

Data Mining und Maschinelles Lernen

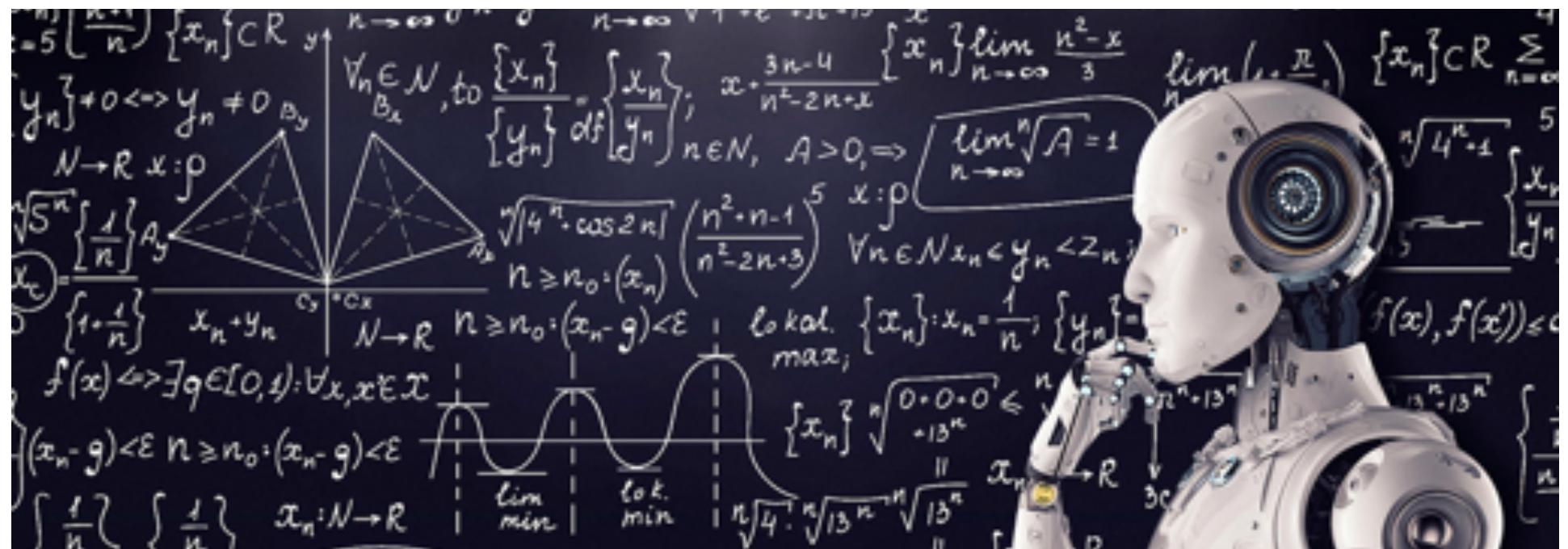
(oder auch “Angewandtes Maschinelles Lernen”)

Einführung, Einordnung und Überblick

(Prof. Dr. Kristian Kersting, Tutor: Johannes Czech)



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



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 will create the next industrial revolution, experts claim

We won't waste time on treatments that won't work, so the patient should get

Elon Musk

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

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

A blue Tesla Model X driving on a road.

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

Jane Kirby | 23 hours ago | 0 comments

V/S

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

BBC NEWS

Technology

Stephen Hawking warns artificial intelligence could end mankind

Stephen Hawking

Humans, who are limited by slow biological evolution, couldn't compete and would be

SCIENTIFIC AMERICAN DECEMBER 2016

Computers Now Recognize Patterns Better Than Humans Can

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

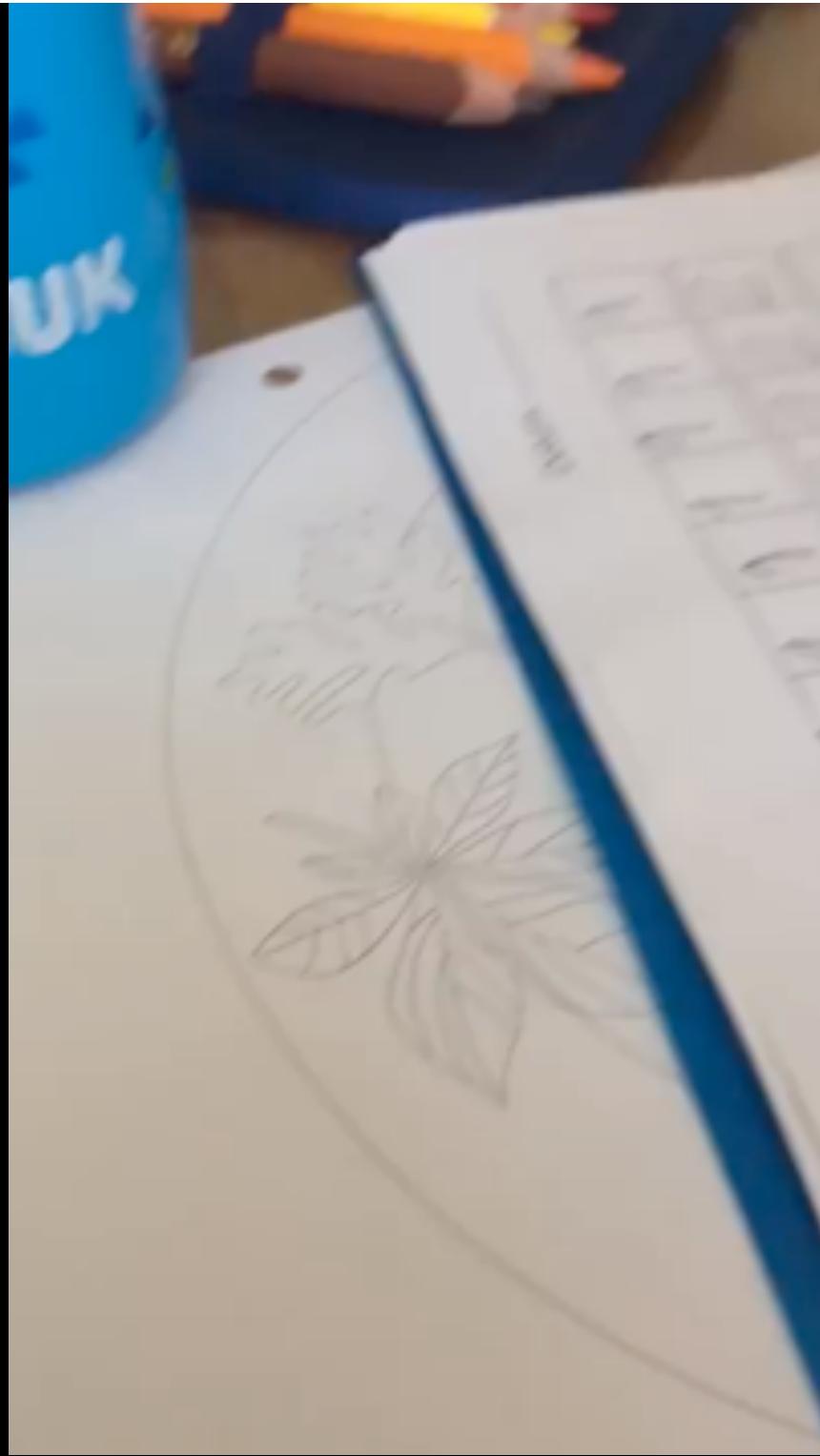
KI scheint viele Gesichter zu haben



Was ist KI?



Menschen
sind
intelligent



Können
Maschinen
auch
intelligent
sein?



Was ist überhaupt Intelligenz?



A blurred background image showing a window frame looking out onto a green, overgrown landscape. The window has dark frames and multiple panes. The foreground is dominated by a large, semi-transparent white rectangular box containing the text.

Ist das intelligent?



Ist das intelligent?

N24

$$\begin{array}{r} 6 - 3 = 6 \\ \hline \end{array}$$

Ist das intelligent?

**Intelligenz hat
viele Qualitäten!**

**Es ist
schwierig,
sie direkt
zu messen**



Was ist KI?

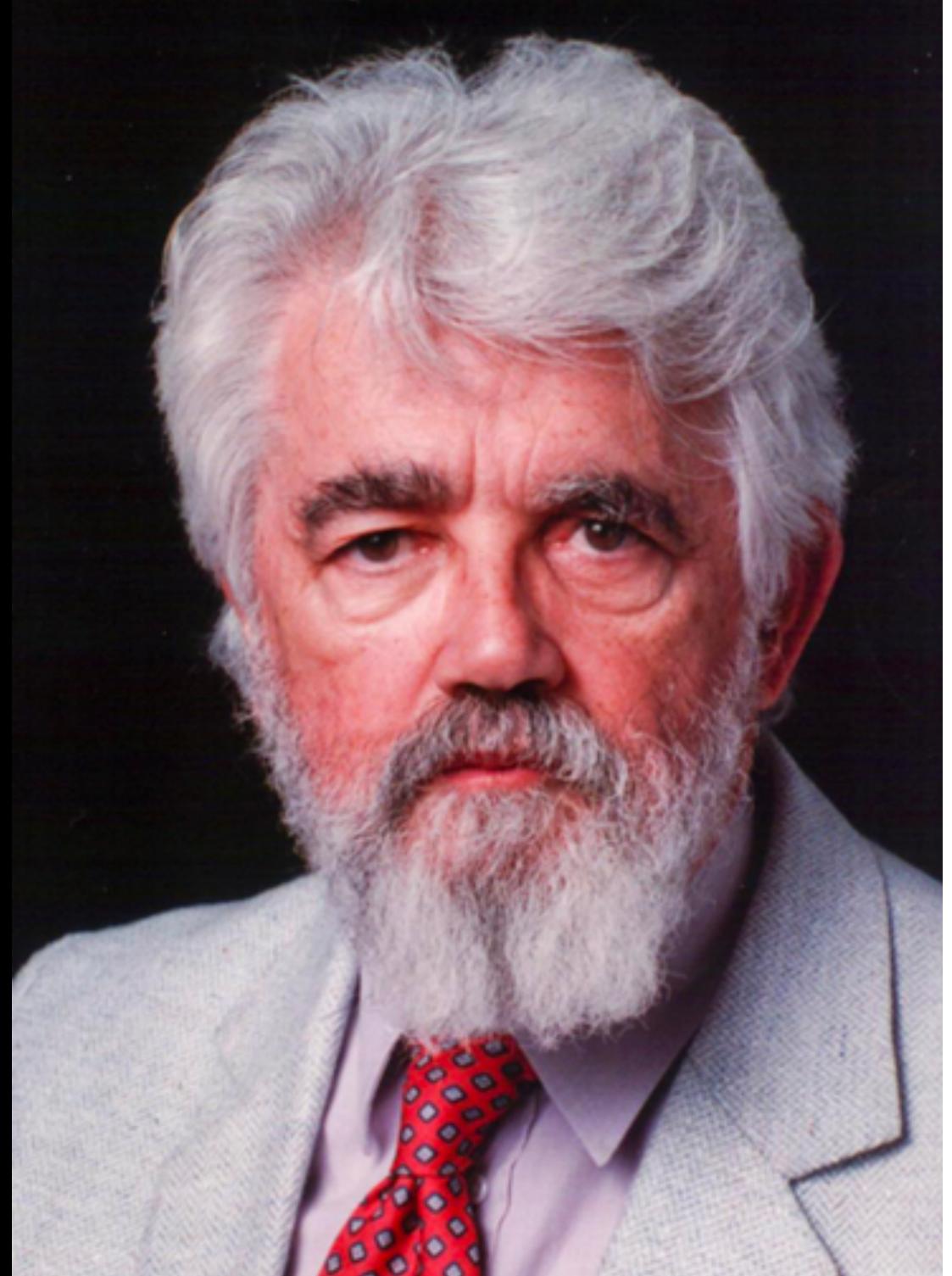


Was ist KI?

