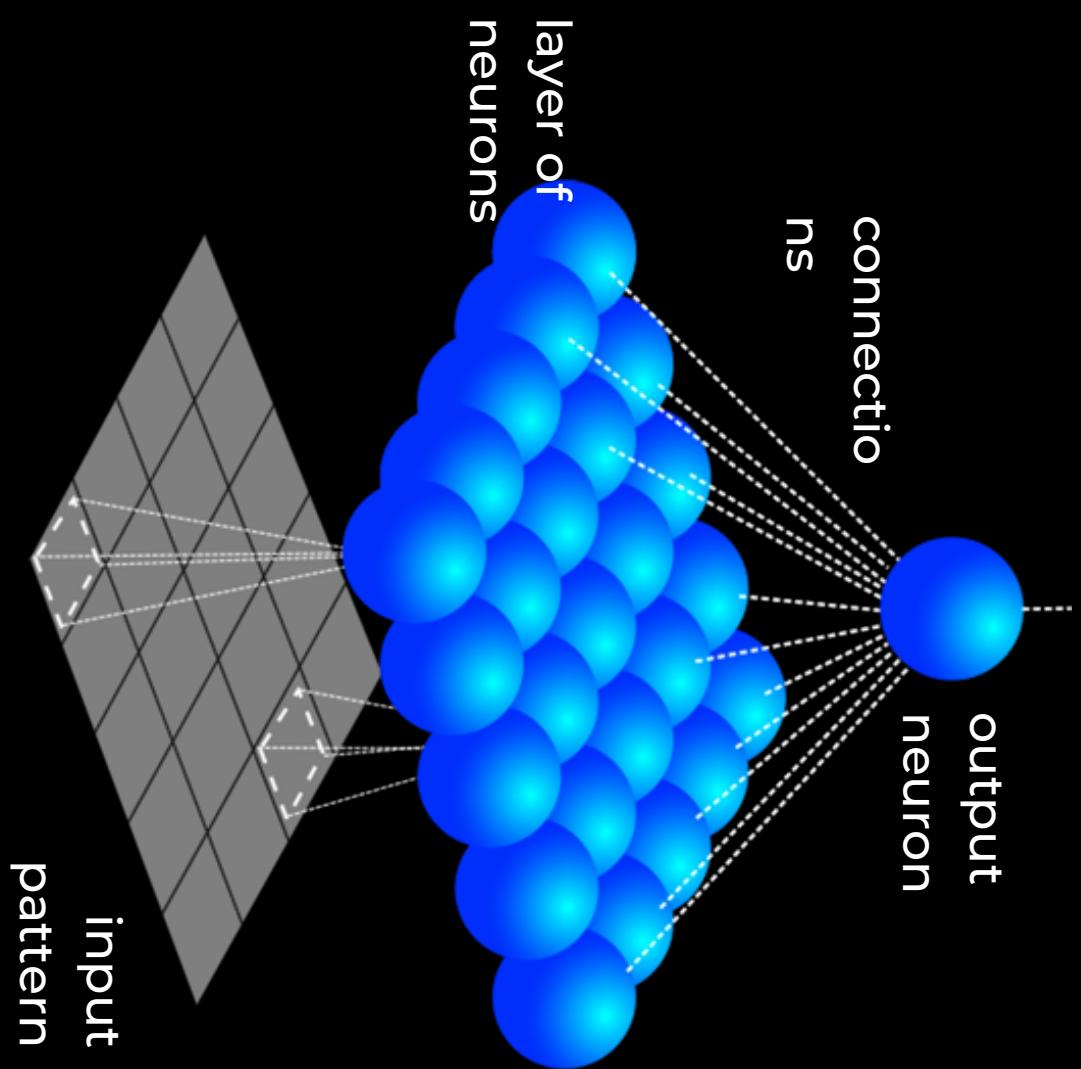
Inspiriert durch das menschliche Gehirn:

- Viele kleine, verbundene Einheiten (Neurone)
- Lernen = Veränderung der Verbindungsstärken (Synapsen)
- "Das Ganze ist mehr als die Summe seiner Einzelteile"



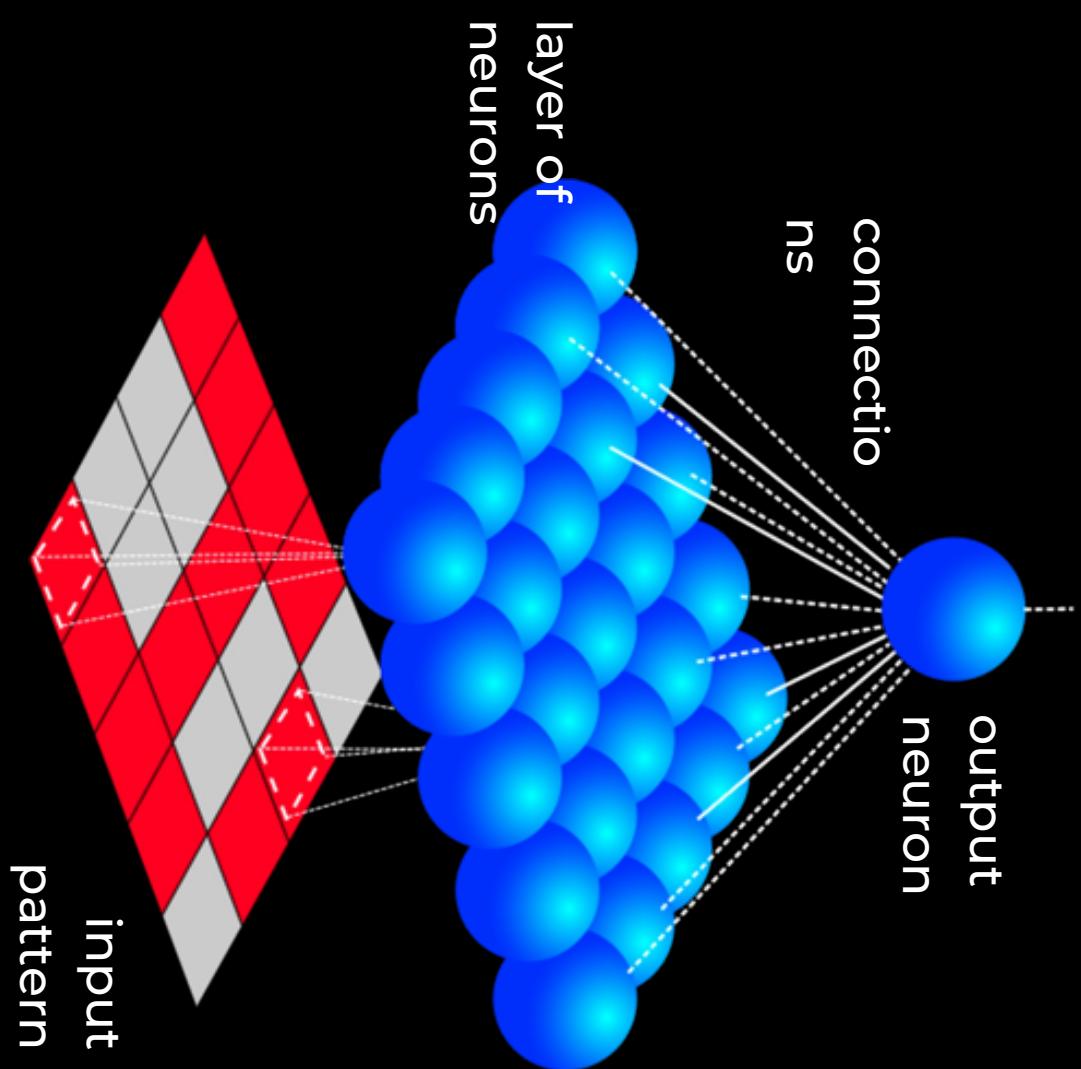
Frank
Rosenblatt
(1928-1971)

Das Perzeptron



Das Perzeptron

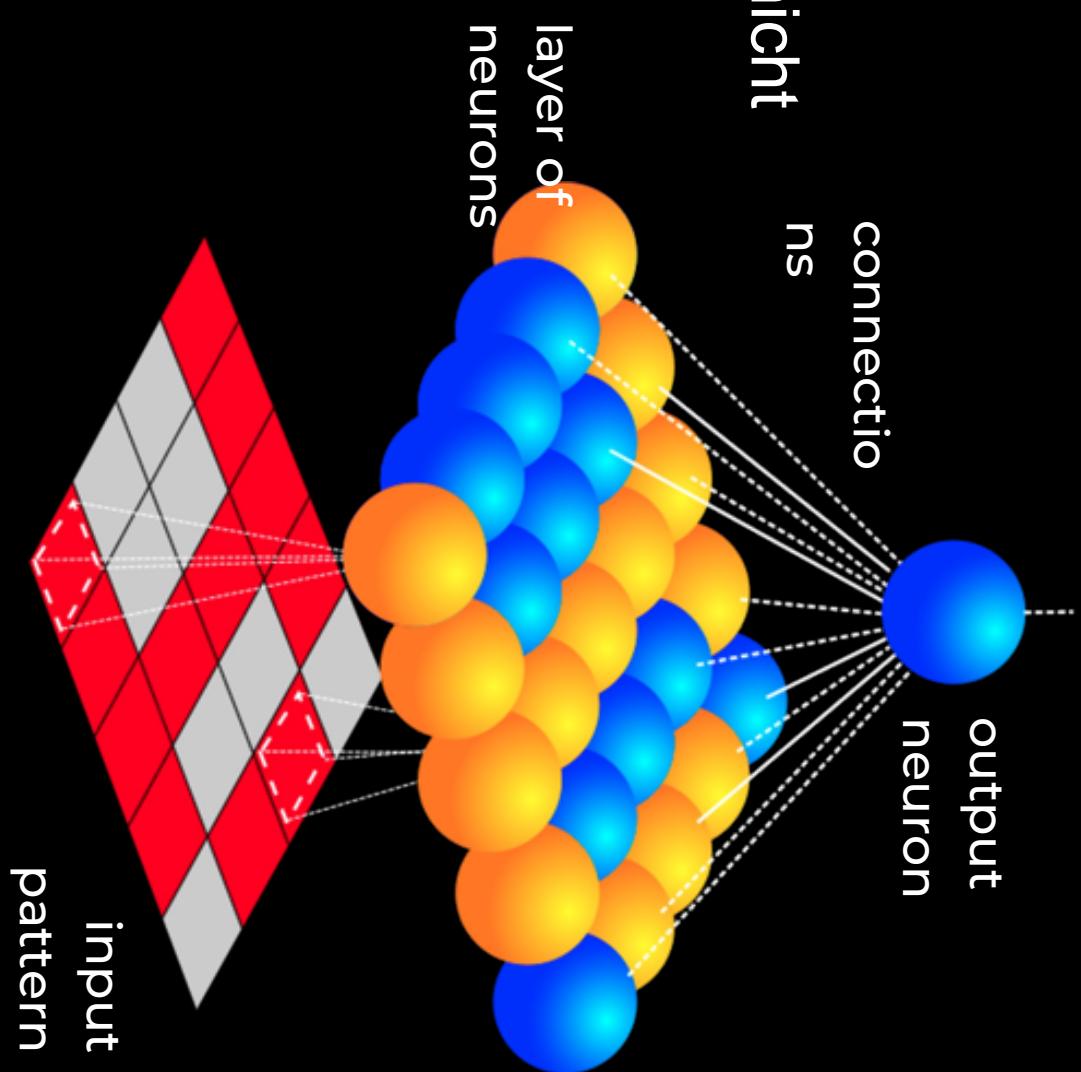
1) Eingabe



Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

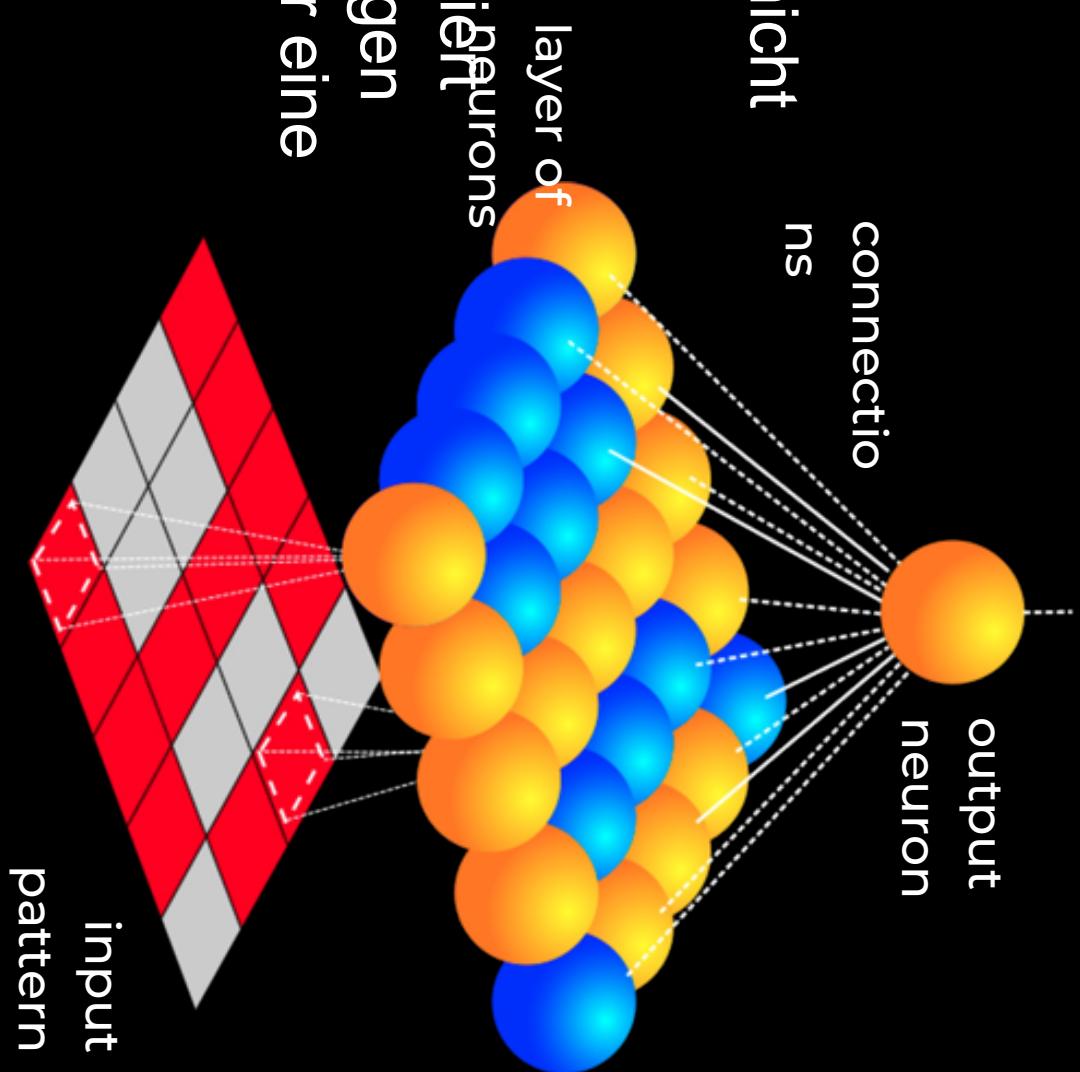


Das Perzeptron

1) Eingabe

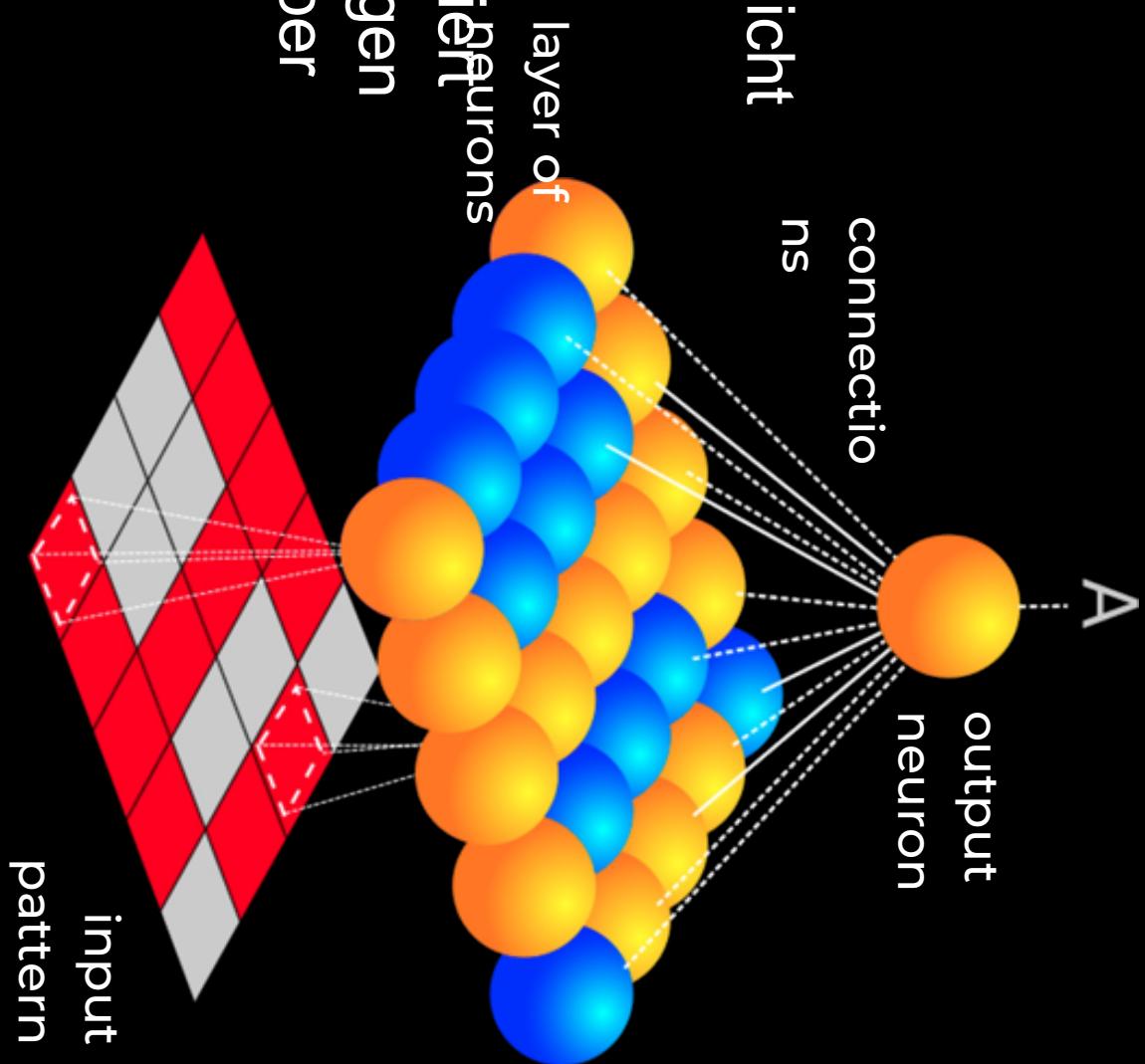
2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