„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 Algorithm 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

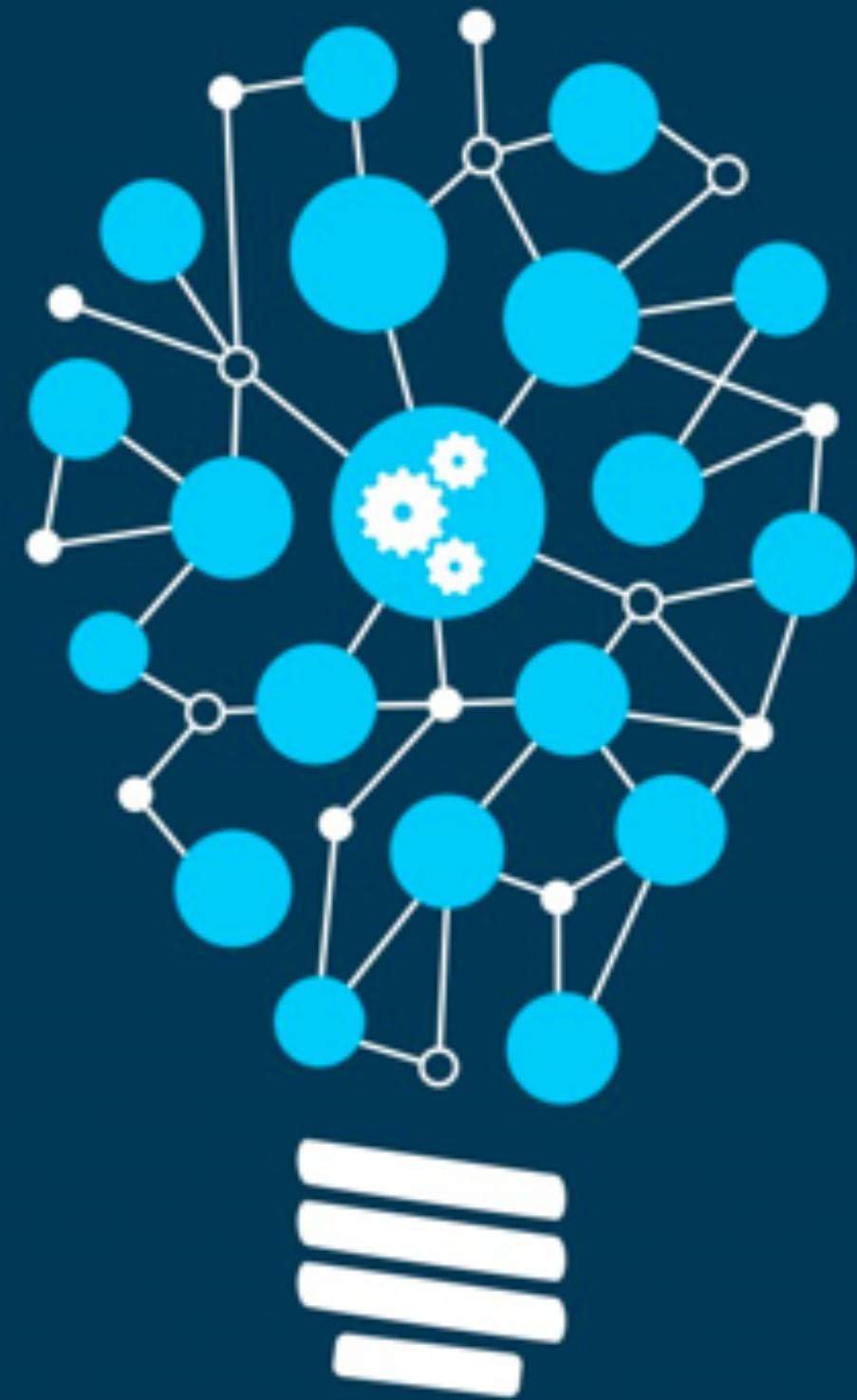
Handeln

Lesen

Maschinelle Lernen

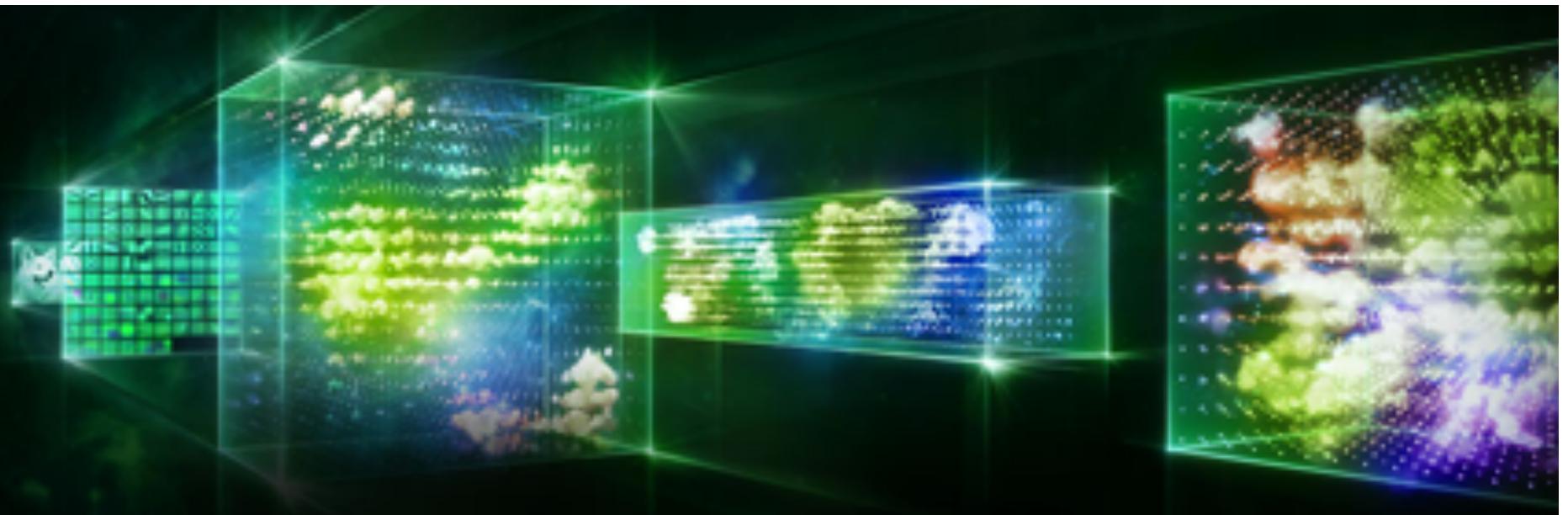
**the science "concerned with
the question of how to
construct computer programs
that automatically improve with
experience"**