3) Ausgabeneuron akkumuliert alle Signale aus der vorherigen Schicht. Ist die Summe über eine Schwwellwert, feuert das Ausgabeneuron



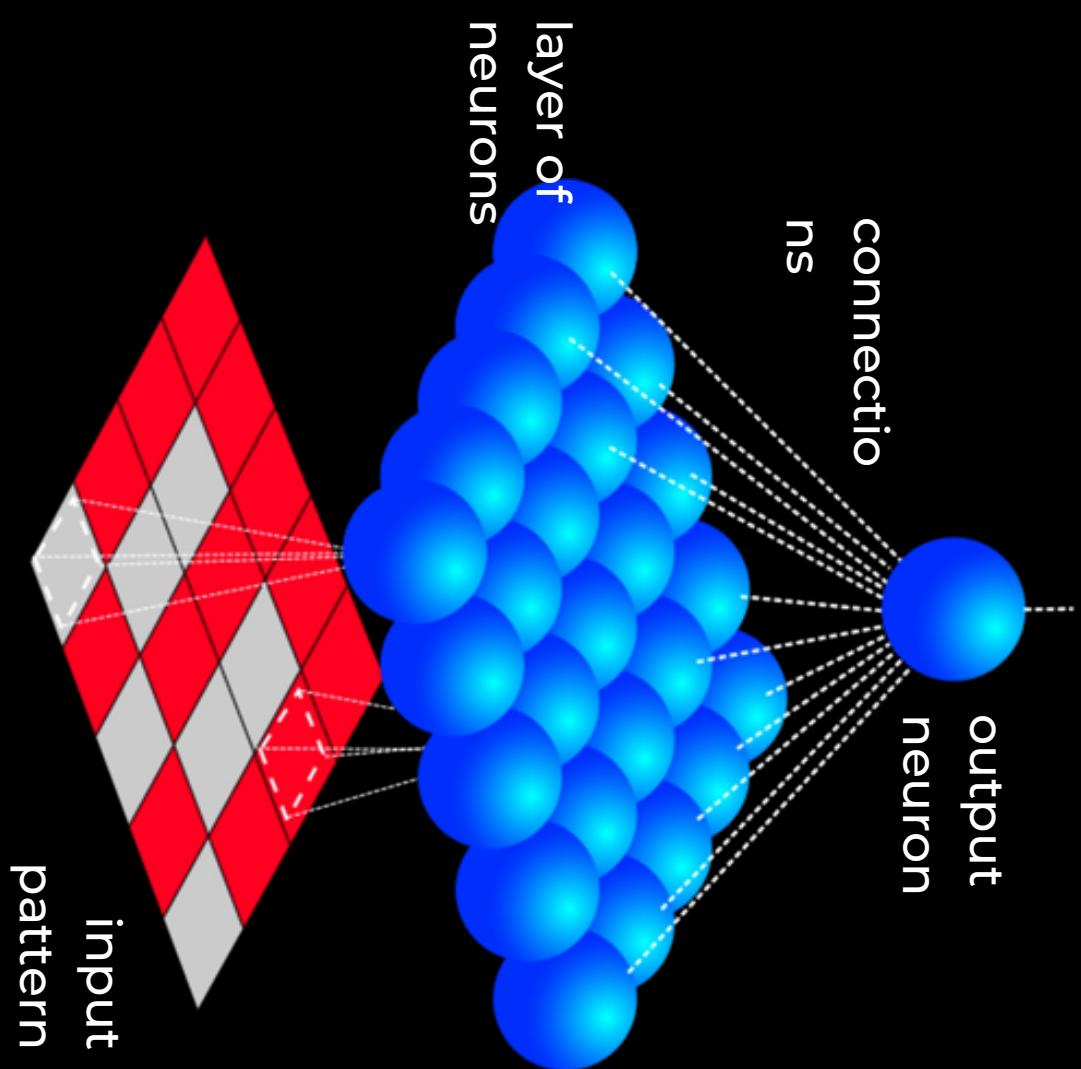
Das Perzeptron

- 1) Eingabe
- 2) Neuronen der ersten Schicht feuern
- 3) Ausgabeneuron akkumuliert alle Signale aus der vorherigen Schicht. Die Summe liegt über einen Schweller; Das Ausgabeneuron feuert
- 4) Vorhersage "A"



Das Perzeptron

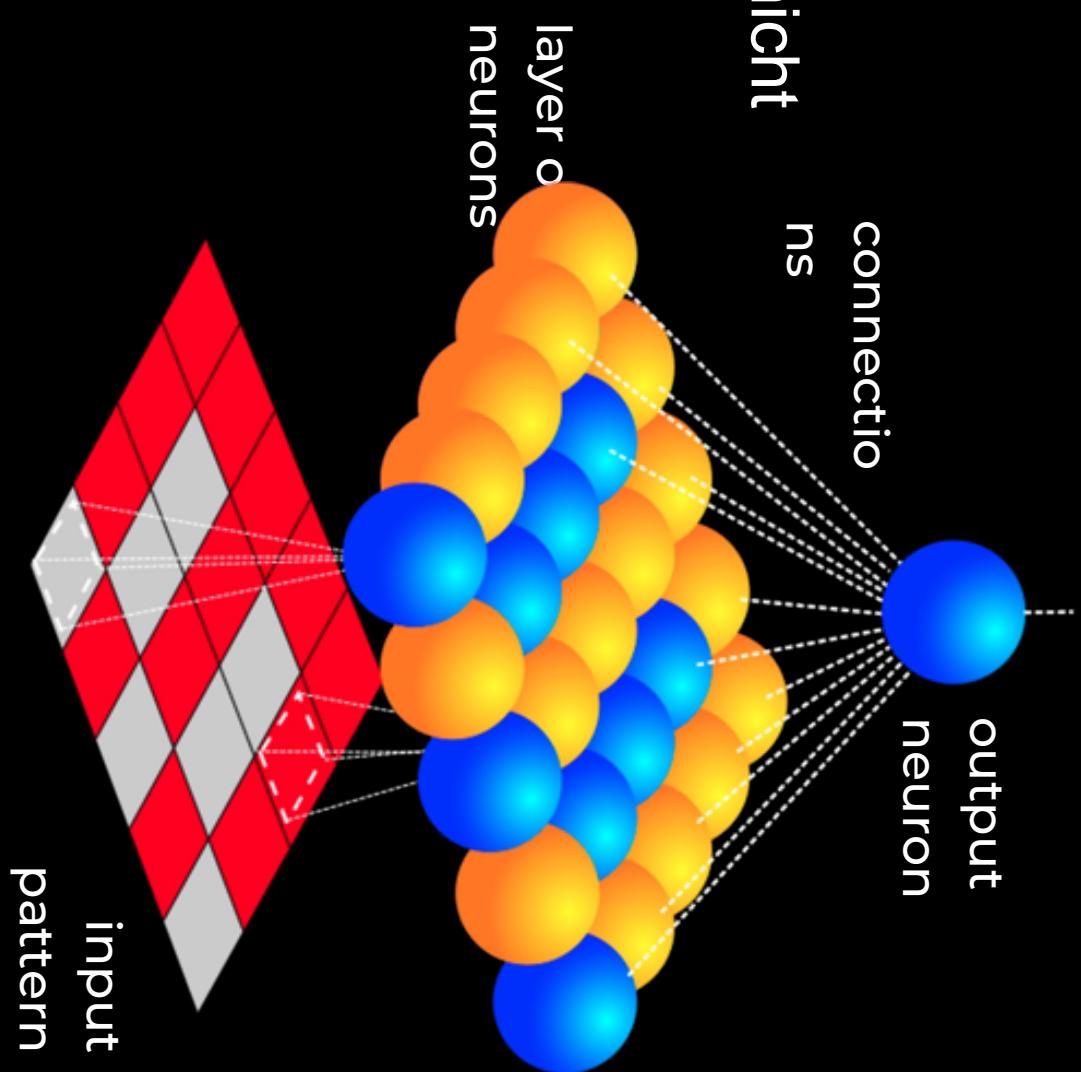
1) Eingabe



Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

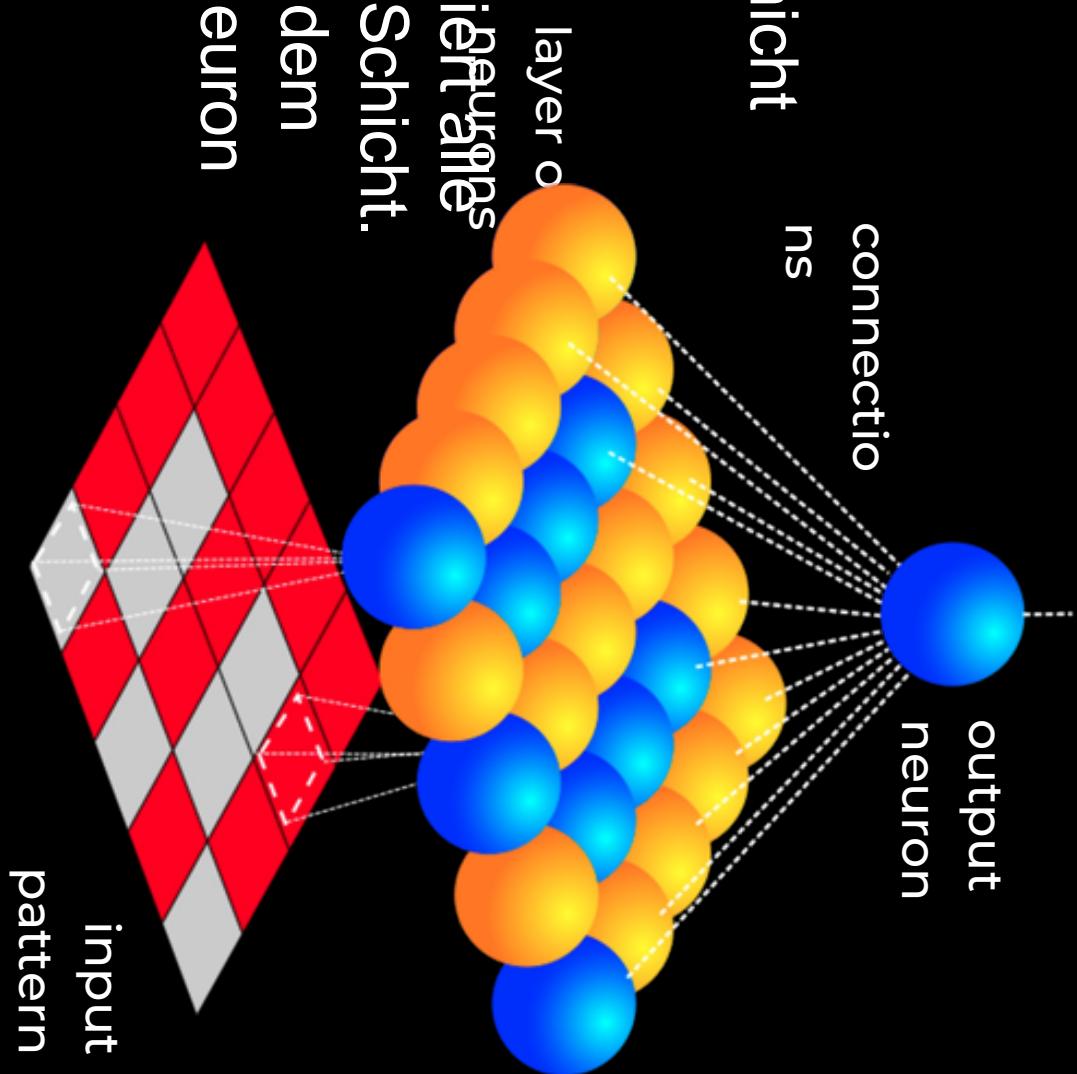


Das Perzeptron

1) Eingabe

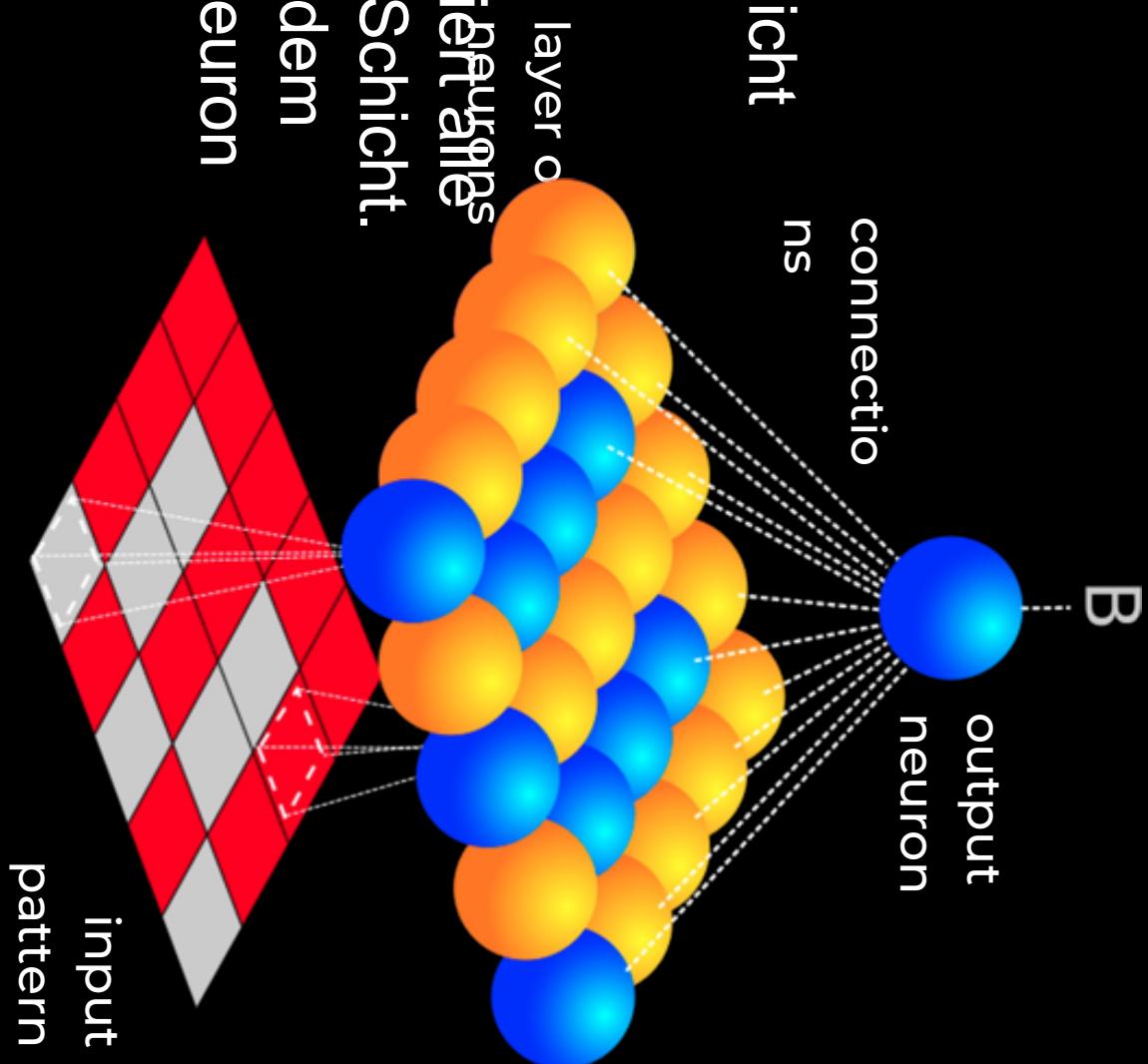
2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

3) Ausgabeneuron akkumuliert
Signale aus der vorherigen Schicht.
Die Summe liegt nicht über dem
Schwellwert; das Ausgabeneuron
feuert nicht

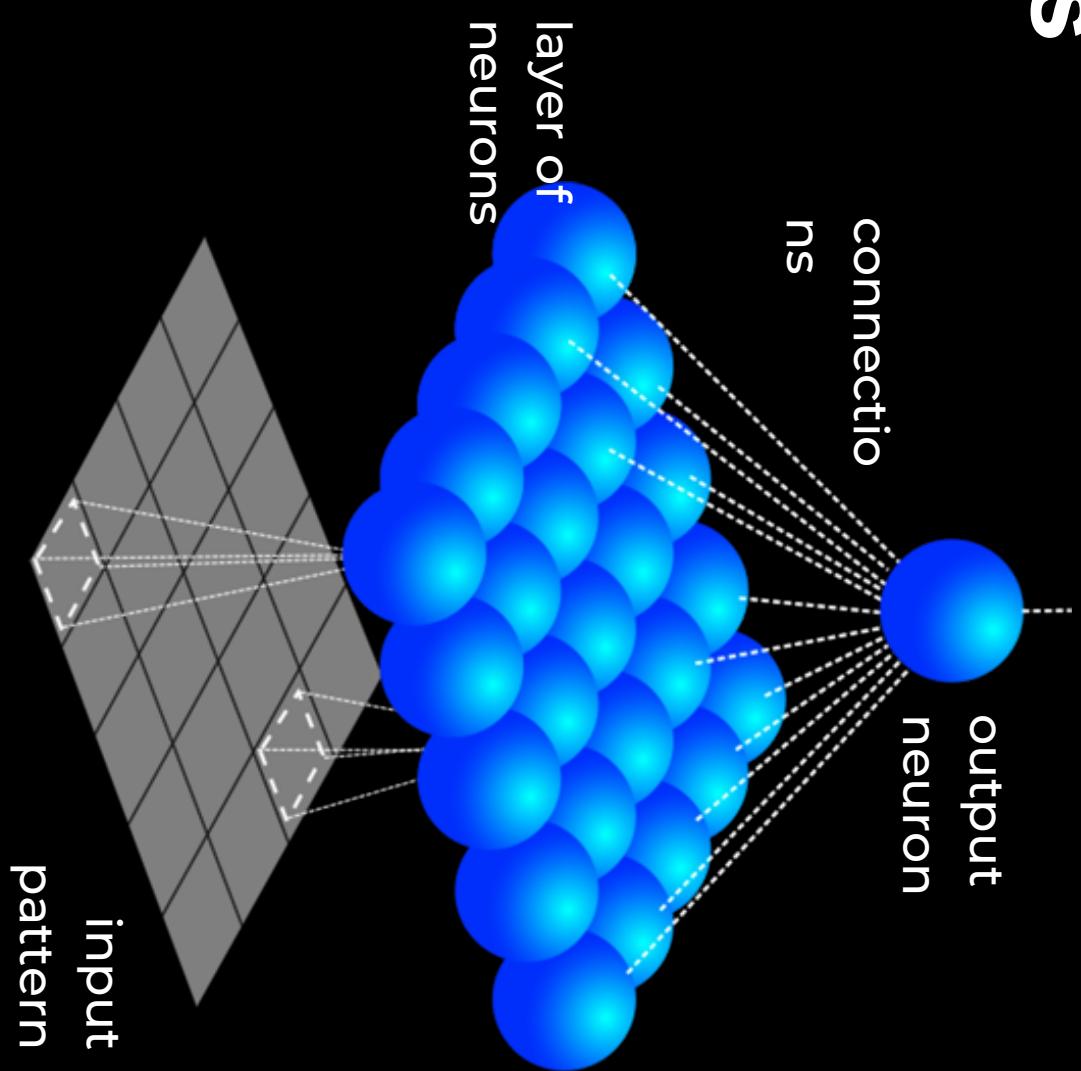


Das Perzeptron

- 1) Eingabe
- 2) Neuronen der ersten Schicht feuern
- 3) Ausgabeneuron akkumuliert Signale aus der vorherigen Schicht.
Die Summe liegt nicht über dem Schwellwert; das Ausgabeneuron feuert nicht
- 4) Ausgabe „B“

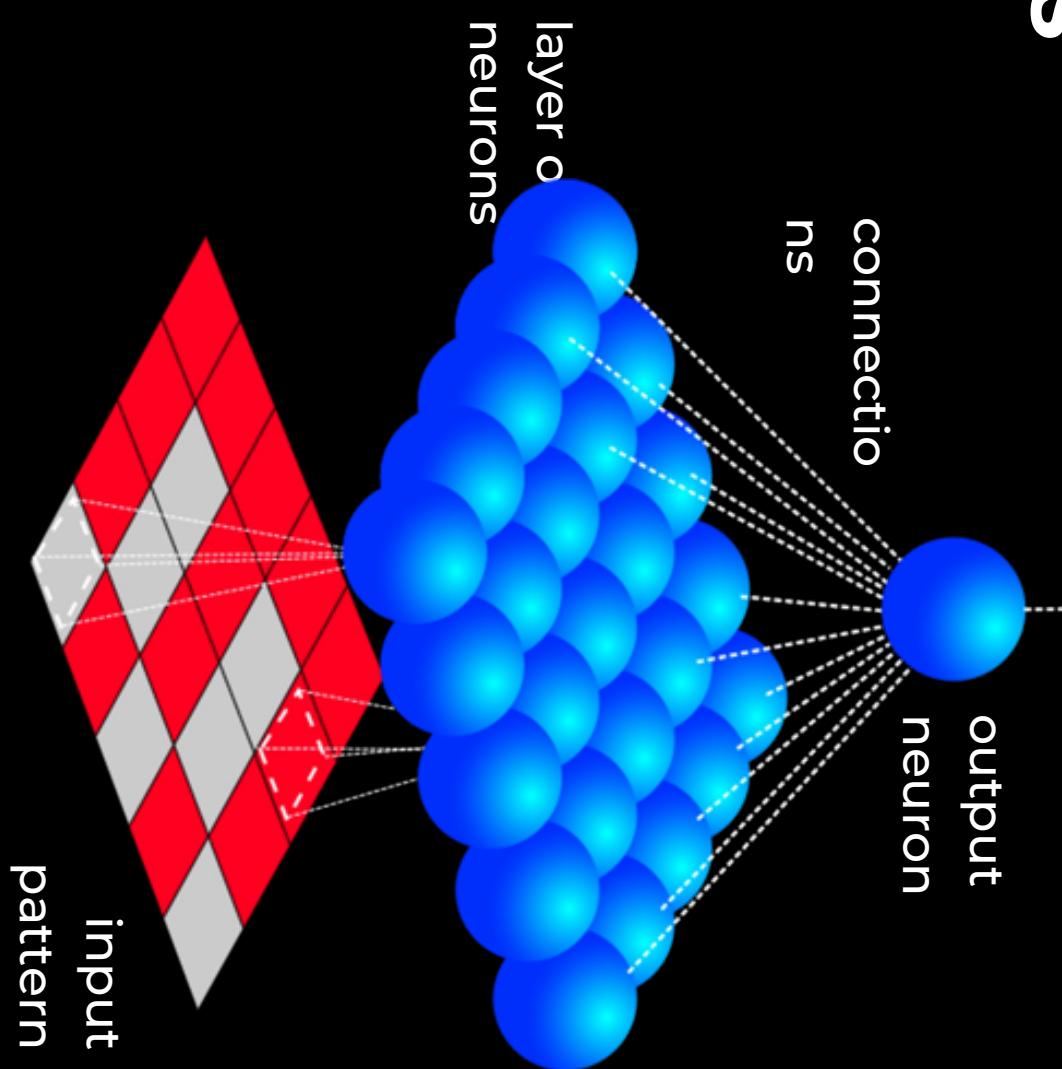


Der Lernalgorithmus des Perzeptrons



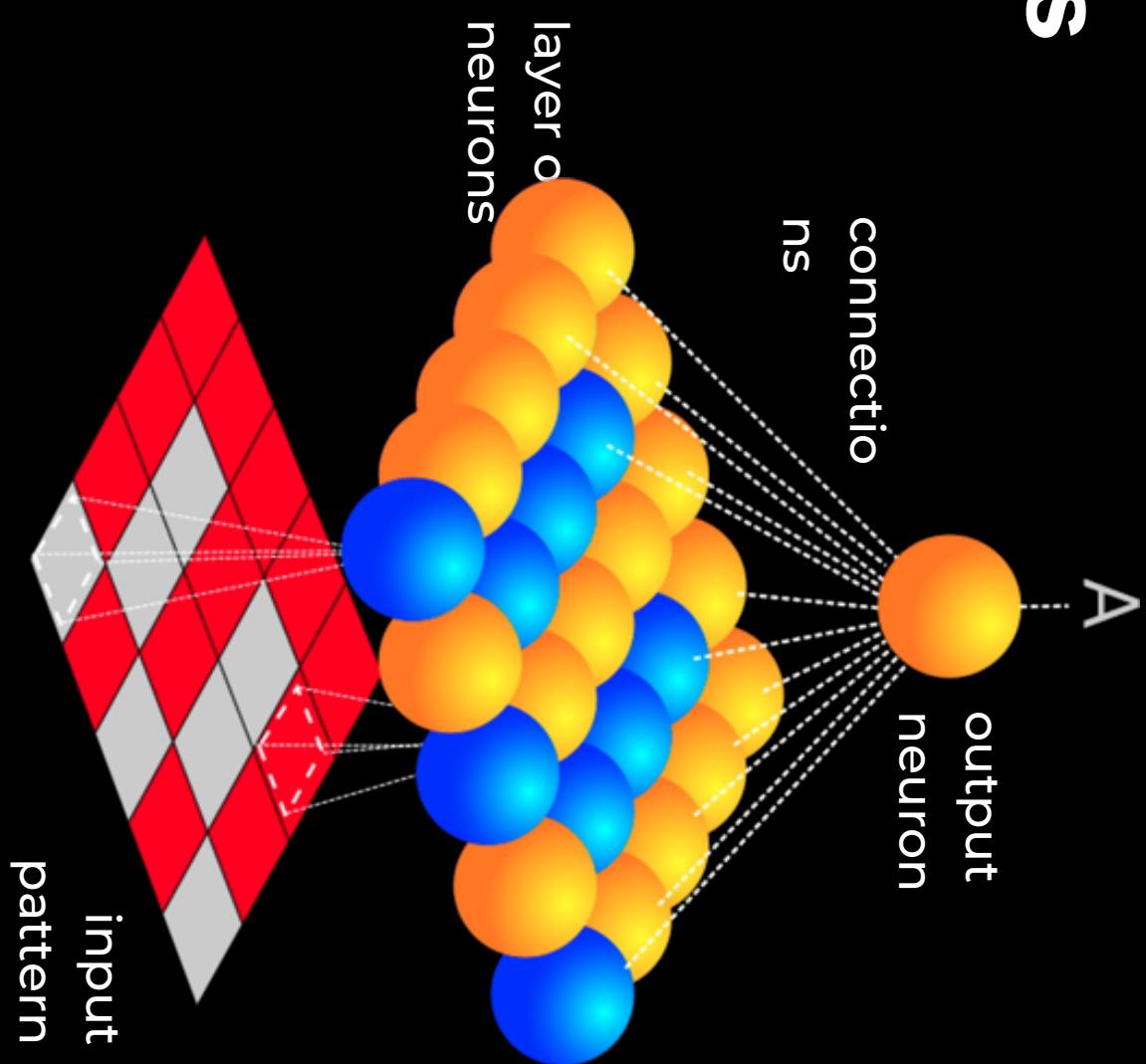
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

1) Eingabe



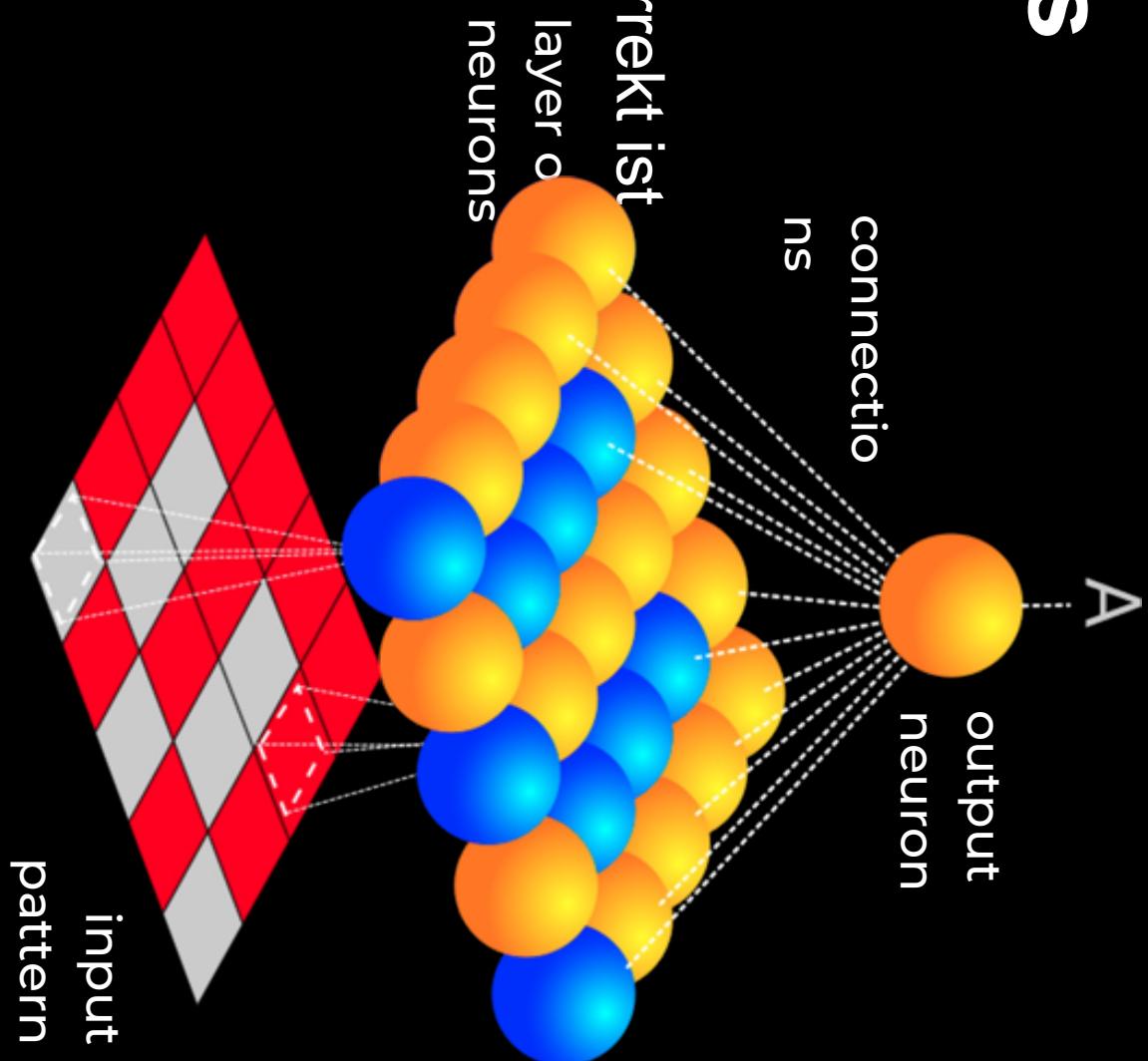
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 1) Eingabe
- 2) Warte auf die Ausgabe,
die produziert wird