- Tom Mitchell (1997) CMU

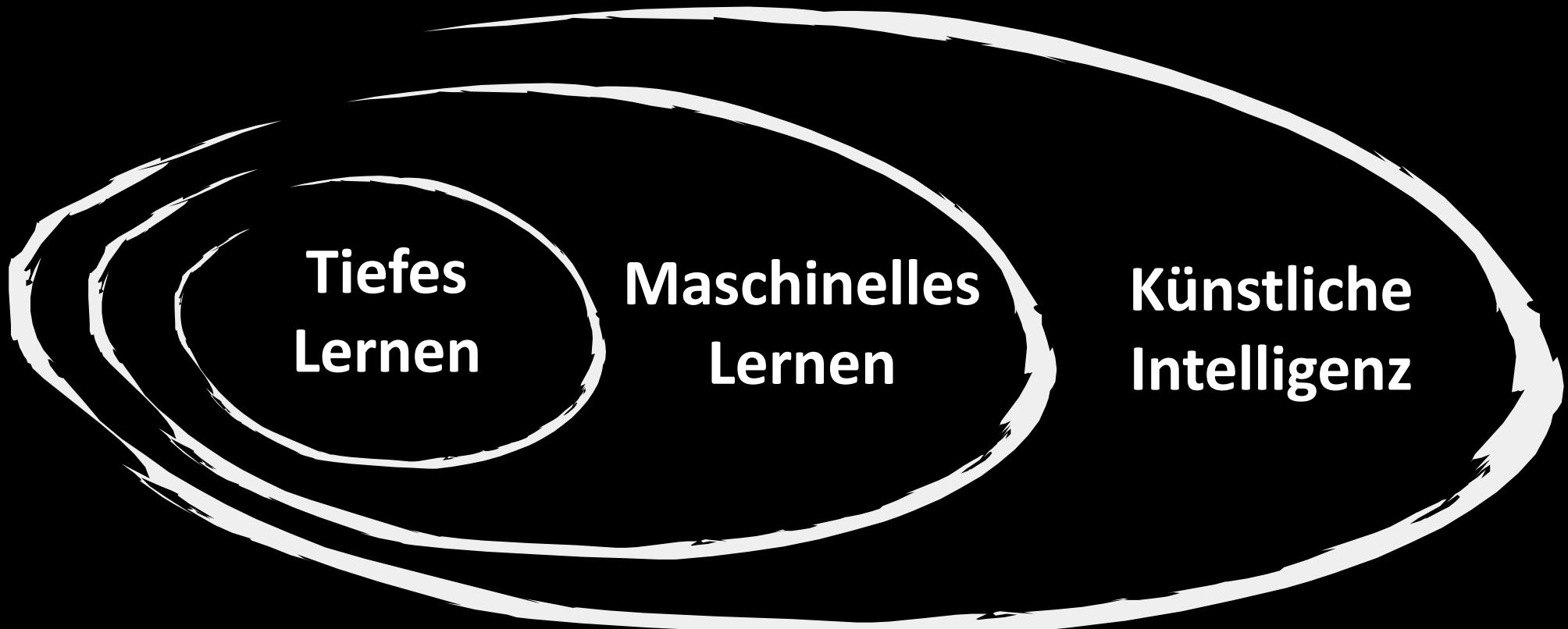


Tiefes Lernen

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



Überblick



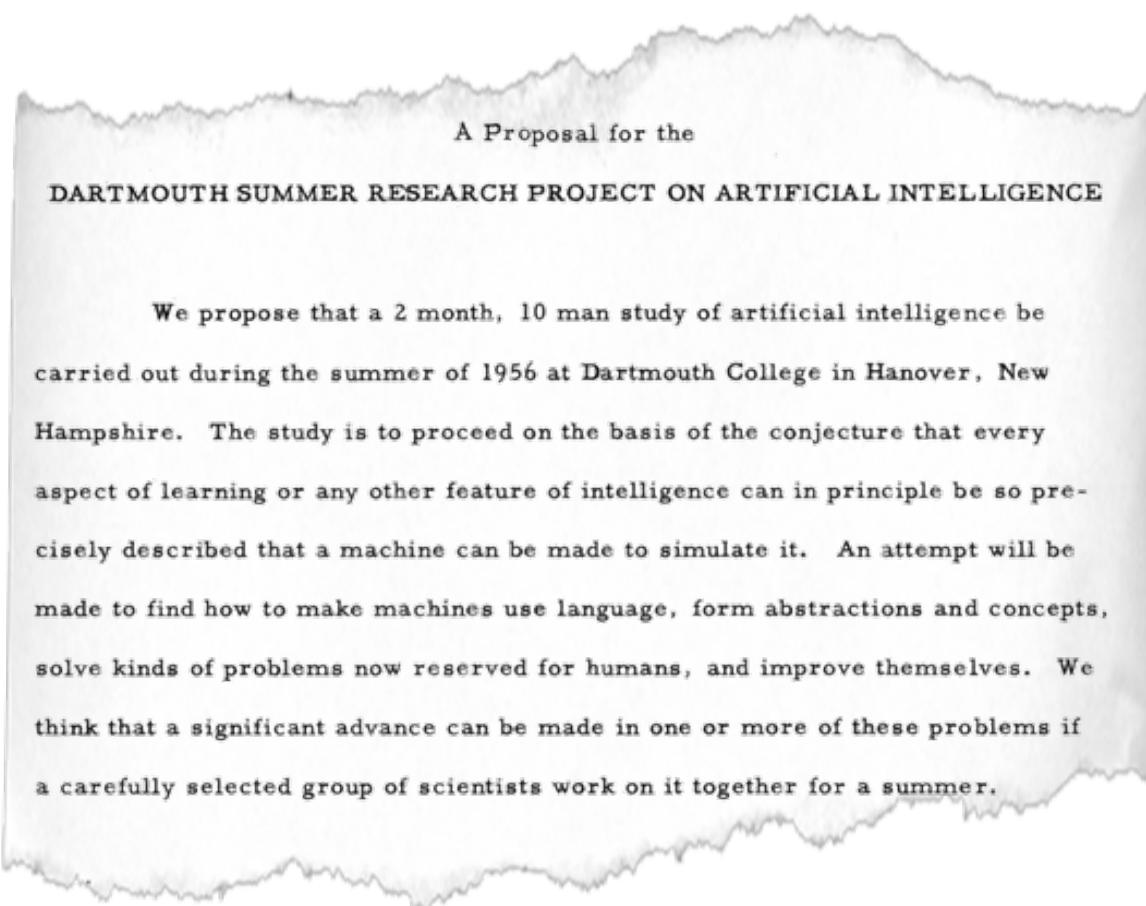
Ein Blick in die
Vergangenheit





- 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”

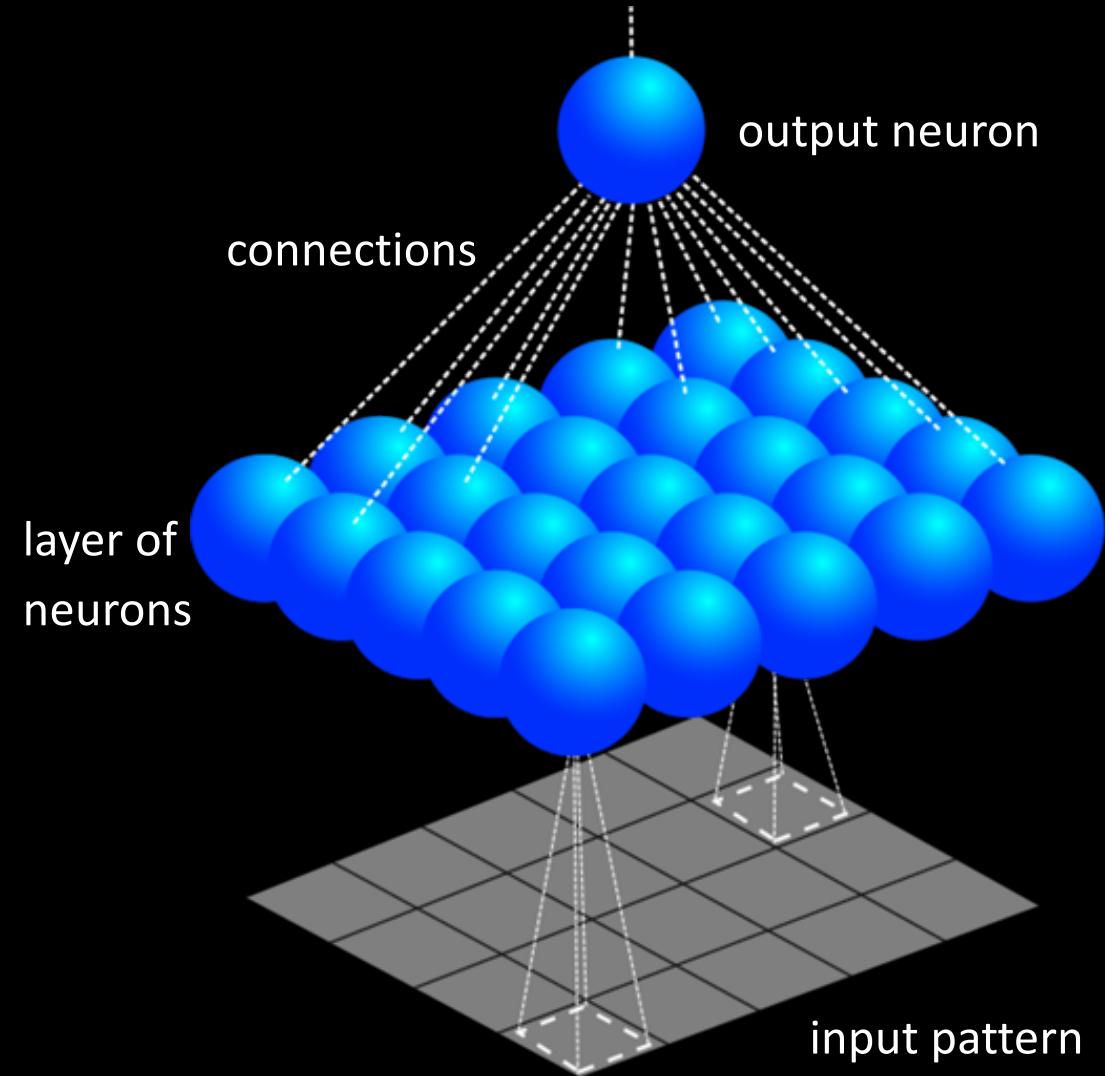
Inspiriert durch das menschliche Gehirn:

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



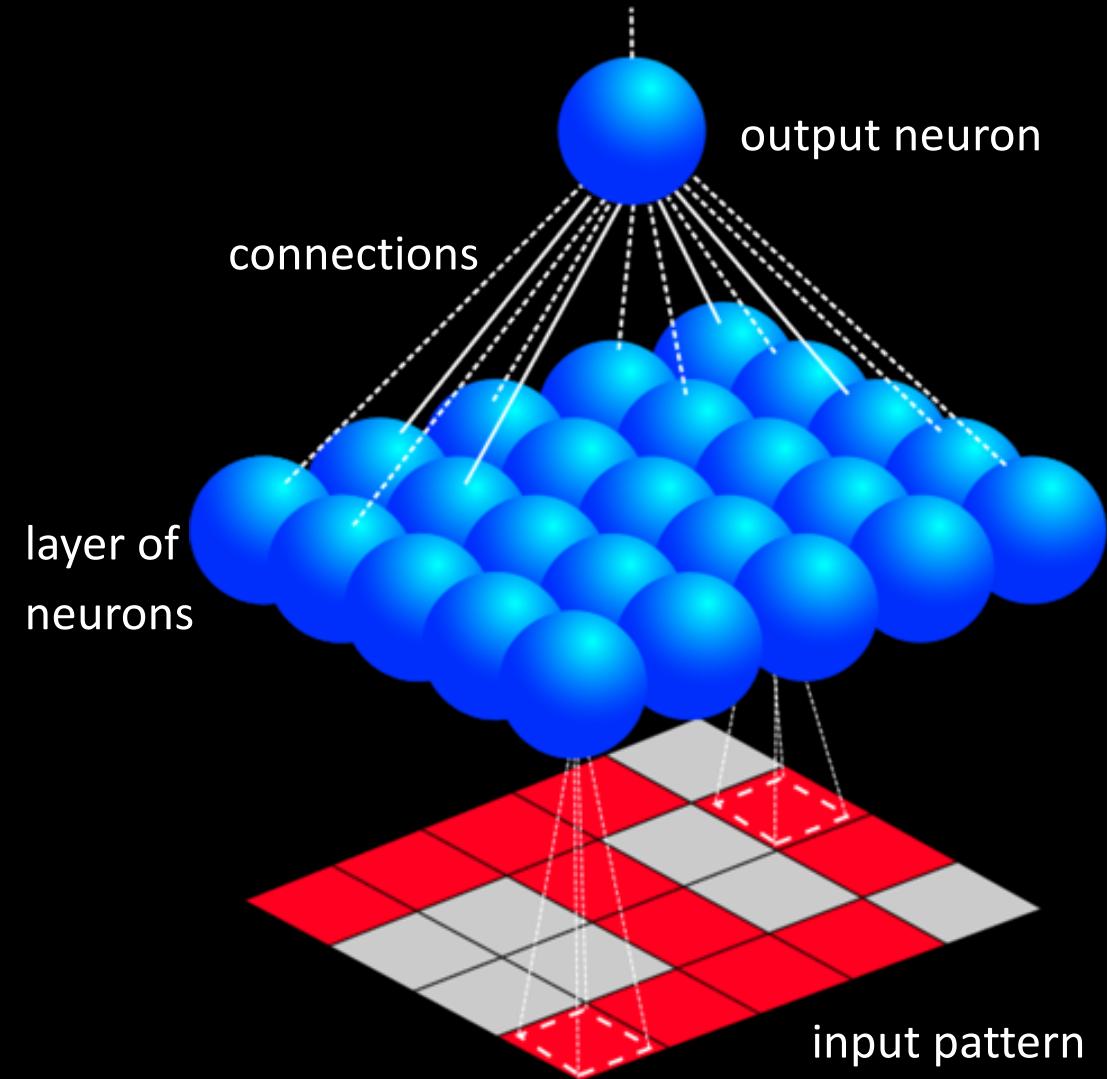
Frank
Rosenblatt
(1928-1971)