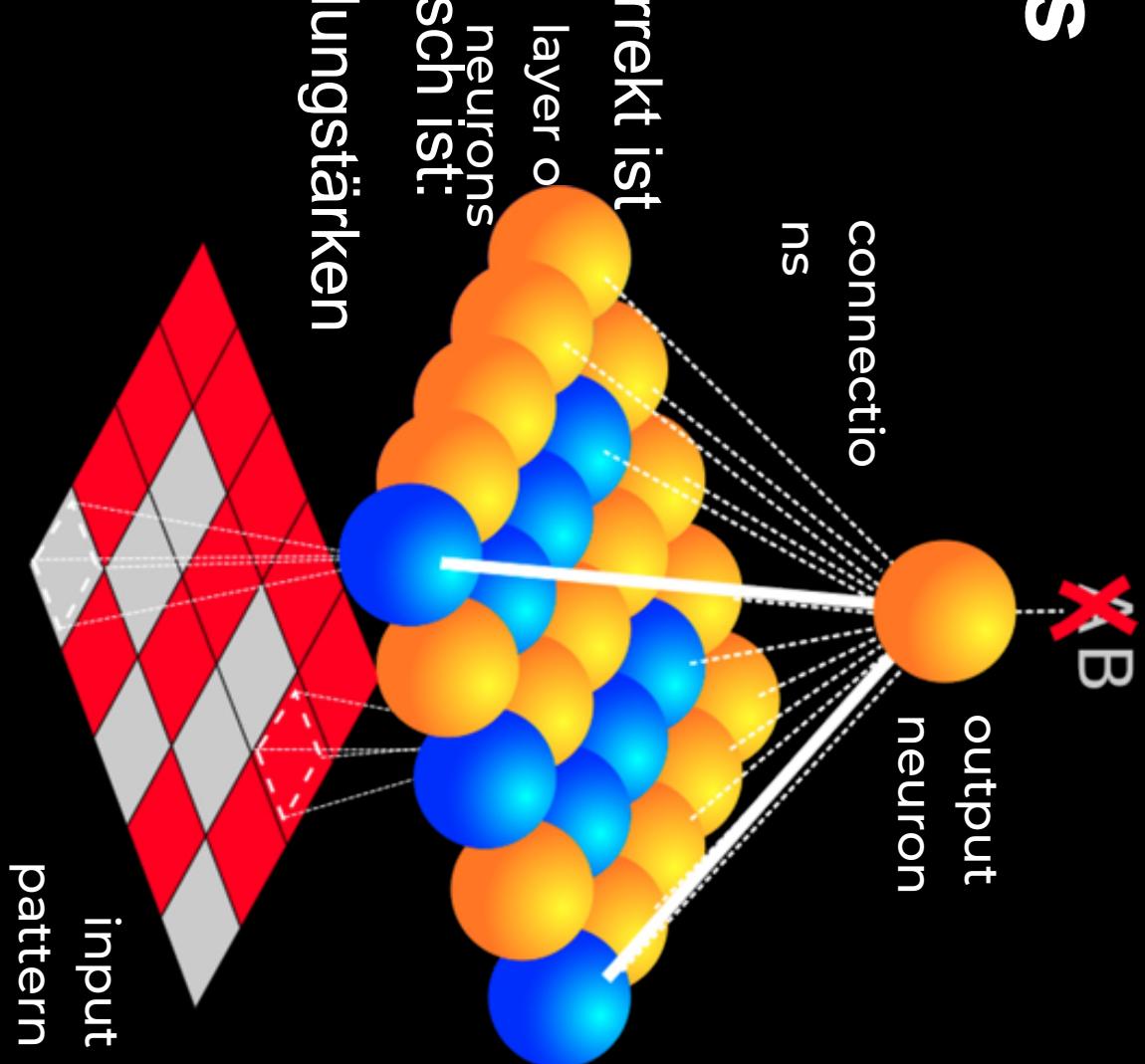
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 1) Eingabe
- 2) Warte auf die Ausgabe,
die produziert wird
- 3) Wenn die Vorhersage korrekt ist
 - ändere nichts



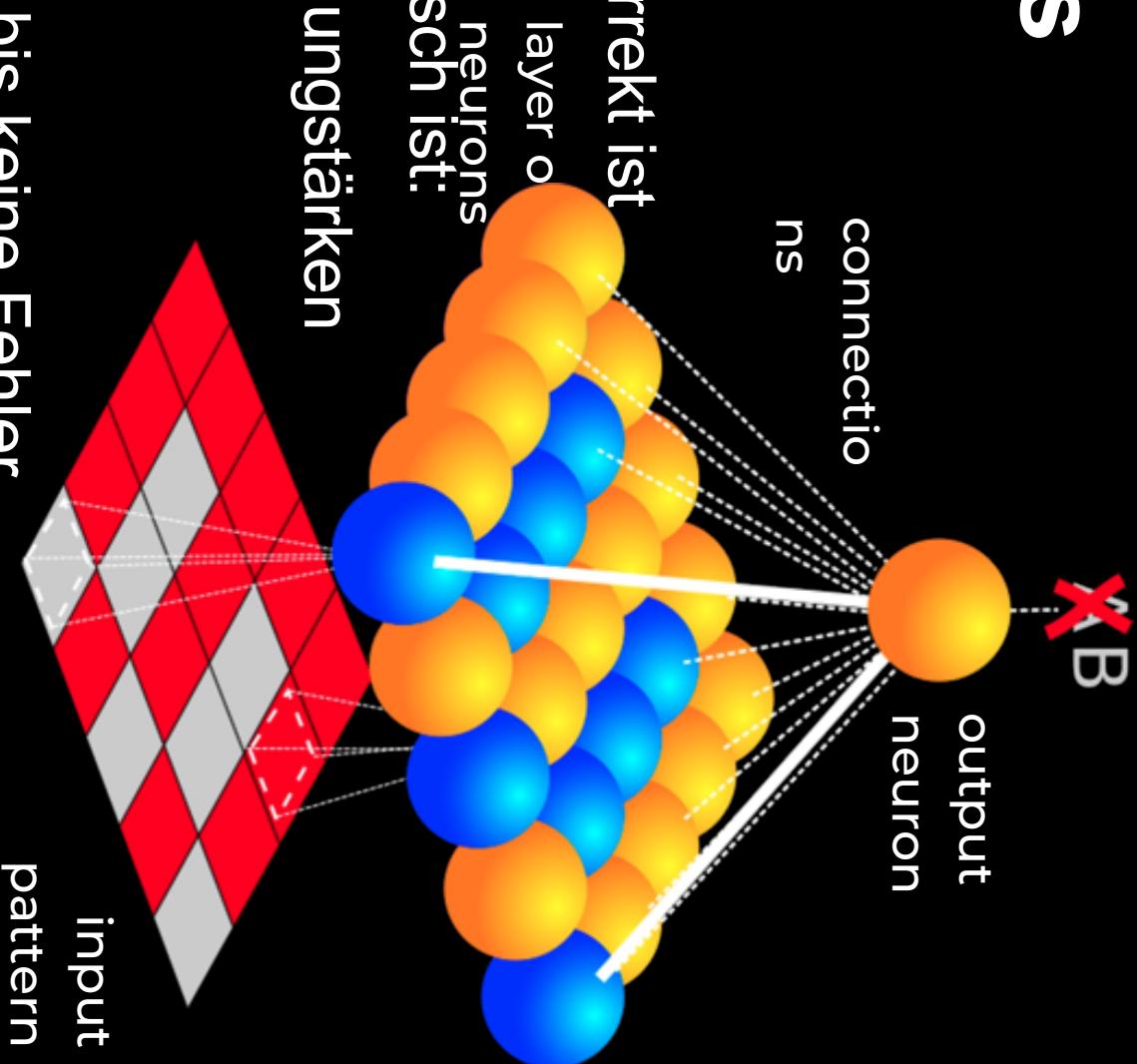
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 1) Eingabe
- 2) Warte auf die Ausgabe,
die produziert wird
- 3) Wenn die Vorhersage korrekt ist
 - ändere nichts
- 4) Wenn die Vorhersage falsch ist:
 - ändere die Verbindungstärken
so, dass das Richtige
vorhergesagt wird



Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 1) Eingabe
- 2) Warte auf die Ausgabe, die produziert wird
- 3) Wenn die Vorhersage korrekt ist
 - ändere nichts
- 4) Wenn die Vorhersage falsch ist:
 - ändere die Verbindungstärken so, dass das Richtige vorhergesagt wird
- 5) Wiederhole das solange, bis keine Fehler mehr gemacht werden



Mehrschichtige Netzwerke

Bessere Modelle:

2-3 Schichten

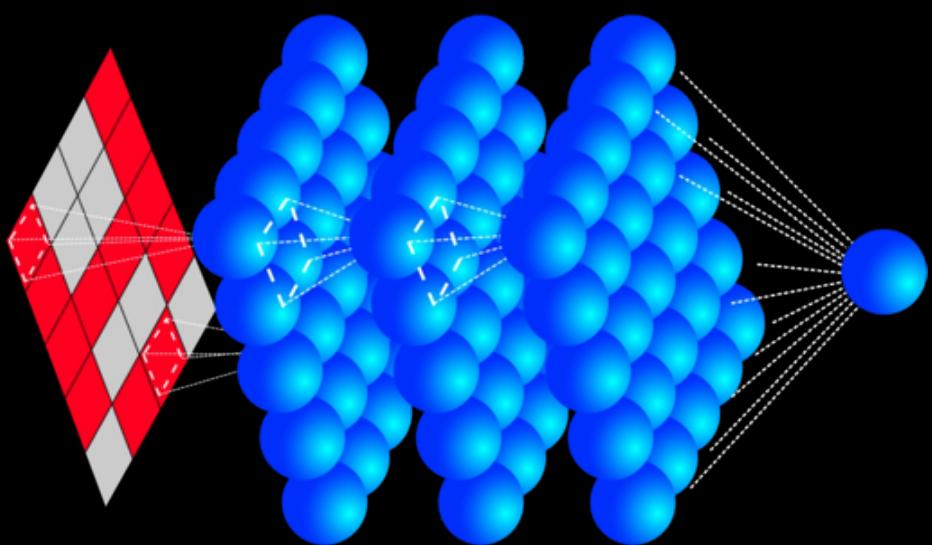
Mehr Neuronen pro Schicht

Nachteile:

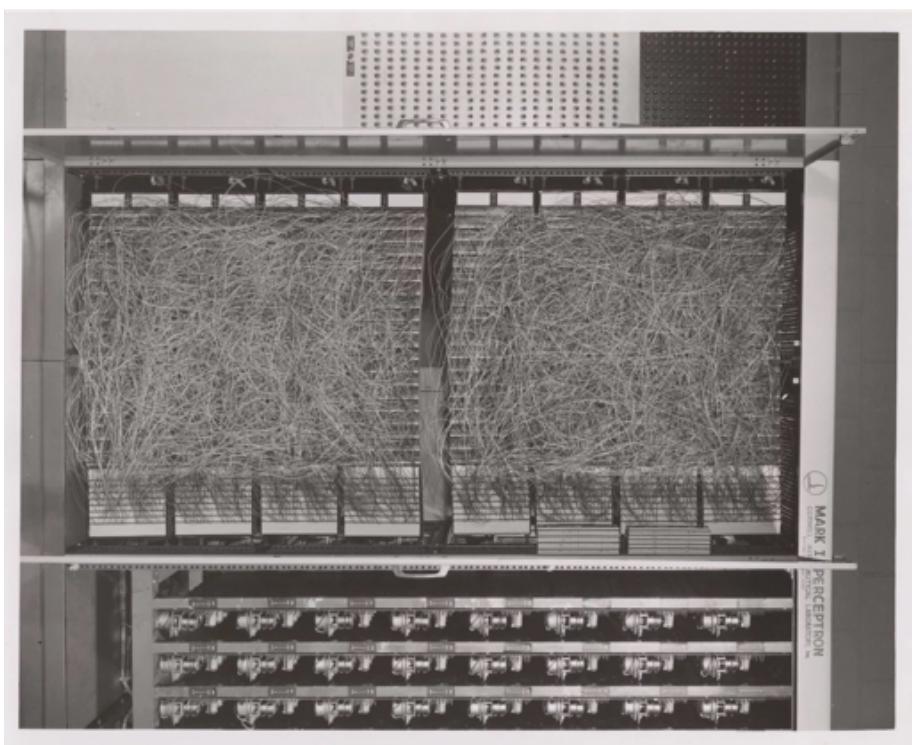
Benötigen mehr Speicher

Benötigen mehr Rechenkraft

Benötigen mehr Daten fürs Lernen



Mark I Perzeptron



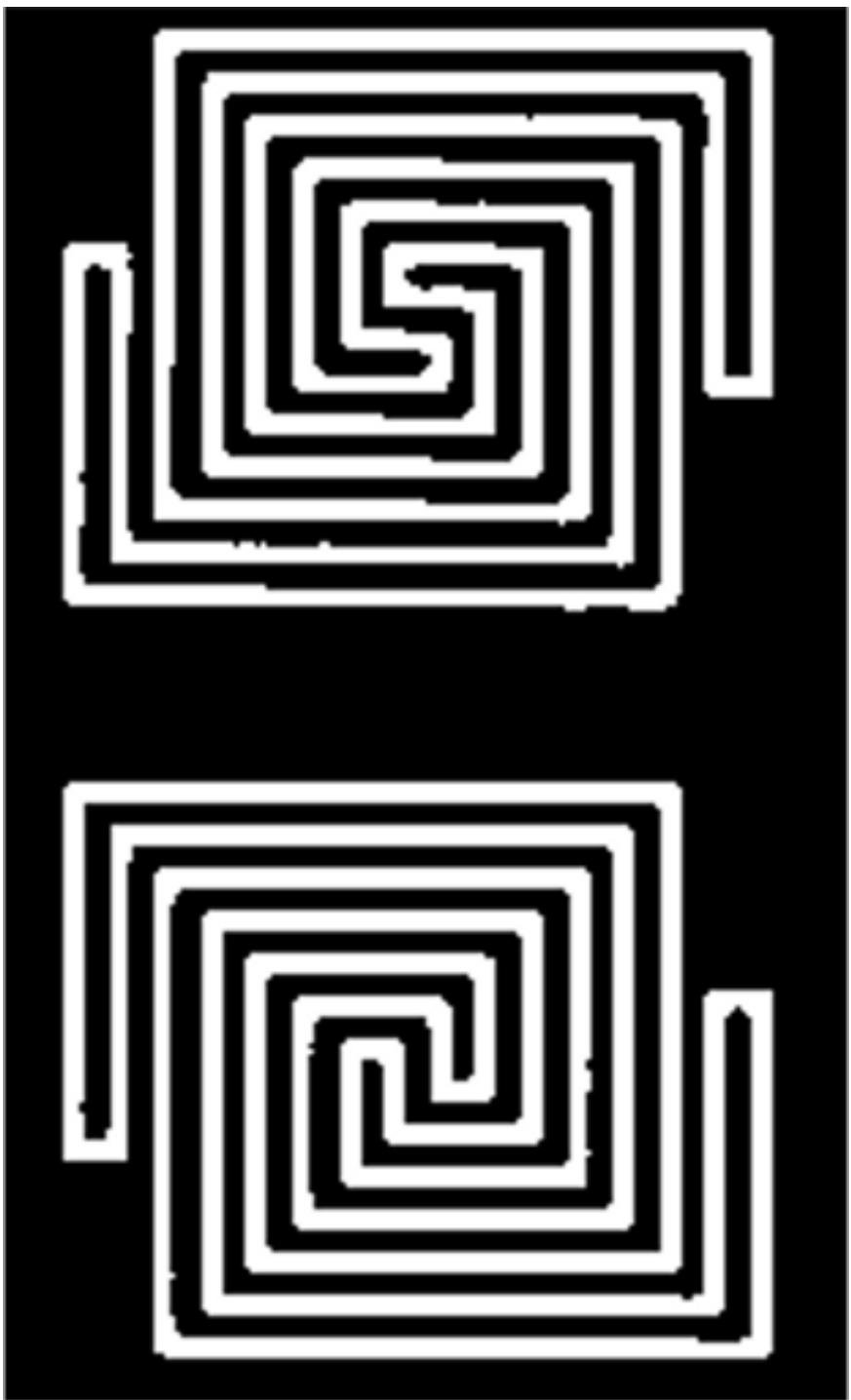
NEW NAVY DEVICE LEARNS BY DOING

Psychologist Shows Embryo of Computer Designed to Read and Grow Wiser

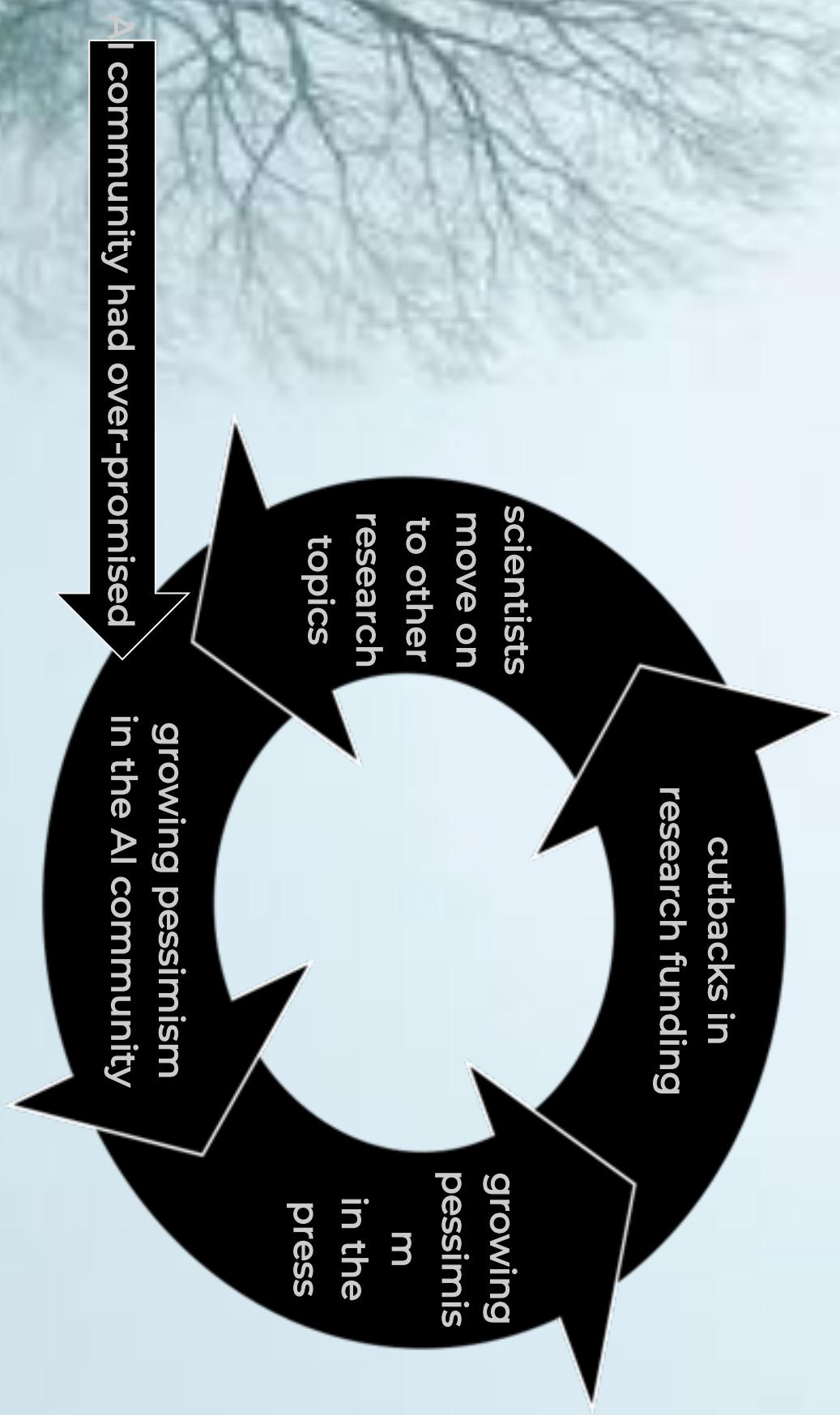
WASHINGTON, July 7 (UPI)—The Navy revealed the embryo of an electronic computer today that it expects will be able to walk, talk, see, write, reproduce itself and be conscious of its existence.

Source: New York Times, 7/7/1958

Minksy (1969): Einige Aufgabe sind für einschichtige Perzeptrons nicht erlernbar, obwohl sie für einen Computer im Allgemeinen leicht zu lösen sind.



1970s: KI Winter



1980s: Expertensysteme

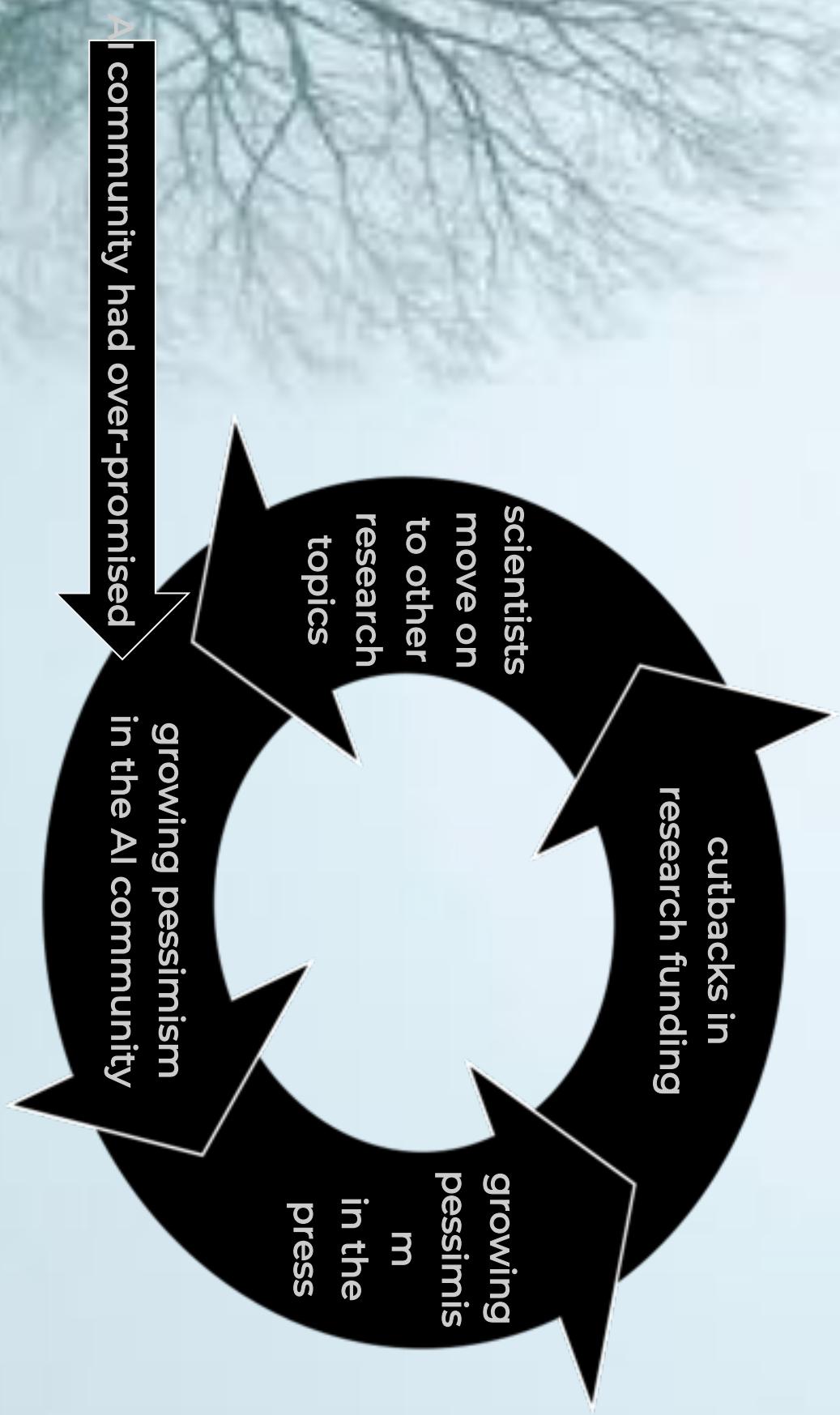
Fall- and regel-basierte KI:

- Daten = Wissensbasen
- Logisches Schlussfolgern

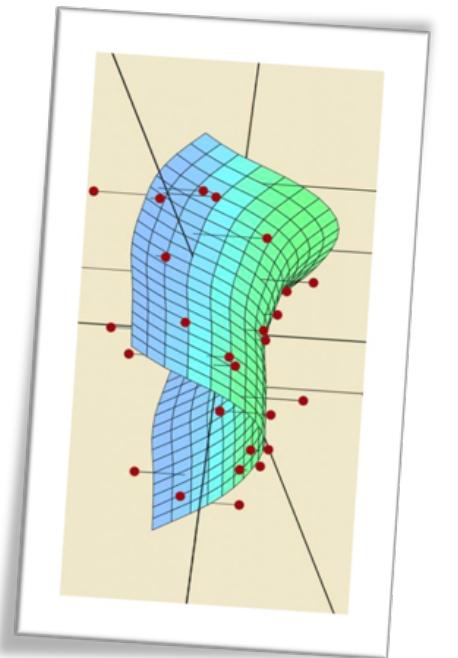
“When an expert retires, her knowledge will stay available to the company.”



1990s: KI Winter



2000s: Statistisches Maschinelles Lernen



$$\begin{aligned} \text{EPE}(f) &= \mathbb{E}[Y - f(X)]^2 \\ &= \int [y - f(x)]^2 \Pr(dx, dy), \end{aligned} \quad (2.9)$$

we expected (squared) prediction error . By conditioning¹ on X , we can write EPE as

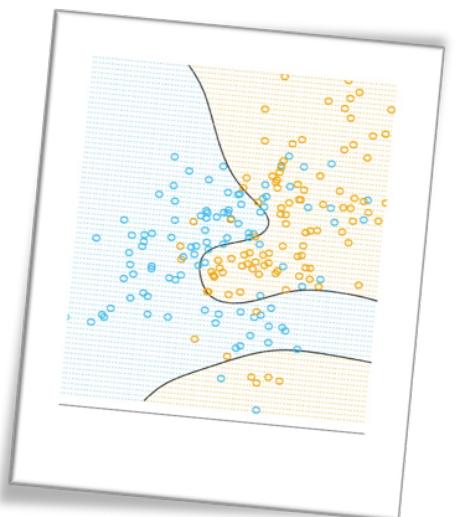
$$\text{EPE}(f) = \mathbb{E}_X \mathbb{E}_{Y|X} [(Y - f(X))^2 | X] \quad (2.10)$$

and we see that it suffices to minimize EPE pointwise:

$$f(x) = \operatorname{argmin}_c \mathbb{E}_{Y|X} [(Y - c)^2 | X = x]. \quad (2.11)$$

The solution is

$$f(x) = \mathbb{E}_Y [Y | X = x]. \quad (2.12)$$



Neue Generation von Wissenschaftler(innen) und Foraschungszielen:

Aufgabengetrieben: Computer sollen spezifische Aufgabe lösen

moderat: keine großen Aussagen/Ansprücher zur "Intelligenz"

Grunsatzz: Fokus auf quantitative messbare Ergebnisse

Weder logisch noch neuronal:

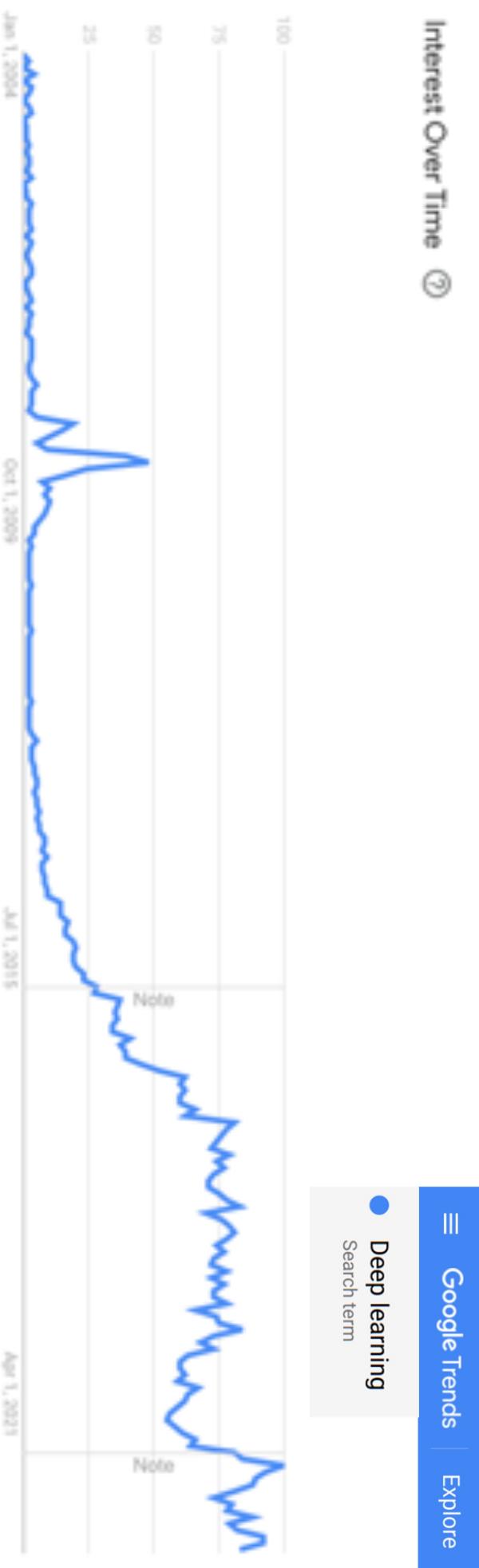
Wahrscheinlichkeitstheorie, Funktionsanalyse, Optimierung

Viele Erfolgsgeschichten, aber nicht in der Presse

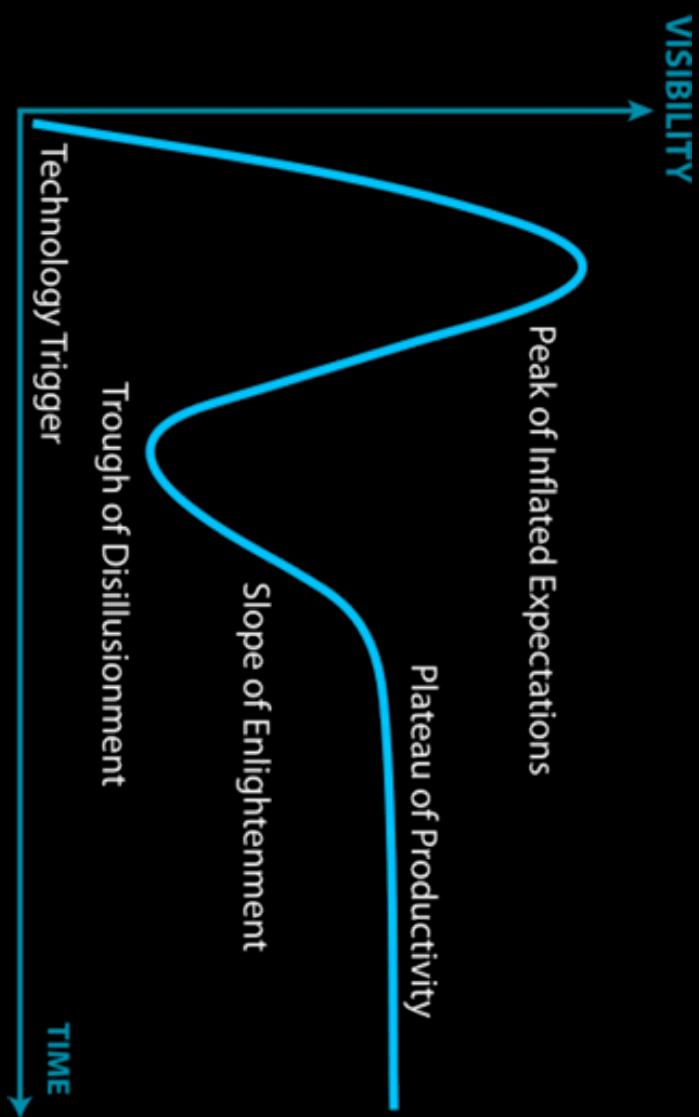


2010s: Tiefes Lernen – Deep Learning

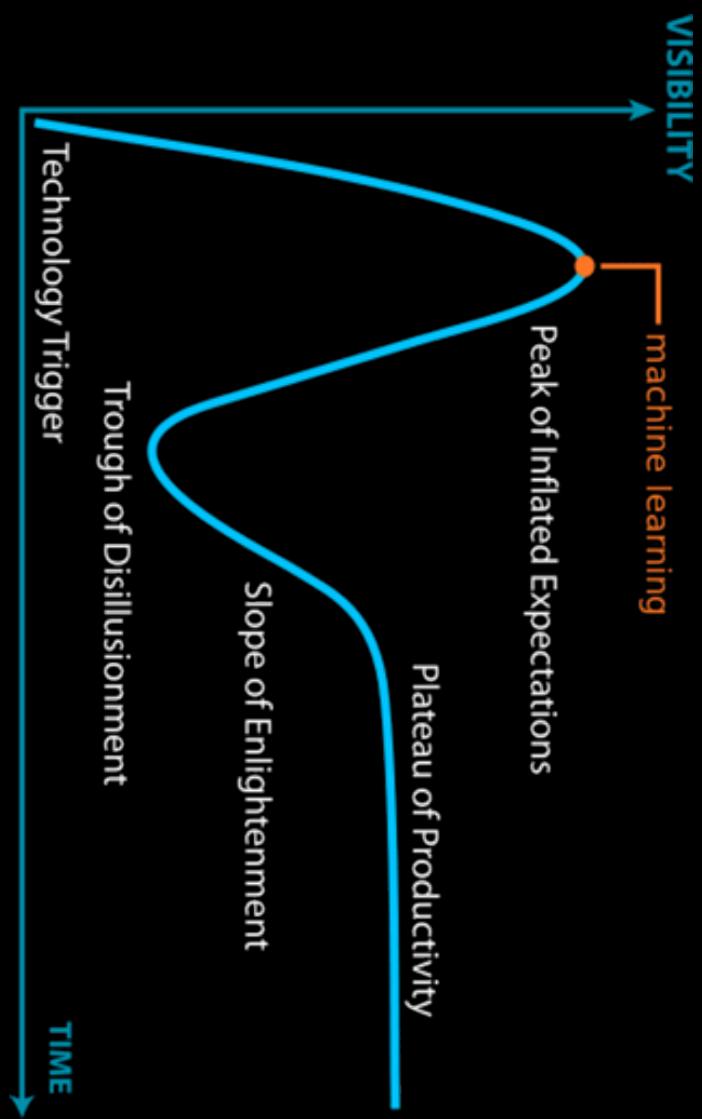
Künstliche neuronale Netze mit vielen Schichten (10-100)