Das Perzeptron



Das Perzeptron

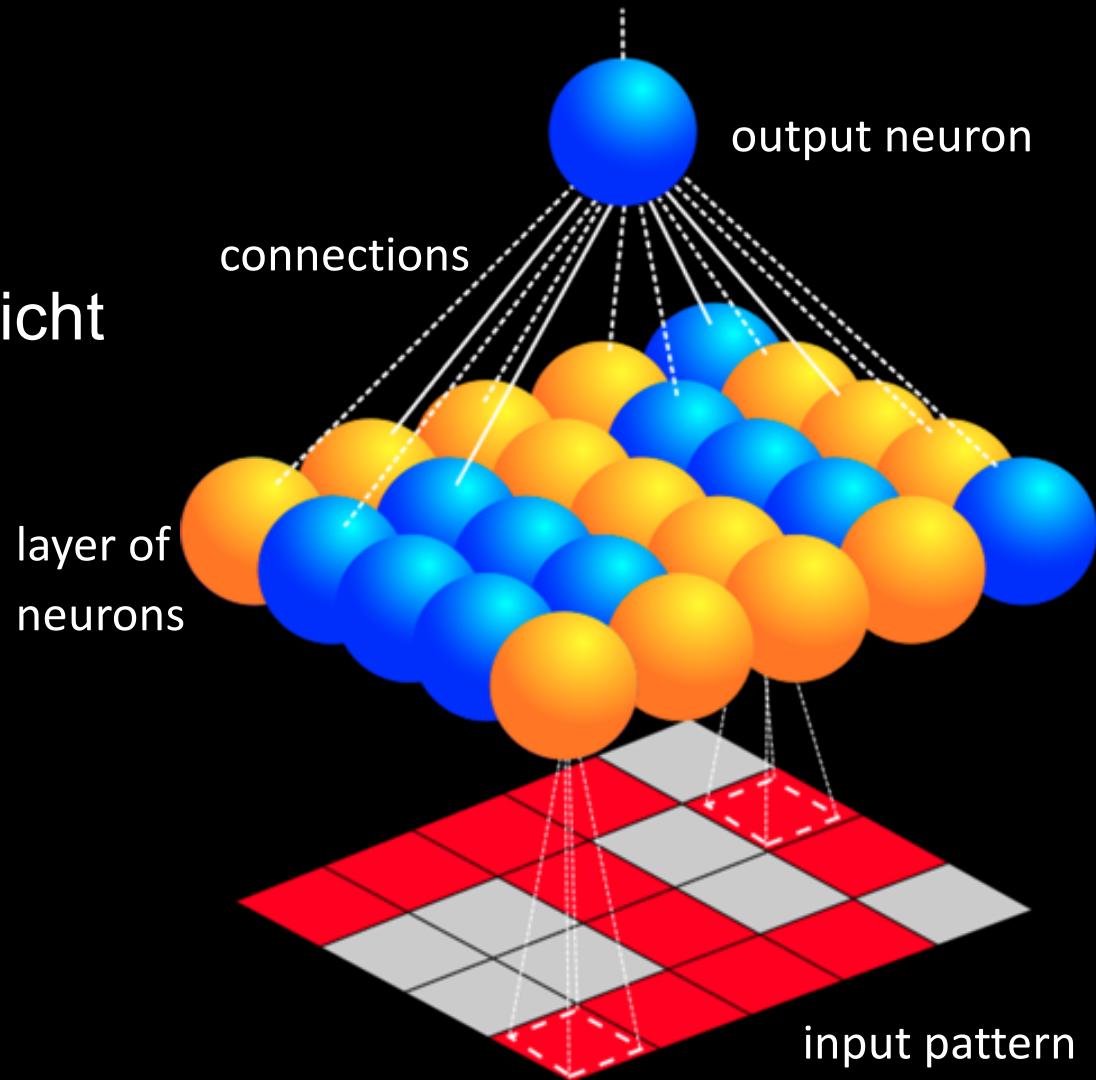
1) Eingabe



Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

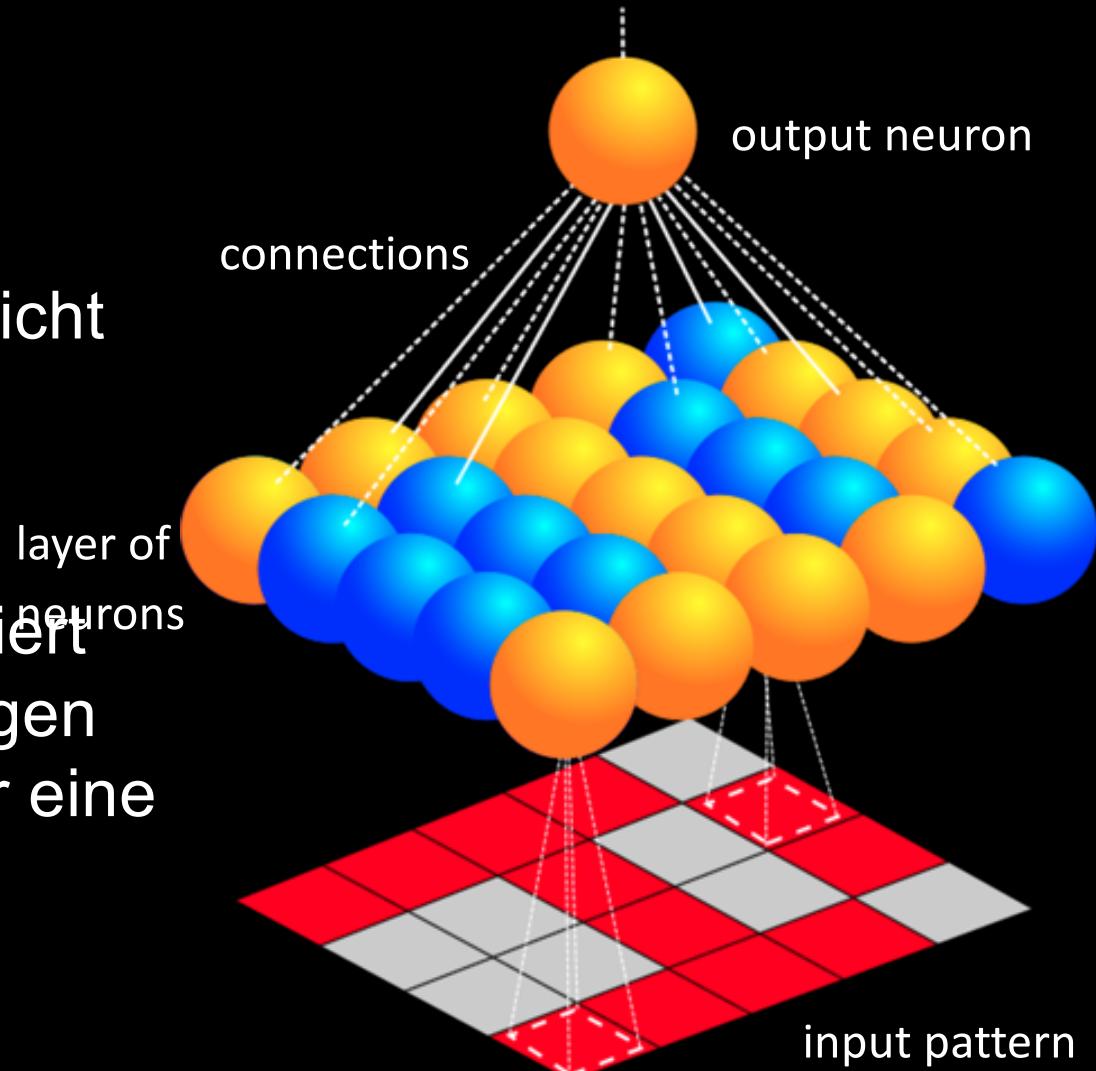


Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

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



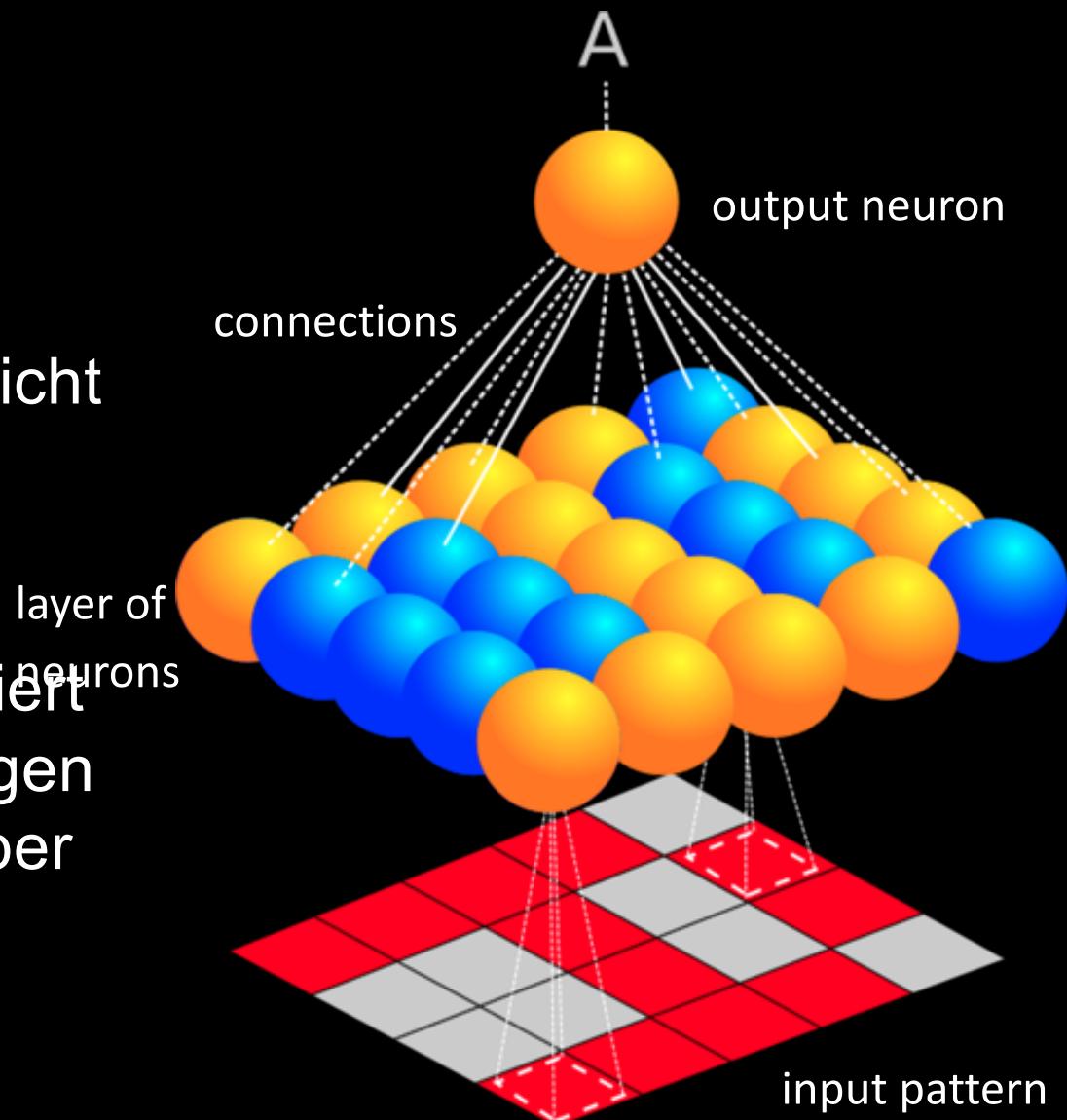
Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