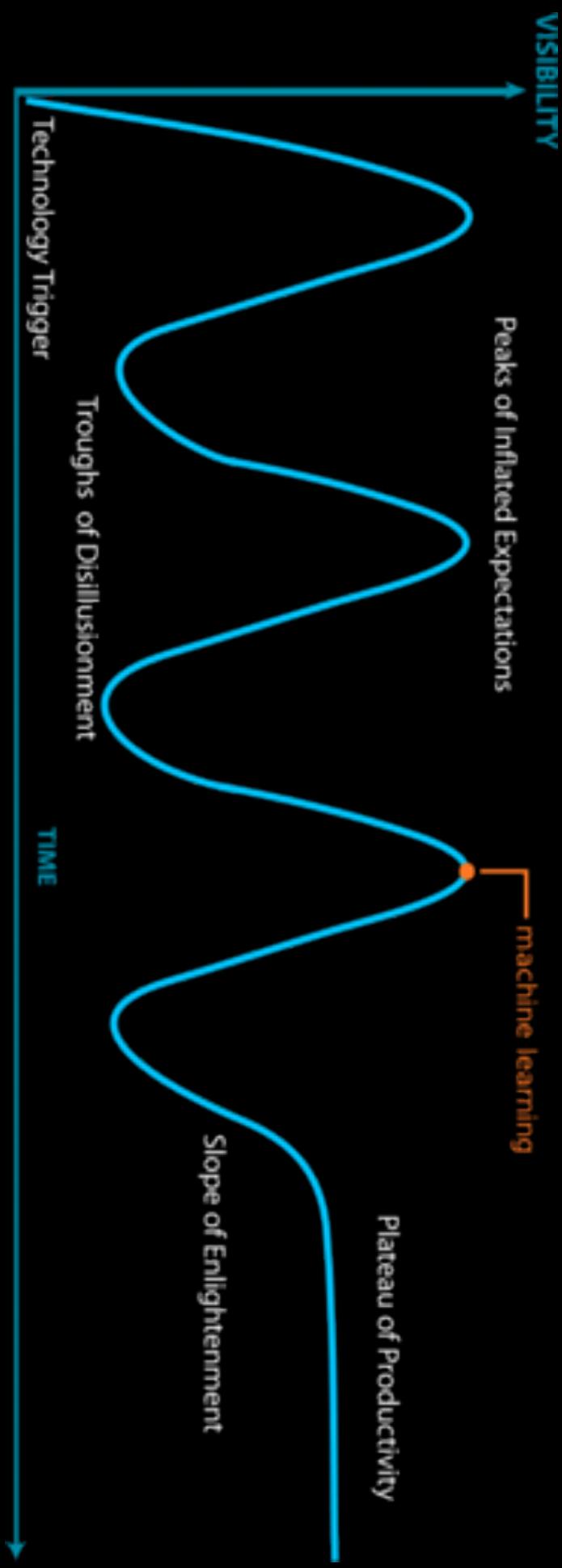
2010s: Deep Learning



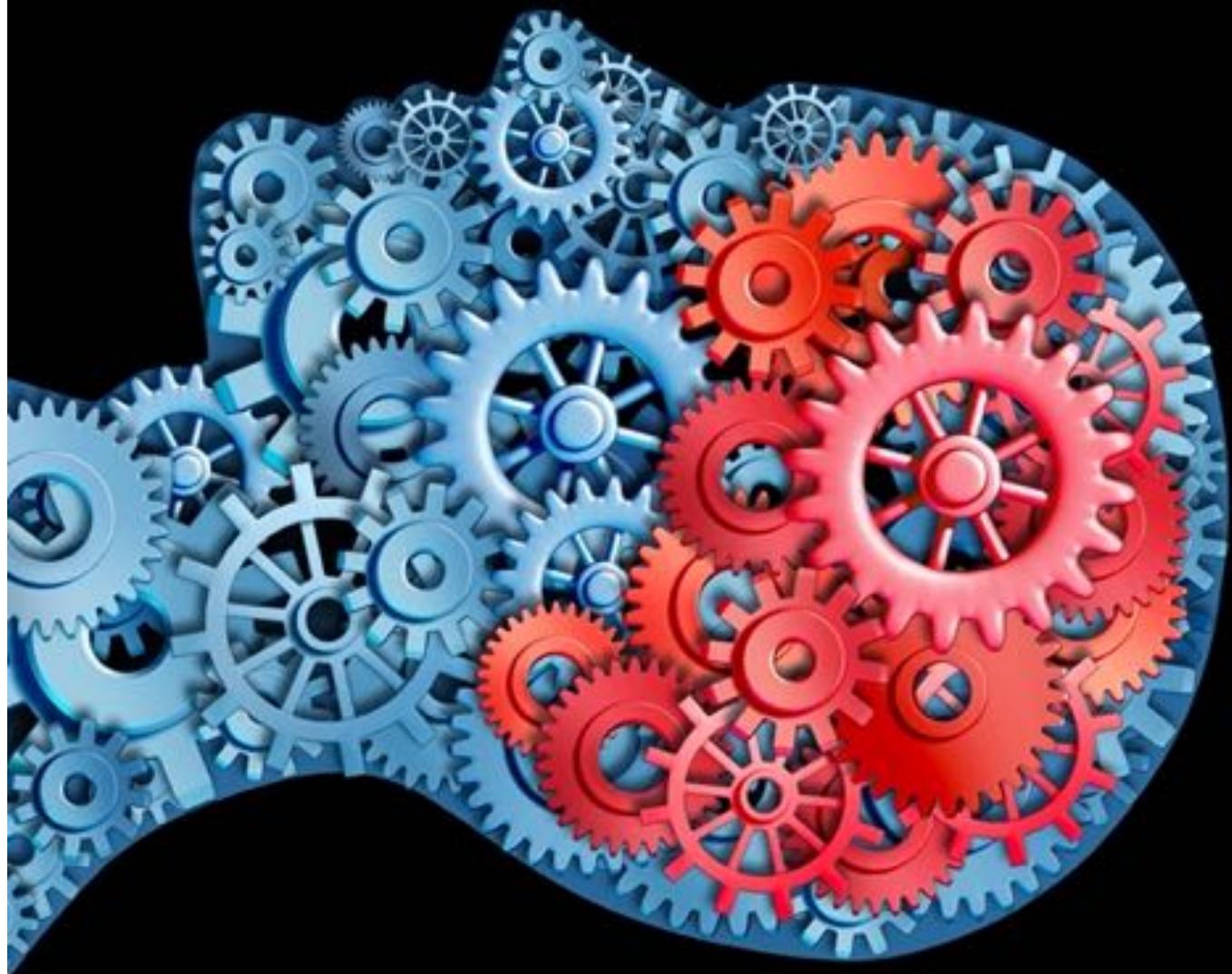
2010s: Deep Learning



2010s: Deep Learning



KI heute





Was ist heute anders?

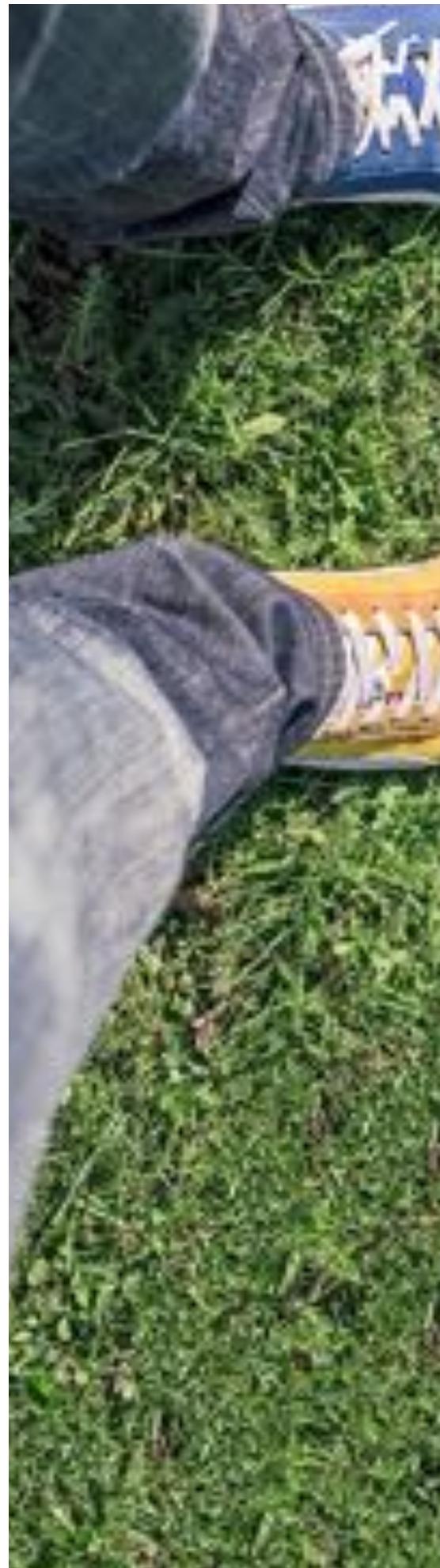
- #1 Die Modelle sind größer
- #2 Wir haben mehr Daten
- #3 Höhere Berechnungskraft der heutigen Rechner
- #4 Systeme funktionieren und lösen viele Aufgaben

#1 Die Modelle sind größer

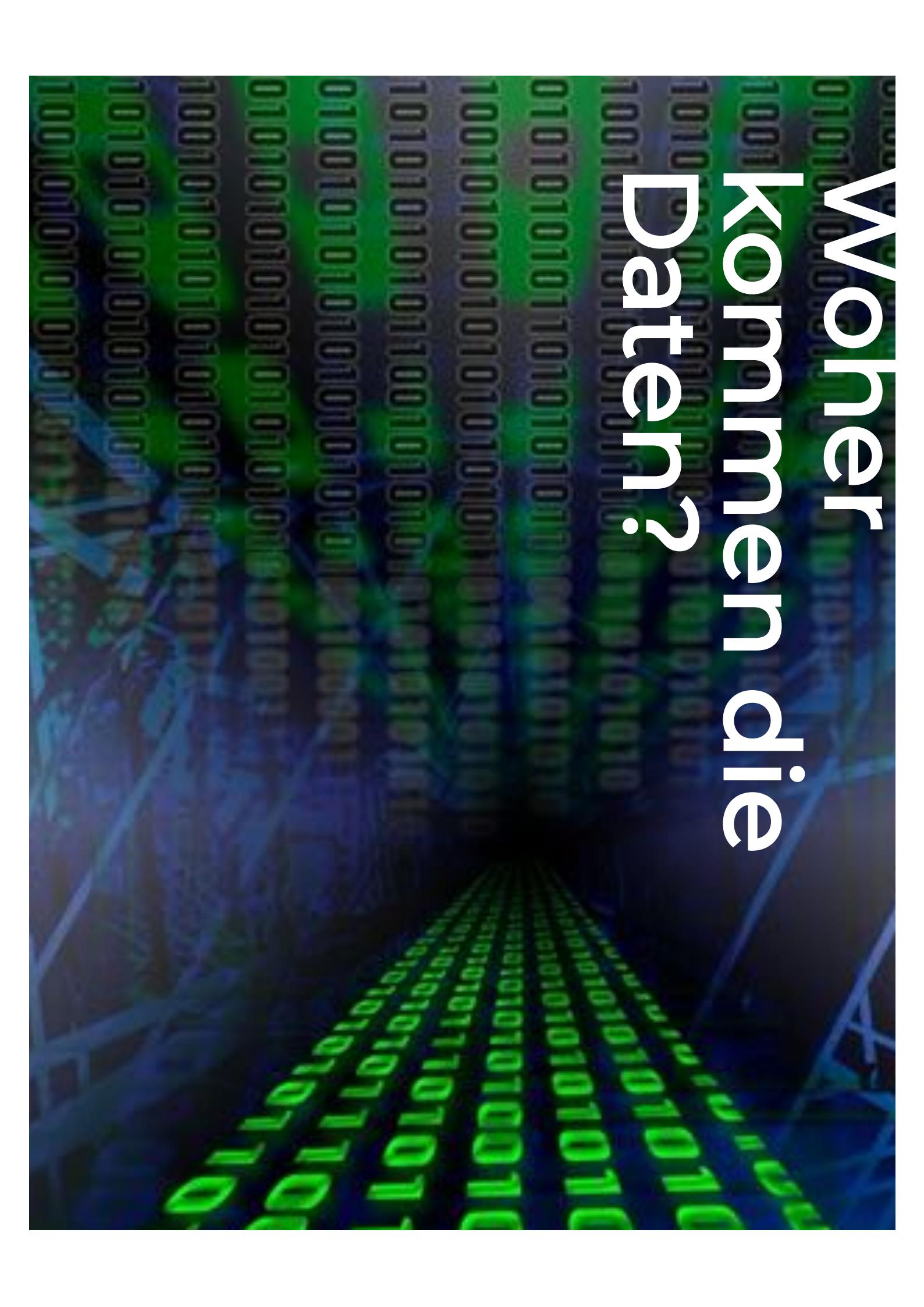
	1960s-1990s	2010s	Wachstum
Schichten	1 to 3	100s	100x
Neuronen	100s - 1000s	10s Millionen	10000x
Verbindungen	10 000s	100s Millionen	10000x



#2 Wir haben mehr Daten



	1960s- 1990s	2010s	Wachstu m
Bilddaten (Bilder)	1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
Sprachdaten (h)	10s - 1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
Textdaten (Wörter)	100.000s	10s Milliarden	10.000.000 x



Woher
kommen
die
Daten?

Woher kommen die
Daten?

YouTube beherbergt mehr als

1.2 Milliarden
Videos.

Woher kommen die
Daten?

Alibaba tigt mehr als

12 Milliarden

Verkufe pro Jahr.

Woher kommen die
Daten?

Facebook-Nutzer laden mehr als

100 Milliarden

Bilder hoch pro Jahr.

Woher
kommen die
Daten?