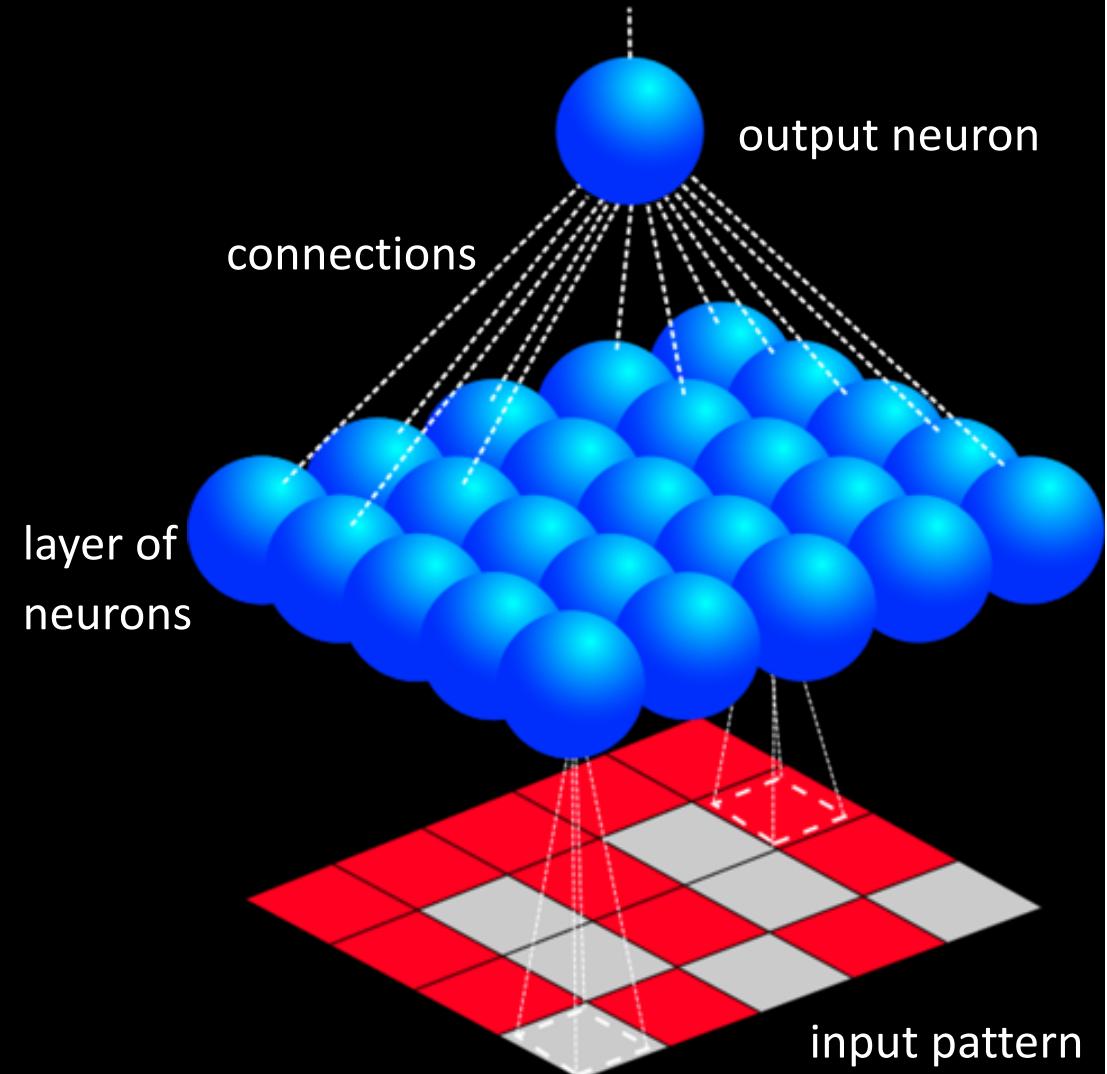
3) Ausgabeneuron akkumuliert
alle Signale aus der vorherigen
Schicht. Die Summe liegt über
einen Schwellwert; Das
Ausgabeneuron feuert

4) Vorhersage “A”



Das Perzeptron

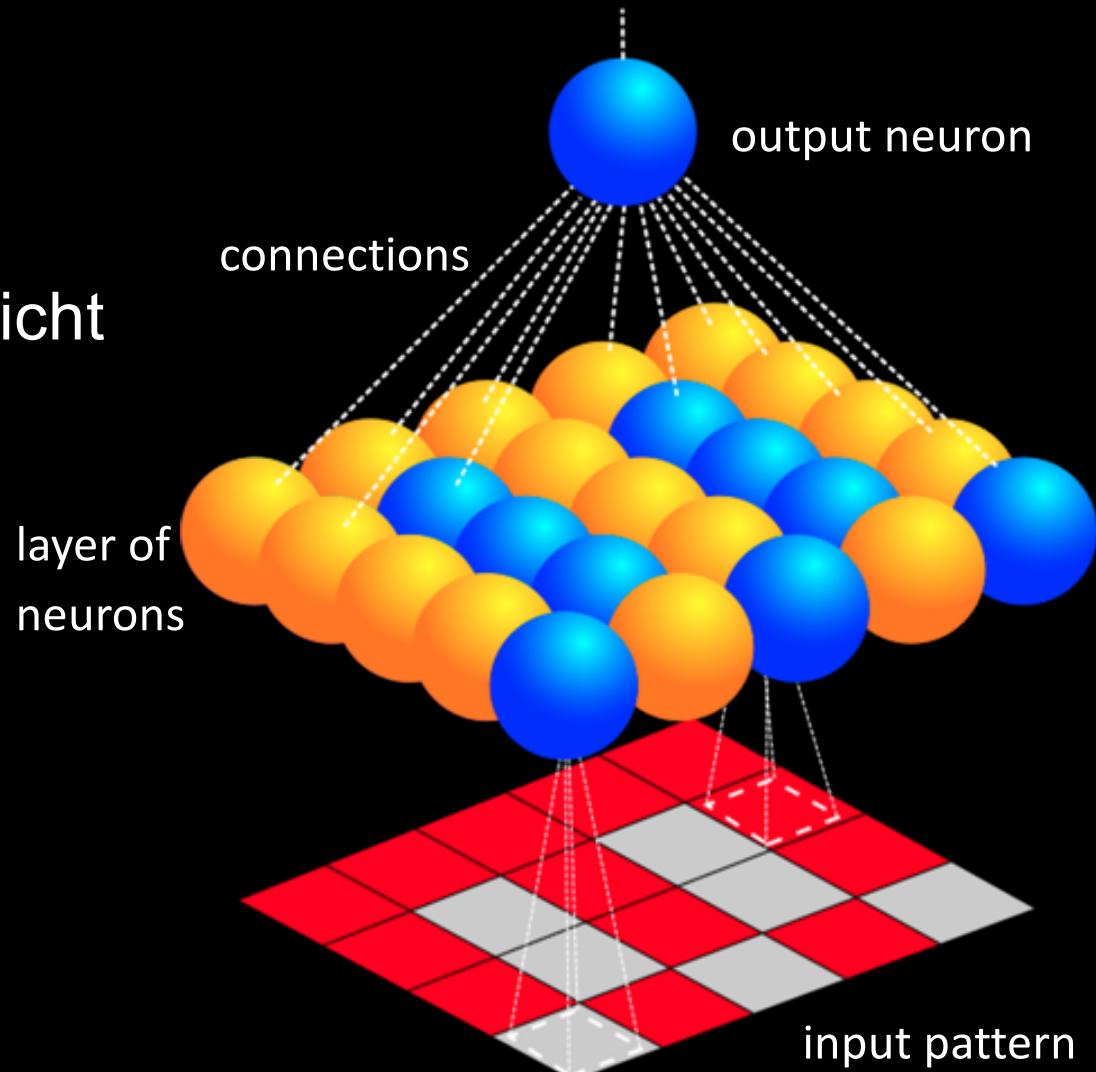
1) Eingabe



Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

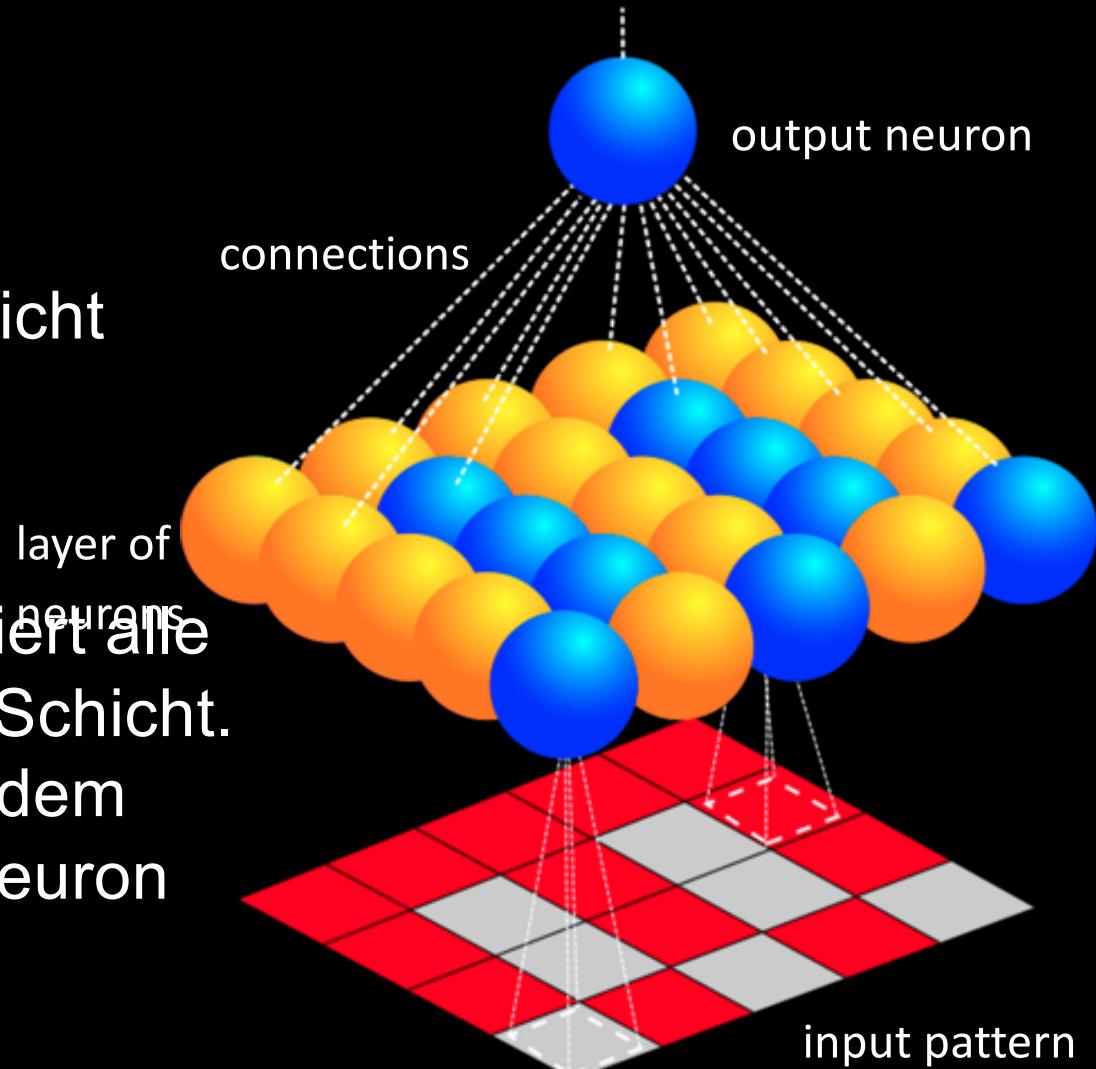


Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

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



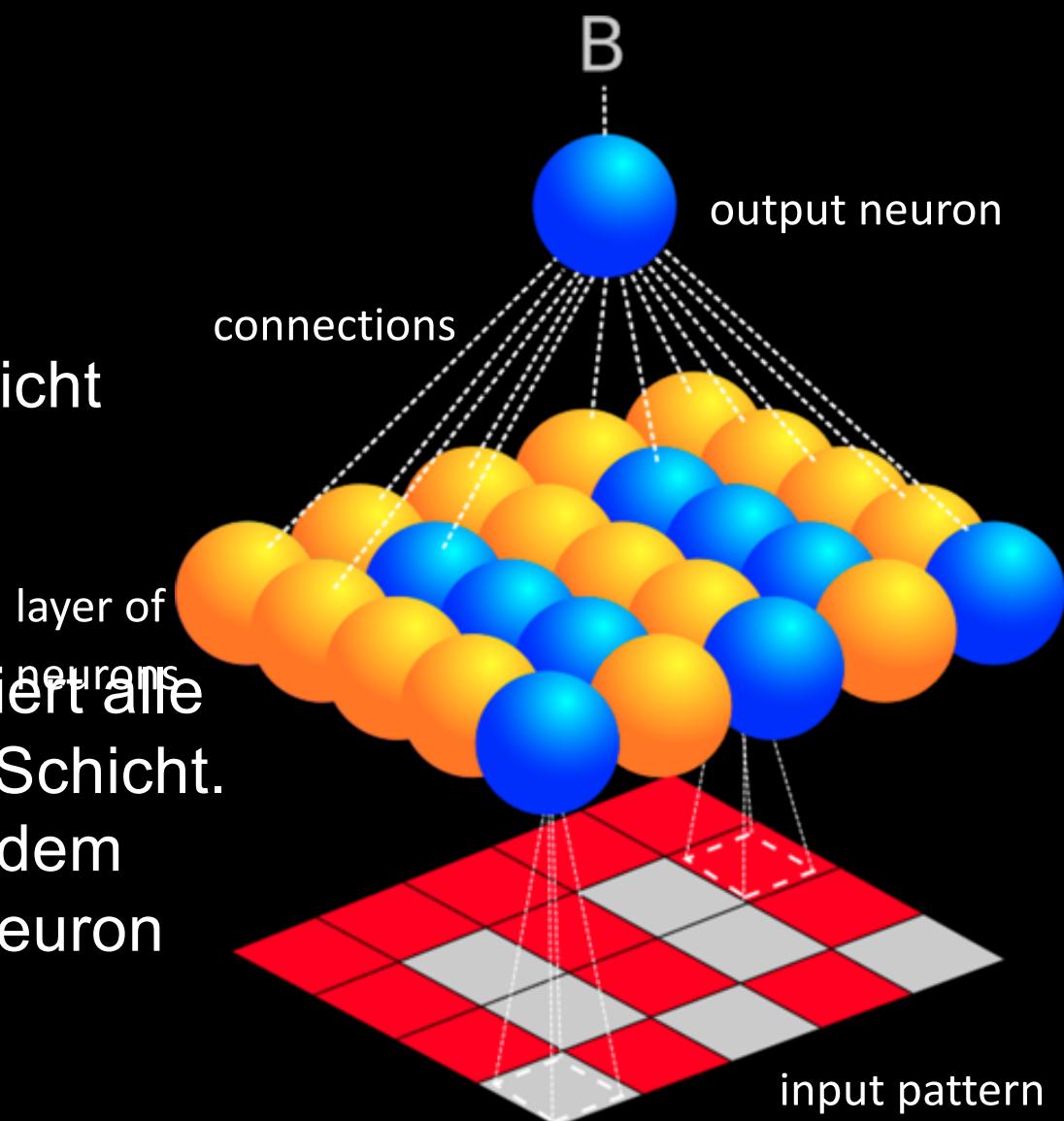
Das Perzeptron

1) Eingabe

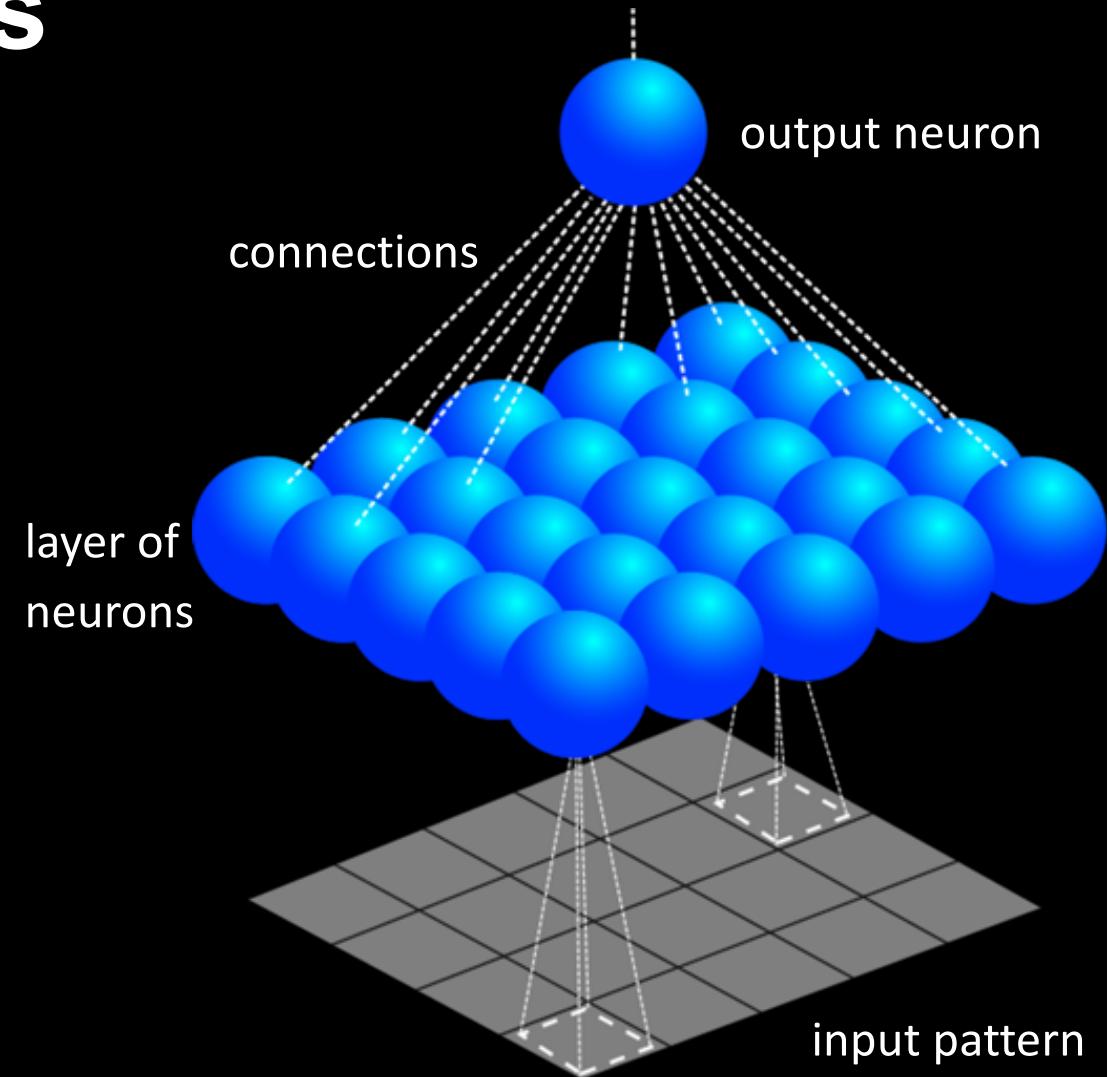
2) Neuronen der ersten Schicht
feuern

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