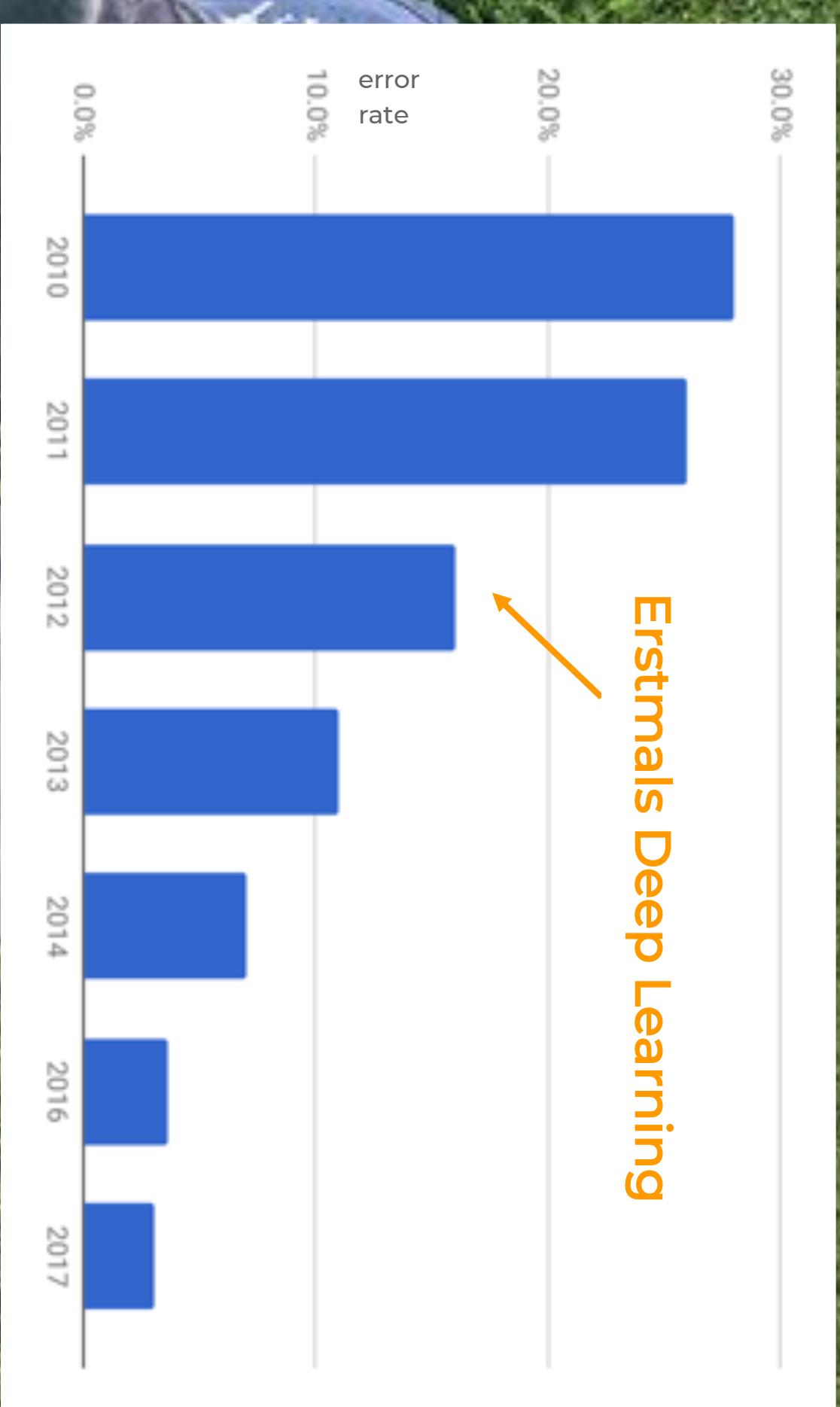
Google kennt mehr als

100
Billionen
Webseiten.

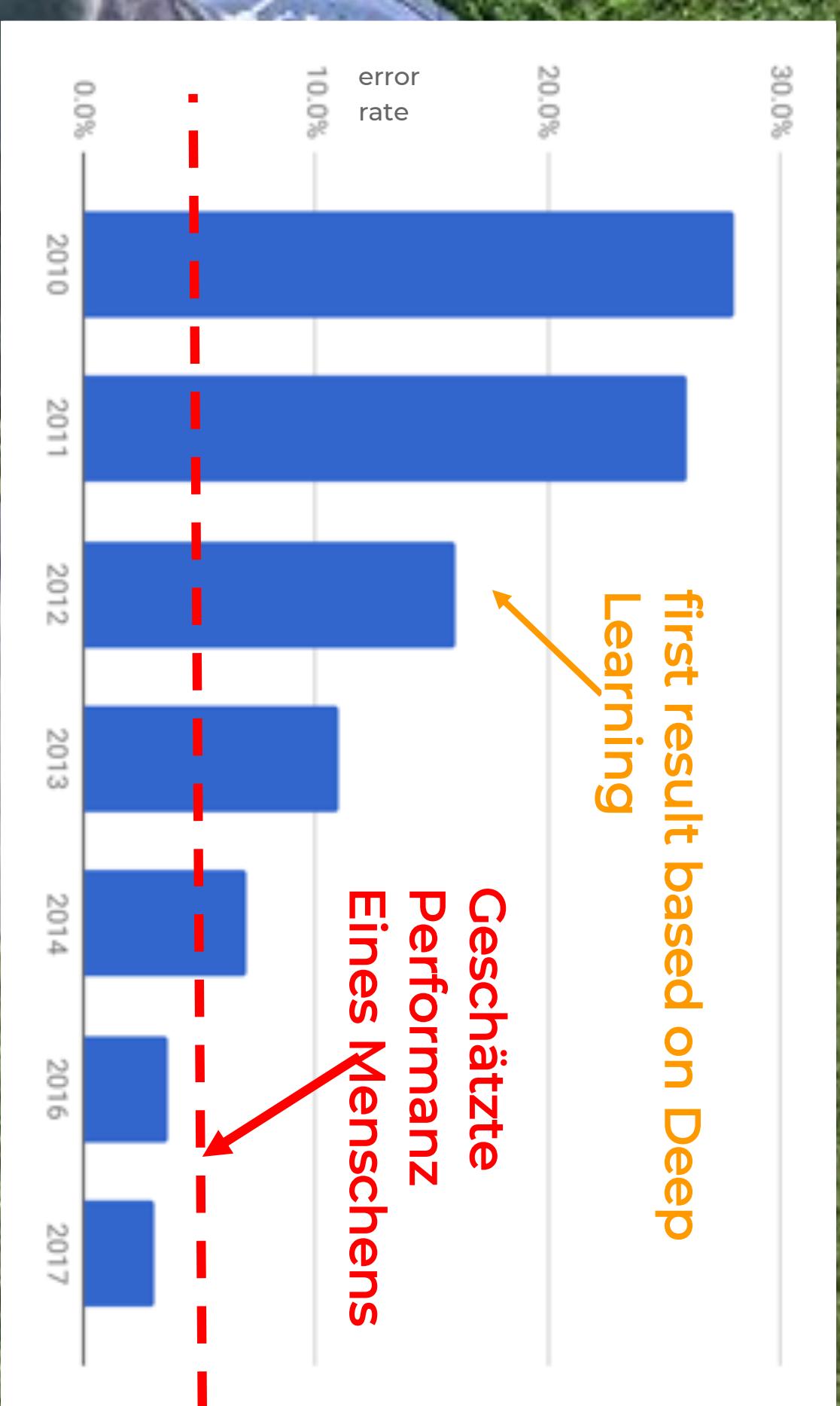
#3 Höhere Berechnungskraft

	1970s	2010s	Wachstum
CPU Geschwindigkeit	1 Millionen ops/s	1 Billionen ops/s	1.000.000X
GPU Geschwindigkeit	---	10 Billionen ops/s	
Spezielle Rechner	150 Millionen ops/s (Cray-1)	180 Billionen ops/s (Google TPU)	1.000.000X

#4 Die Systeme funktionieren



#4 Die Systeme funktionieren

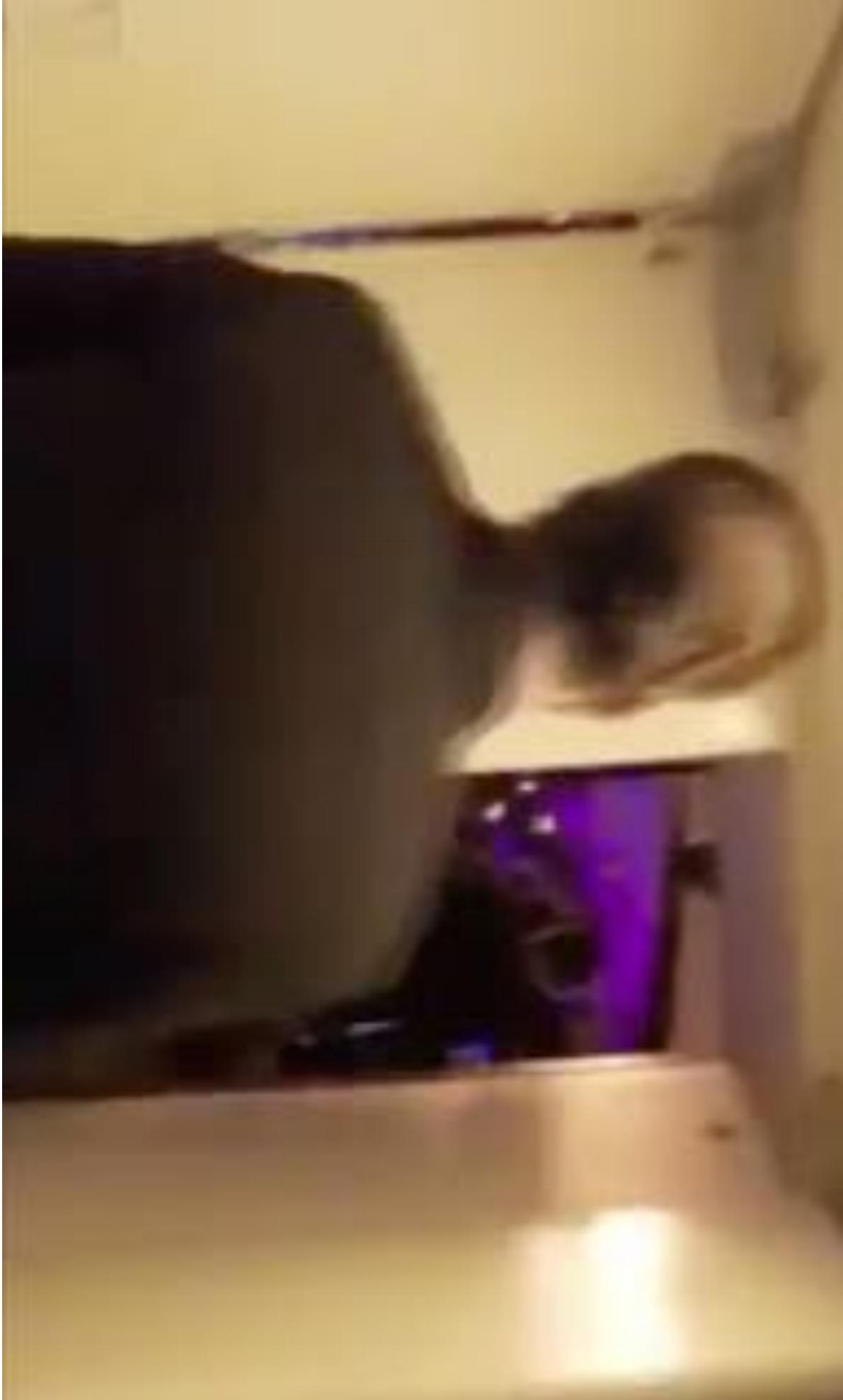


Cloth Grasp Point Detection based on Multiple-View Geodesics with Application to Robotic Wäscherei

<https://ml.berkeley.edu/pmcra10/>

Jeremy Maitin-Shepard
Marco Cusumano-Towner
Jinna Lei
Pieter Abbeel

Department of Electrical Engineering and Computer Science
University of California, Berkeley

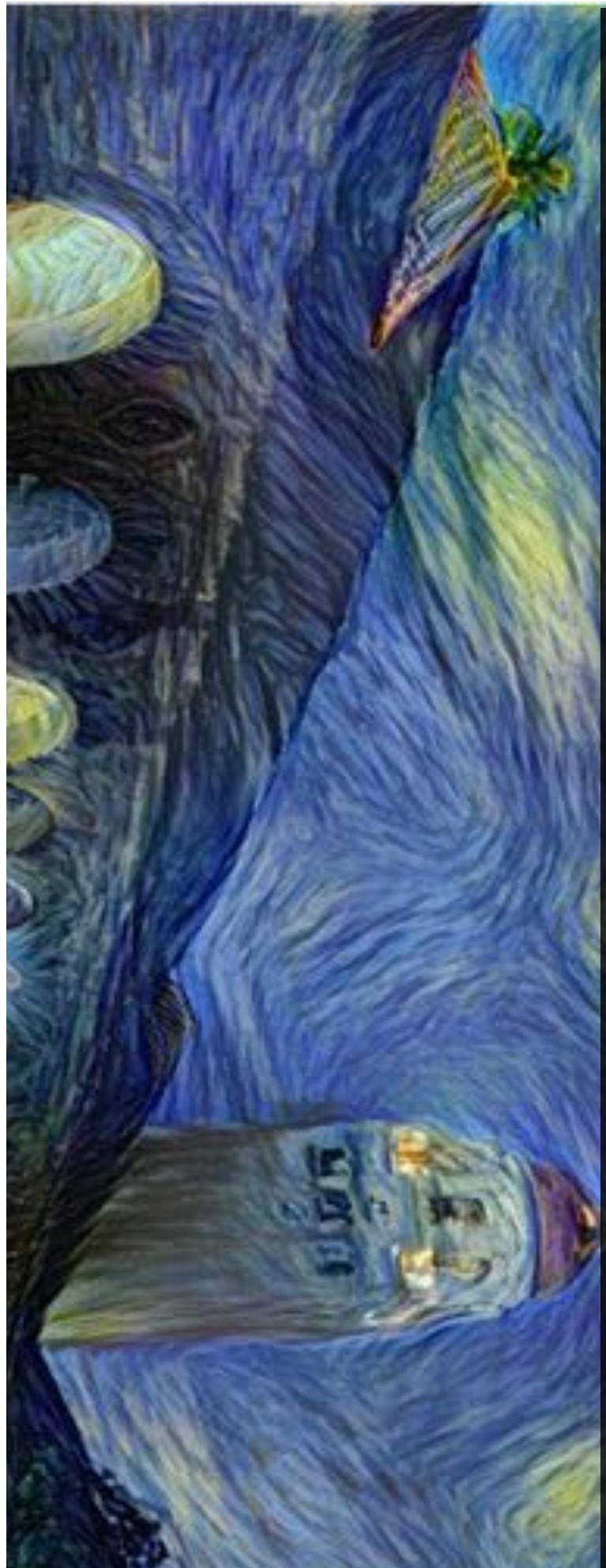


KI weiss viel

<https://youtu.be/yM0sgxm-gng>

BRDCAST-TV
WISSEN

KI ist Künstler



KI spielt Computerspiele

<https://www.deepmind.com/blog/deep-reinforcement-learning>



KI spielt Schach



AI spielt Go

<https://youtu.be/g-dkXOlsf98>

KI unterstützt Menschen

<https://ai.googleblog.com/2018/05/duplex-ai-system-for-natural-conversation.html>



KI unterstützt Menschen

<https://openai.com/product/gpt-4>

Aber, KI ist schwieriger als man denkt

The image shows a collage of three news articles from The New York Times, all centered around the theme of Artificial Intelligence (AI) being more complex than initially thought.

Top Article: The title is "A.I. Is Harder Than You Think" by Gary Marcus and Ernest Davis, published on May 18, 2018. The article is categorized under "Opinion". It features a photo of Michael Jordan, a professor in the Department of Electrical Engineering and Computer Sciences at UC Berkeley. The text discusses the challenges of AI research, mentioning Mr. Marcus and Ernest Davis.

Middle Article: The title is "Artificial Intelligence—The Revolution Hasn't Happened Yet" by Peg Sharpinski. The photo credit is Peg Sharpinski. The text discusses the progress of AI research.

Bottom Article: The title is "A.I. Is Harder Than You Think" by Gary Marcus and Ernest Davis, published on May 18, 2018. The article is categorized under "Opinion". It features a photo of Michael Jordan, a professor in the Department of Electrical Engineering and Computer Sciences at UC Berkeley. The text discusses the challenges of AI research, mentioning Mr. Davis and Ernest Davis.

Aber, KI ist schwieriger als man denkt



Aber, Kl ist schwieriger als man denkt



Current Biology

All Content  Advanced Search
Current Biology 

Explore    Journal Information 
[< Previous Article](#) [Volume 27, Issue 18, p2827–2832.e3, 25 September 2017](#) [Next Article >](#)

REPORT

Humans, but Not Deep Neural Networks, Often Miss Giant Targets in Scenes

Miguel P. Eckstein¹ , Kathryn Koenker², Lauren E. Wiblebourne¹, Ermine Abbasi¹

 PDF (1 MB)
 Download Images (JPG)
 Email Article
 Add to My Reading List



Aber, Kl ist schwieriger als man denkt

Zwillingdisziplin: Kognitionswissenschaft

"How do we humans get so much from so little?" and by that I mean how do we acquire our understanding of the world given what is clearly by today's engineering standards so little data, so little time, and so little energy.

Josh Tenenbaum, MIT



Lake, Salakhutdinov, Tenenbaum, Science 350 (6266), 1332-1338, 2015
Tenenbaum, Kemp, Griffiths, Goodman, Science 331 (6022), 1279-1285, 2011





Das ist Künstliche Intelligenz
Es ist eine Revolution, aber es gibt noch viel zu tun



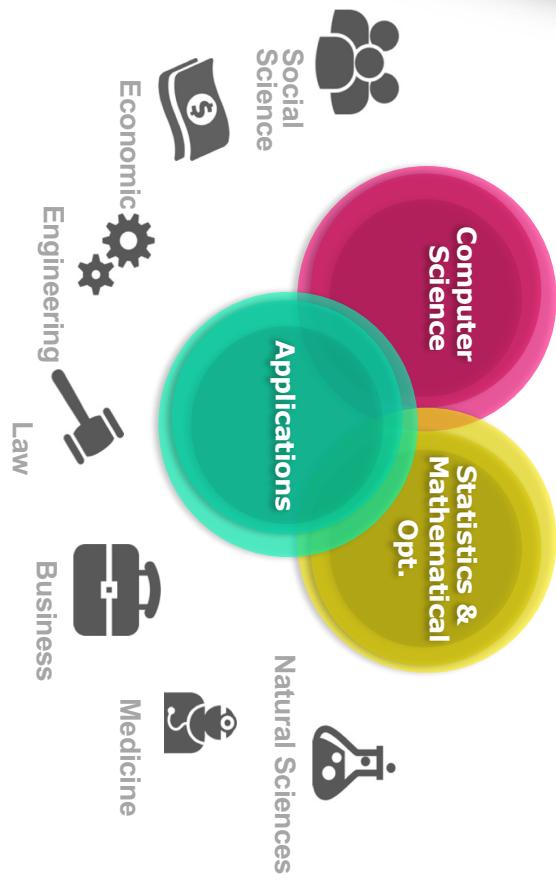


**Der aktuelle Motor der Kl ist das
Maschinelle Lernen**

Datenwissenschaftler: „The hot new gig in tech“



Datenanalyse Skills sind in Forschung und Industrie gefragt



Zitate zum Maschinellen Lernen

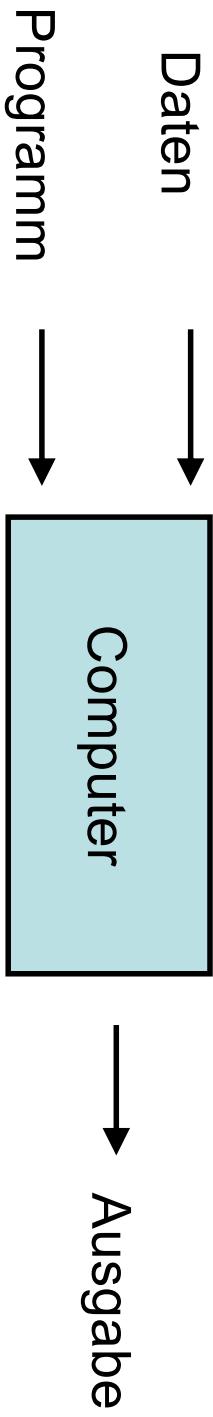
- “**A breakthrough in machine learning would be worth ten Microsofts**” (Bill Gates, Chairman, Microsoft)
- “**Machine learning is the next Internet**”
(Tony Tether, Director, DARPA)
- “**Machine learning is the hot new thing**”
(John Hennessy, President, Stanford)
- “**Web rankings today are mostly a matter of machine learning**”
(Prabhakar Raghavan, Dir. Research, Yahoo)
- “**Machine learning is going to result in a real revolution**” (Greg Papadopoulos, CTO, Sun)
- “**Machine learning is today’s discontinuity**”
(Jerry Yang, CEO, Yahoo)

Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

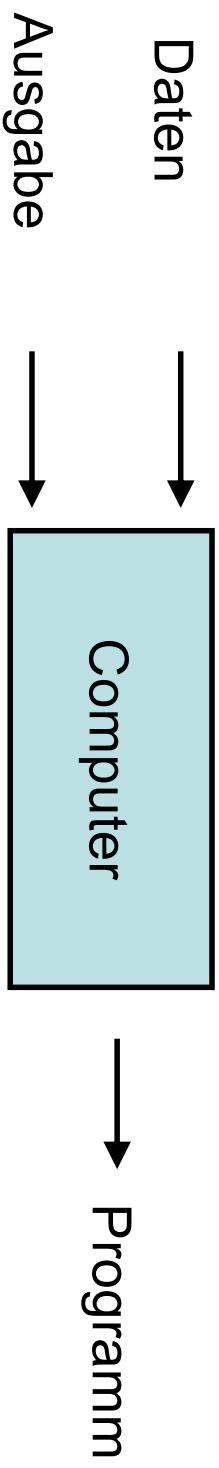
- Automatisierung der Automatisierung
- Computer so zu programmieren, dass sie sich in Teilen danach selbst „programmieren“.
- Denn der Flaschenhals ist das Schreiben der Software, die Programmierung
- Daher lässt das die Daten erledigen

Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

Traditionelle Programmierung



Maschinelles Lernen



Ist das Magie?