4) Ausgabe „B“

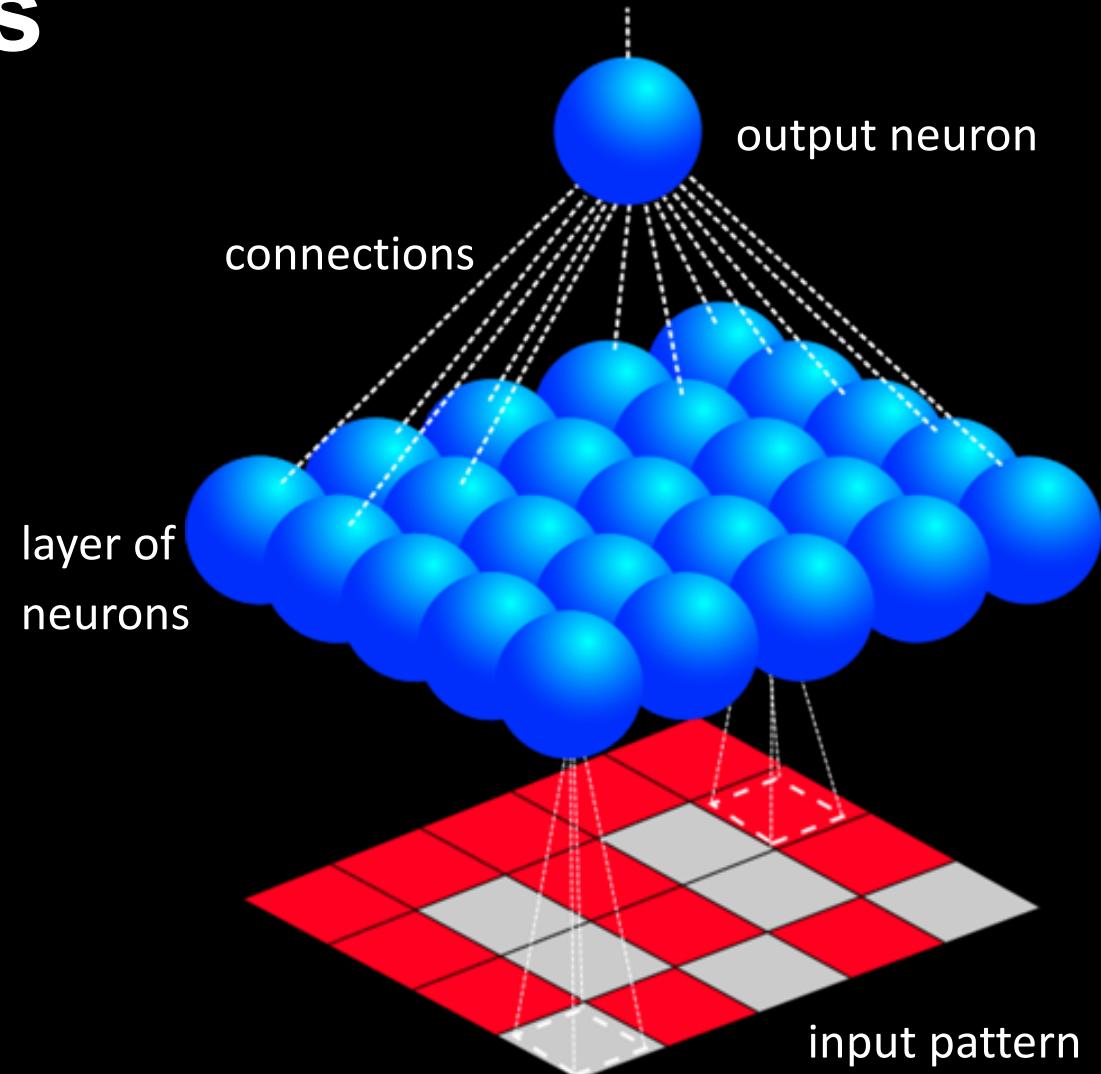


Der Lernalgorithmus des Perzeptrons



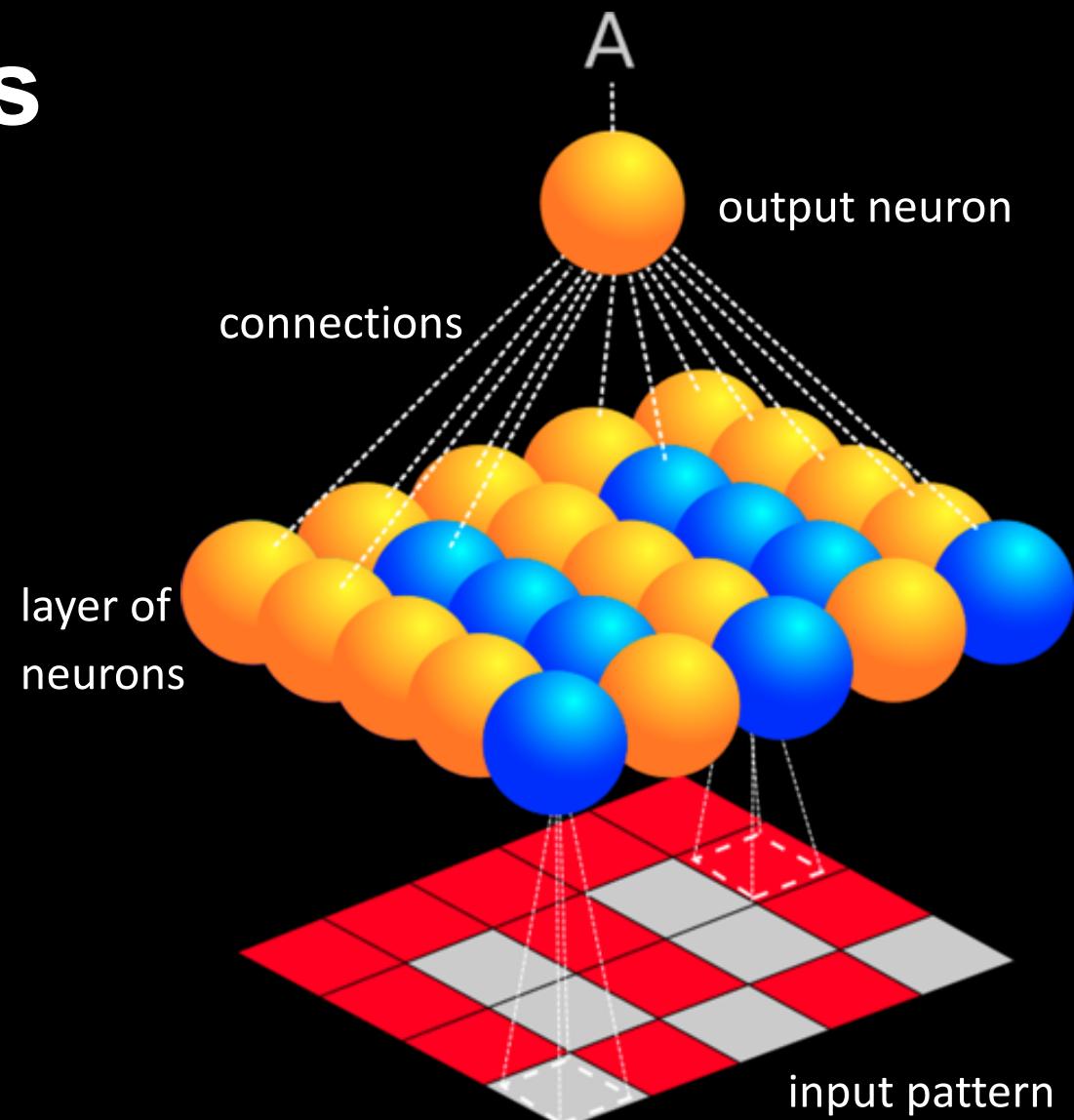
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

1) Eingabe



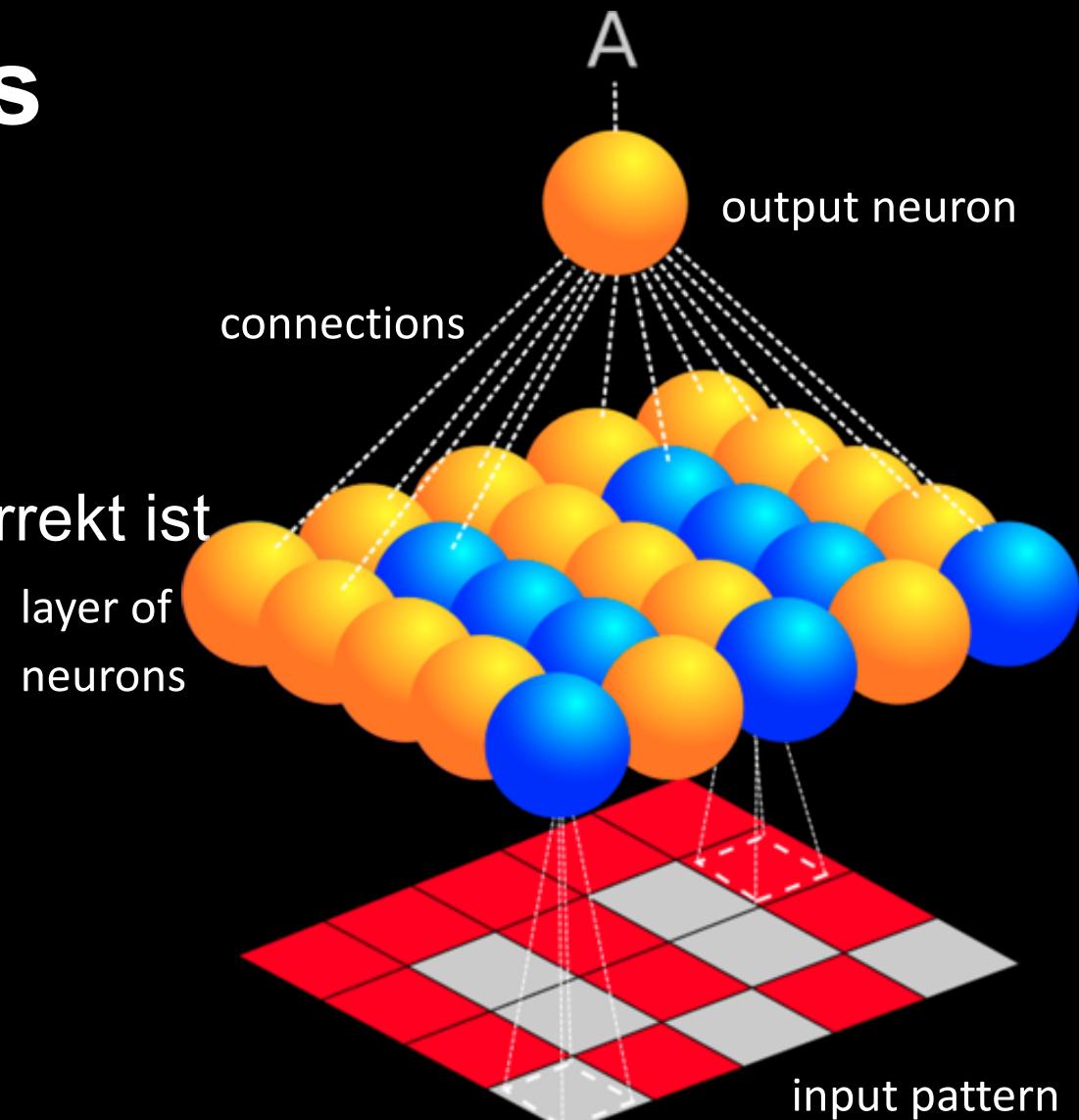
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

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



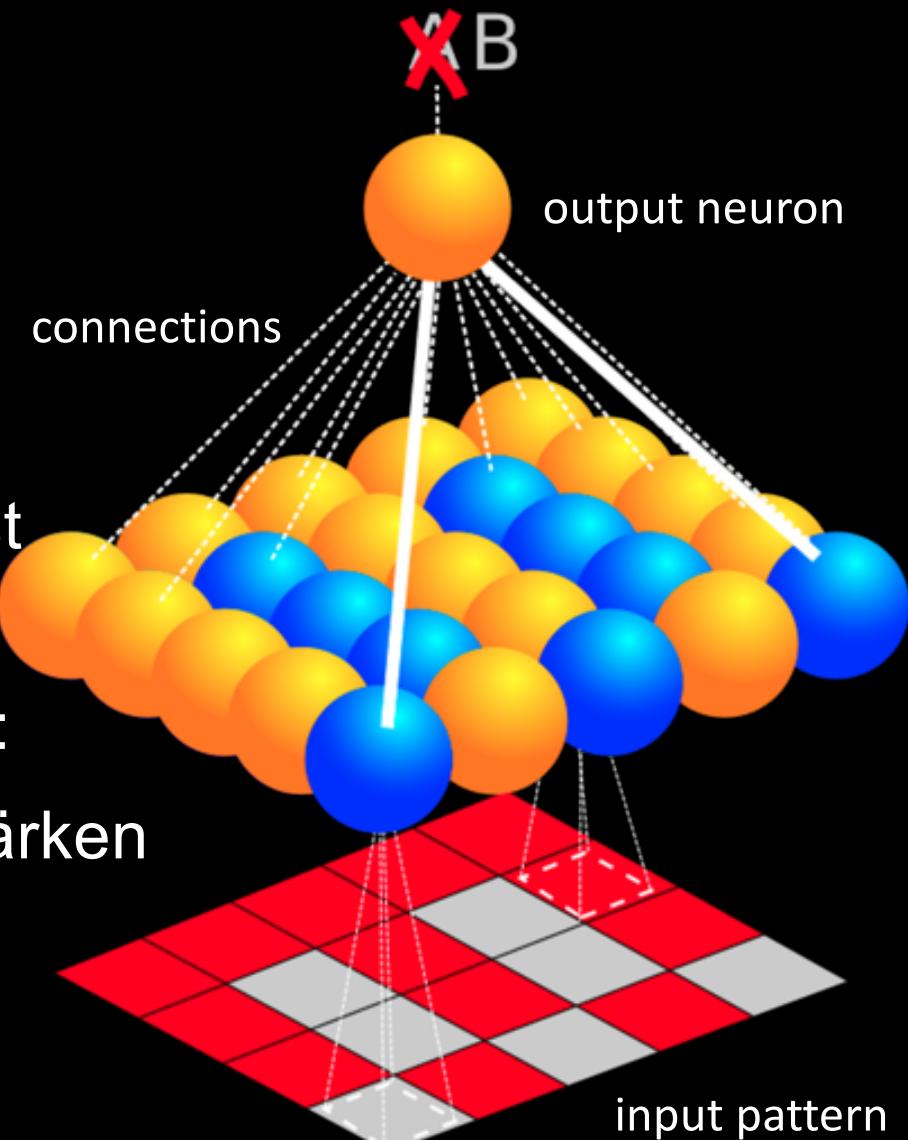
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