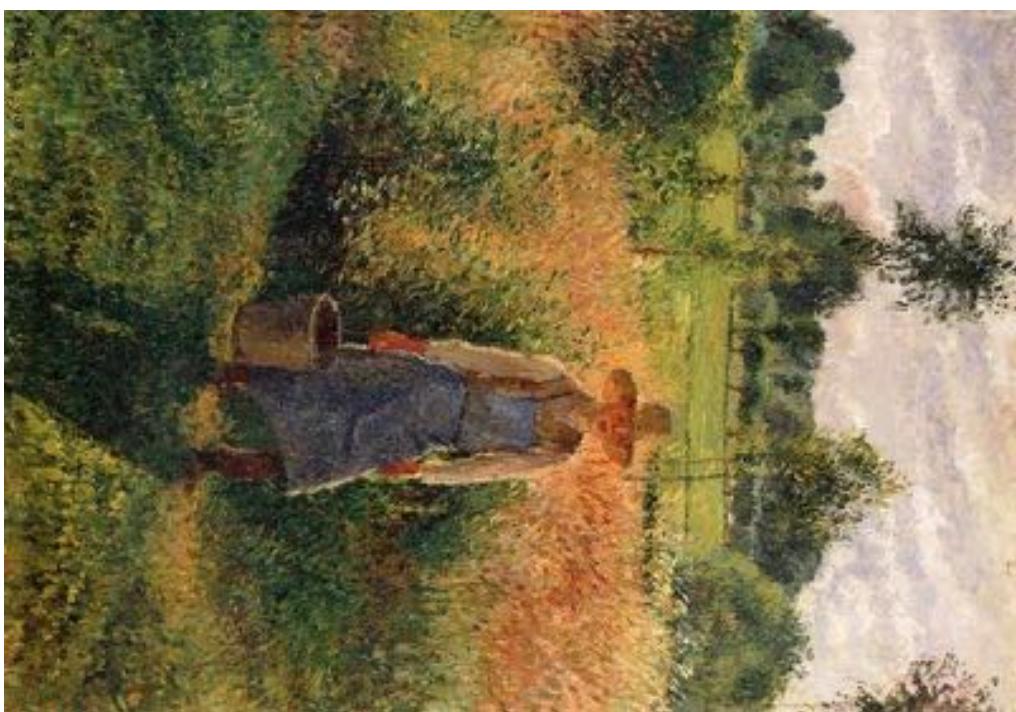
Nein! Eher wie Gartenarbeit:

Samen = Algorithmen

Nährstoffe = Daten

Gärtner = Ihr

Pflanzen = Programme



Beispiel Anwendungsbereiche

- Websuche
- Computational X, z.B. Biologie, Cognitive Science, Social Science
- Finanzwelt
- E-Commerce
- Robotik
- Debugging
- Industrie 4.0
- **[Ihre Lieblingsdomäne]**

Maschinelles Lernen kurzgefaßt

- Viele Tausende Algorithmen fürs Maschinelle Lernen
- Mehrere hundert neue Algorithmen pro Jahr
- Jeder Algorithmus des Maschinellen Lernens adressiert drei

Fragestellungen:

1. Modellrepräsentation
2. Optimierung des Modells
3. Evaluierung / Beurteilung

(1) Modellrepräsentation

- Entscheidungsbäume
- Regeln / logische Programme
- Instanzen
- Probabilistische Graphische Modelle
- Neuronale Netzwerke
- Stützvektormaschinen
- Ensembles
- ...

(2) Evaluierung

- Korrektklassifikationsrate (accuracy)
- Genaugigkeit (precision) und Trefferquote (recall)
- Quadrierter Fehler
- Likelihood
- A-Posteriori Wahrscheinlichkeit
- Kosten / Nutzen
- Margin
- Entropie
- KL-Divergenz
- ...

(3) Optimierung

- Kombinatotische Optimierung, z.B. Greedy-Suche

- Konvexe und nicht-lineare Optimierung, z.B.

Gradientenabstieg

- Optimierung unter Randbedingungen, z.B. lineare

Programmierung

Die Arten des Maschinellen Lernens

Überwachtes (induktives) Lernen (supervised learning)

- Trainingsdaten enthalten auch die gewünschten Ausgaben

Unüberwachtes Lernen (unsupervised learning)

- Trainingsdaten enthalten nicht die gewünschten Ausgaben

Teilweise-überwachtes Lernen (semi-supervised learning)

- Trainingsdaten enthalten einige der gewünschten Ausgaben

Verstärkendes Lernen (Reinforcement Learning)

- Belohnung aus Sequenzen von Aktionen

Induktives Lernen

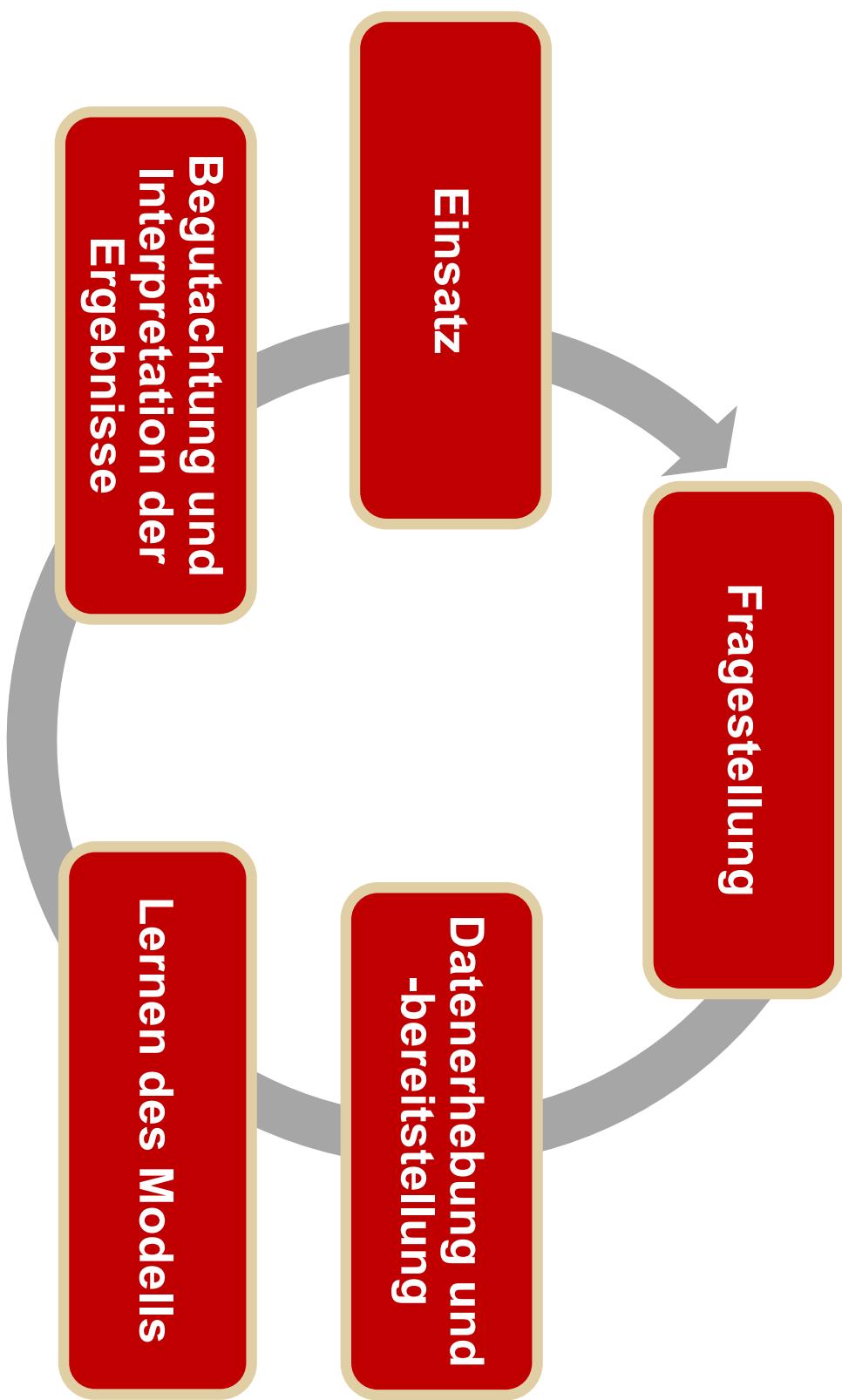
Gegeben sind Beispiele für das Verhalten einer Funktion

$(X, F(X))$

Bestimme die Funktion $F(X)$ für neue Beispiele X

- Diskrete Ausgabe $F(X)$: **Klassifikation**
- Kontinuierlich Ausgabe $F(X)$: **Regression**
- $F(X) = \text{Wahrscheinlichkeit}(X)$: **Dichteschätzung**

Das Entwickeln von ML-Komponenten ist ein Kreislauf



Was haben Sie bisher kennengelernt

- Künstliche Intelligenz ist mehr als Maschinelles Lernen
 - Maschinelles Lernen ist der aktuelle Motor der KI
 - Jeder ML-Algorithmus muss frei Fragen beantworten:
 - Repräsentation
 - Evaluierung
 - Optimierung
 - Arten des Maschinellen Lernens
 - überwacht
 - unüberwacht
 - verstärkend
 - Kreislauf zur Entwicklung von ML-Komponenten
-

Was werden wir behandeln (tendenziell)

- Lineare Modelle
- Modellselektion und -evaluierung
- Entscheidungsbäume
- Ensemble-Methoden
- k-Nächste Nachbarn
- Naive Bayes und Bayessche Netzwerke
- Stützvektormaschinen
- Clusteranalyse und Assoziationsregeln
- (Tiefe) Neuronale Netzwerke

Was werden wir behandeln

Der Kurs kann nicht alles abdecken: Variational Learning, viele Details des Deep Learning, Gaussian Processes, graphische Modelle, Kausalität, ... Daher bitte auch andere Vorlesungen beachten!

Logistik

- Keine Bonus-Regelung
 - Aktive Teilnahme an Vorlesung und Übung
 - Klausur schauen wir mal
-
- Übungen sind freitags 15:20-17:00
 - Betreuer der Übungen:
Felix Divo and Wolfgang Stammer
 - Siehe TUCAN und Moodle
 - MOODLE Page wird eingerichtet.

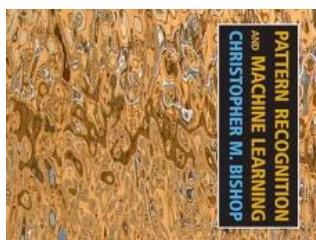
Beispielliteratur aber es gibt noch sehr viel mehr



S. Russel, P. Norvig.
Artificial Intelligence.
Pearson Education. 2016



T. Hastie, R. Tibshirani, J.
Friedman. The Elements
of Statistical Learning.
Springer, 2013.



C.M. Bishop. Pattern
Recognition and Machine
Learning. Springer, 2006



R.S. Sutton, A.G. Barto.
Reinforcement Learning.
MIT Press, 2018



D. Koller, N. Friedman.
Probabilistic Graphical
Models. MIT Press, 2018



I. Goodfellow, Y. Bengio, A.
Courville. Deep Learning.
MIT Press 2017

Beispiele für Online-Kurse:
Künstliche Intelligenz
aber es gibt noch sehr viel mehr



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

<https://www.youtube.com/watch?v=W1SHSakPTM&list=PL6MuV0DF6AuoviA41dtji6q-PM4hvAcNk>

https://www.youtube.com/watch?v=BnIJ7Ba5Sr4&list=PLE0157B77891C4FE8kVBiQHYe_4hSi

<https://eu.udacity.com/course/ai-artificial-intelligence-nanodegree--nd898>

Beispiele für Online-Kurse: Maschinelles Lernen aber es gibt noch sehr viel mehr

https://www.youtube.com/playlist?list=PL4DwY1sULMkcu-wytRDbvBNmx57CdQ2pj&jct=q4qVglSGxJql7TIE6eSLKa8Wwci8SA&disable_polymer=true

<https://www.coursera.org/learn/ml-foundations>

<https://www.coursera.org/learn/machine-learning>

<https://www.coursera.org/specializations/machine-learning>

<https://www.coursera.org/learn/python-machine-learning-duke>

<https://www.coursera.org/learn/python-machine-learning>

<https://www.coursera.org/learn/python-data-analysis>

<https://www.youtube.com/watch?v=gZkQYANS5Mo&list=PLUenpflyoaOrMoE5nXA8kdctBKE9eSob>

Beispiele für Online-Kurse: Tiefes Lernen aber es gibt noch sehr viel mehr



https://www.youtube.com/playlist?list=PLGRecdYLYDNc1fDVY8tPJJTct1_0p1xoB

<https://www.coursera.org/learn/neural-networks-deep-learning>

<https://eu.udacity.com/course/deep-learning-nanodegree--nd101>

https://www.youtube.com/watch?v=vT1JzLTH4G4&list=PLf7L7Kg8_FNxHATlLwDce_yh72QQL9pvpQ

Beispiele für Online-Kurse: Probabilistische Graphische Modelle aber es gibt noch sehr viel mehr

<https://www.coursera.org/specializations/probabilistic-graphical-models>

<https://www.youtube.com/watch?v=ju1Grt2hdko&t=2245s>

https://www.youtube.com/watch?v=lcVJ_zsynMc&list=PLI3nlOD-p5aoXrOzTd1P6CcLavu9rNtC-

https://www.youtube.com/playlist?list=PL055OmE_itmkrT6us_Fv9G6S4npvtQwB_M

Beispiele für Online-Kurse: Computersehen aber es gibt noch sehr viel mehr

https://www.youtube.com/watch?v=2S4nn7S8Hk4&list=PLAwxTw4SYaPnbDacyrKkB_RUkuxQBlCm

<https://eu.udacity.com/course/computer-vision-nanodegree--nd891>

https://www.youtube.com/watch?v=vT1JzLTH4G4&list=PLf7L7Kg8_FNxHATtLwDc eyh72QQL9pvpQ

https://www.youtube.com/watch?v=fpw26tpHGr8&list=PLTBdjV_4f-EJ7A2ilH5L5ztqqrWYjP2Rl

Beispiele für Online-Kurse: Verarbeiten und Verstehen von natürlicher Sprache aber es gibt noch sehr viel mehr



<https://eu.udacity.com/course/natural-language-processing-nanodegree--nd892>

https://www.youtube.com/playlist?list=PLGRecdYLYDNC1fDVY8tPJJTct1_0p1xoB

Beispiele für Online-Kurse: Roboterlernen aber es gibt noch sehr viel mehr



<https://www.coursera.org/learn/robotics-learning>

<https://eu.udacity.com/course/intro-to-self-driving-cars--nd209>

<https://www.coursera.org/learn/practical-rl>

<https://www.youtube.com/watch?v=lvohnicueoE>