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



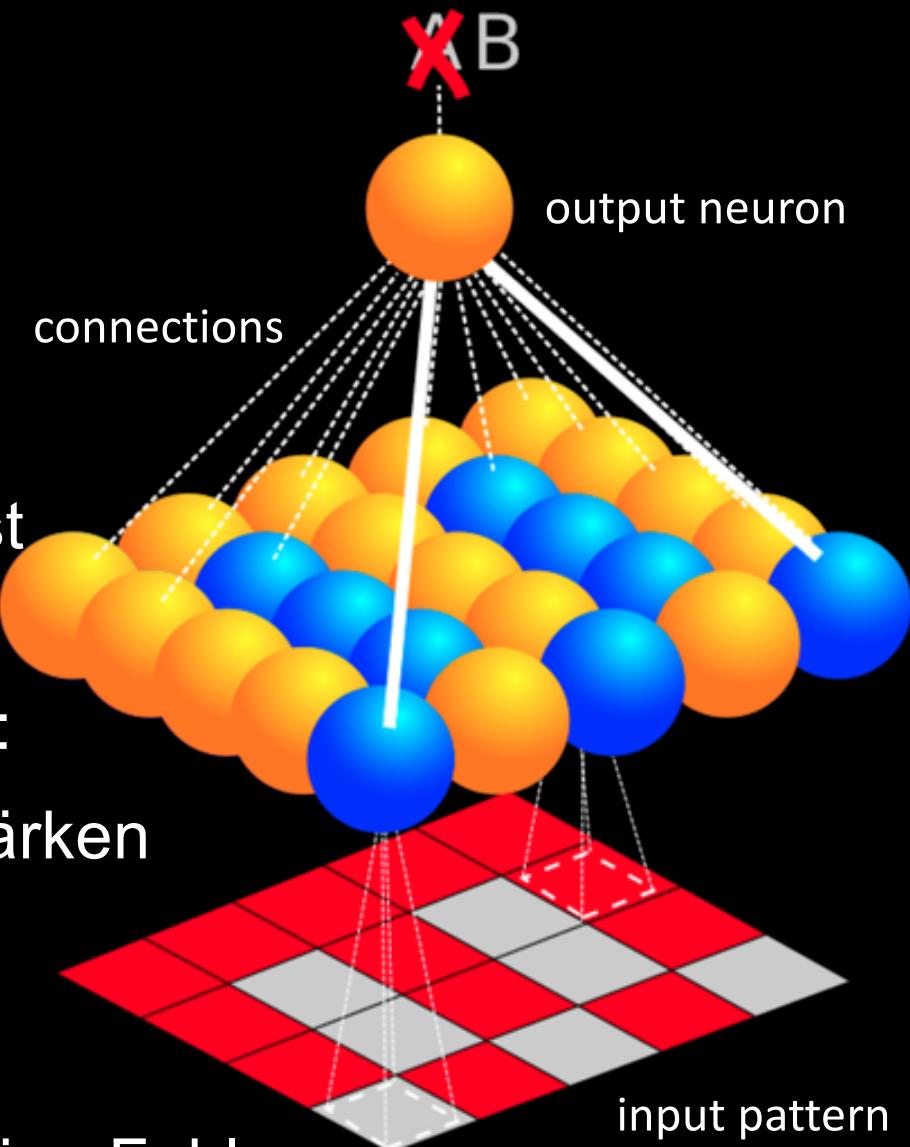
Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 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

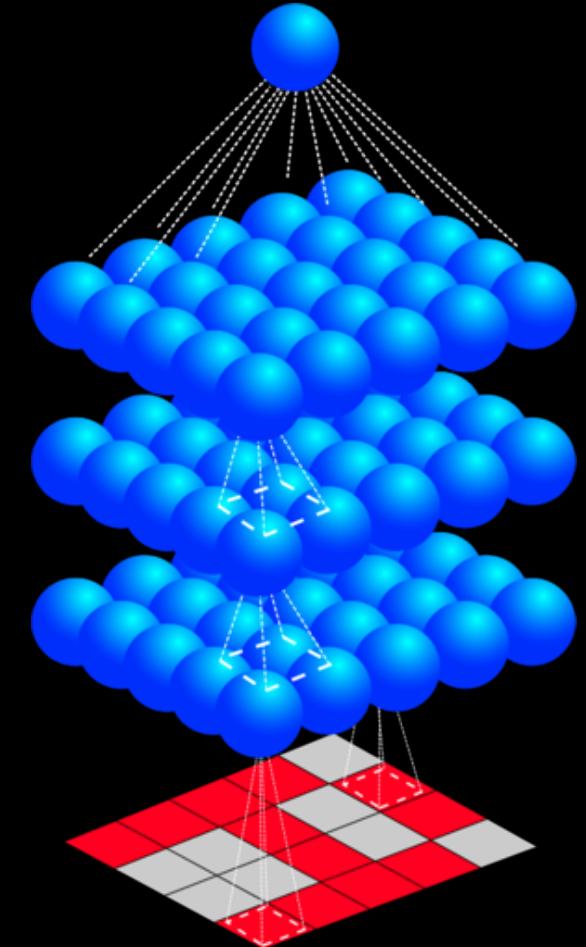
Mehr Neuronen pro Schicht

Nachteile:

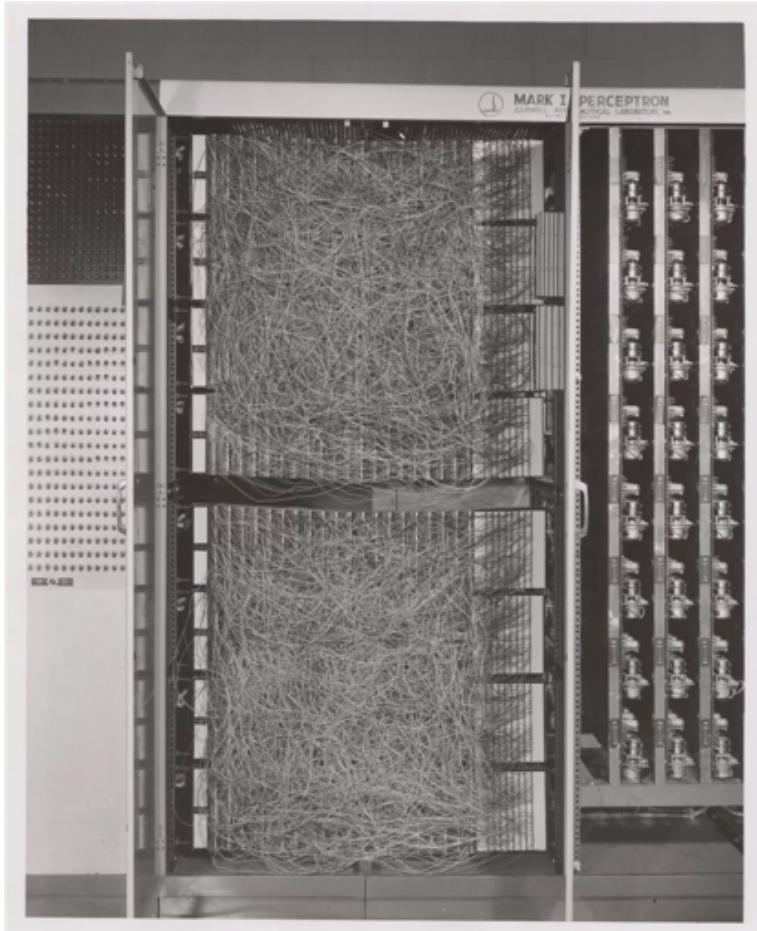
Benötigen mehr Speicher

Benötigen mehr Rechenkraft

Benötigen mehr Daten fürs Lernen



Mark I Perzeptron



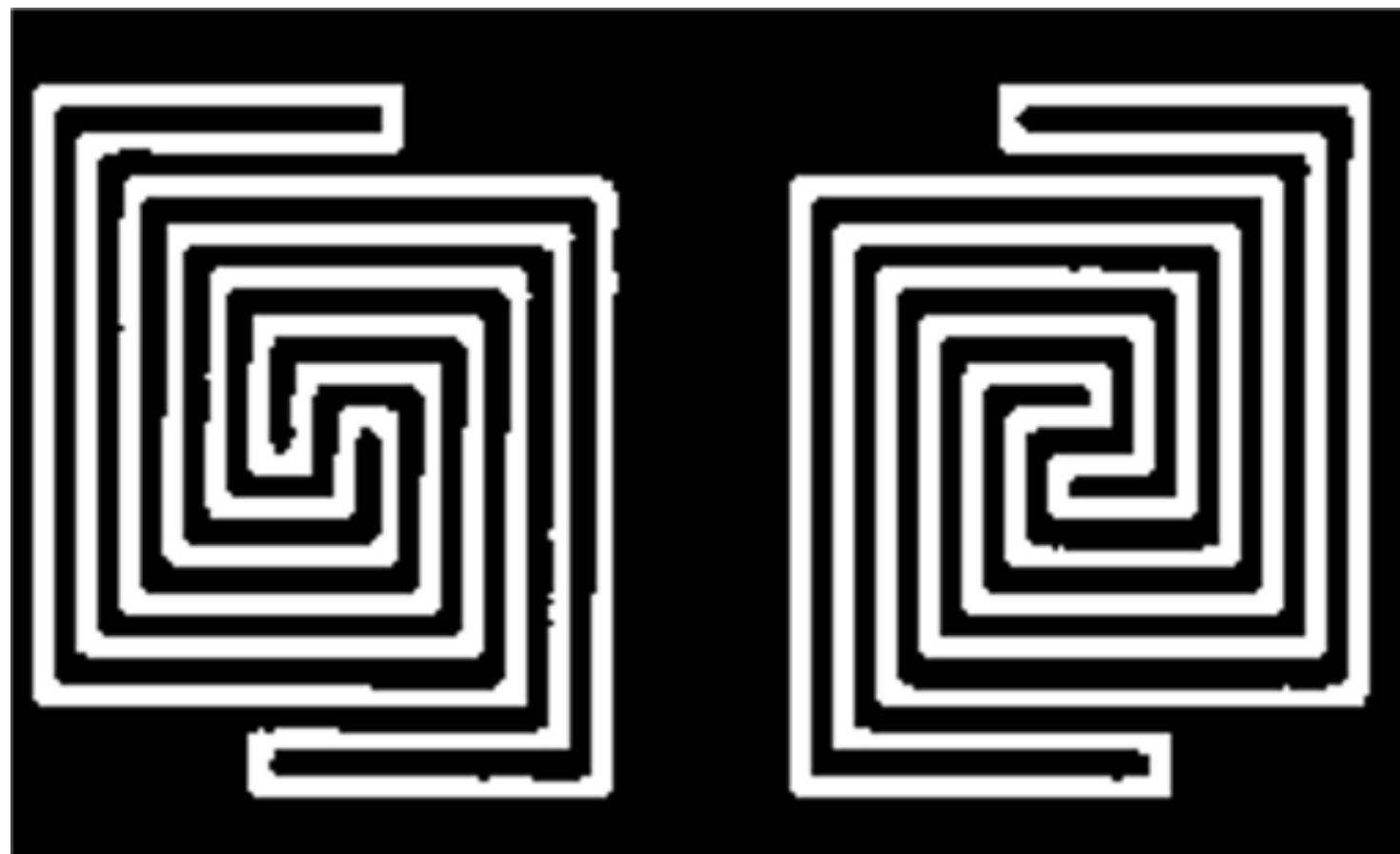
NEW NAVY DEVICE LEARNS BY DOING

Psychologist Shows Embryo
of Computer Designed to
Read and Grow Wiser

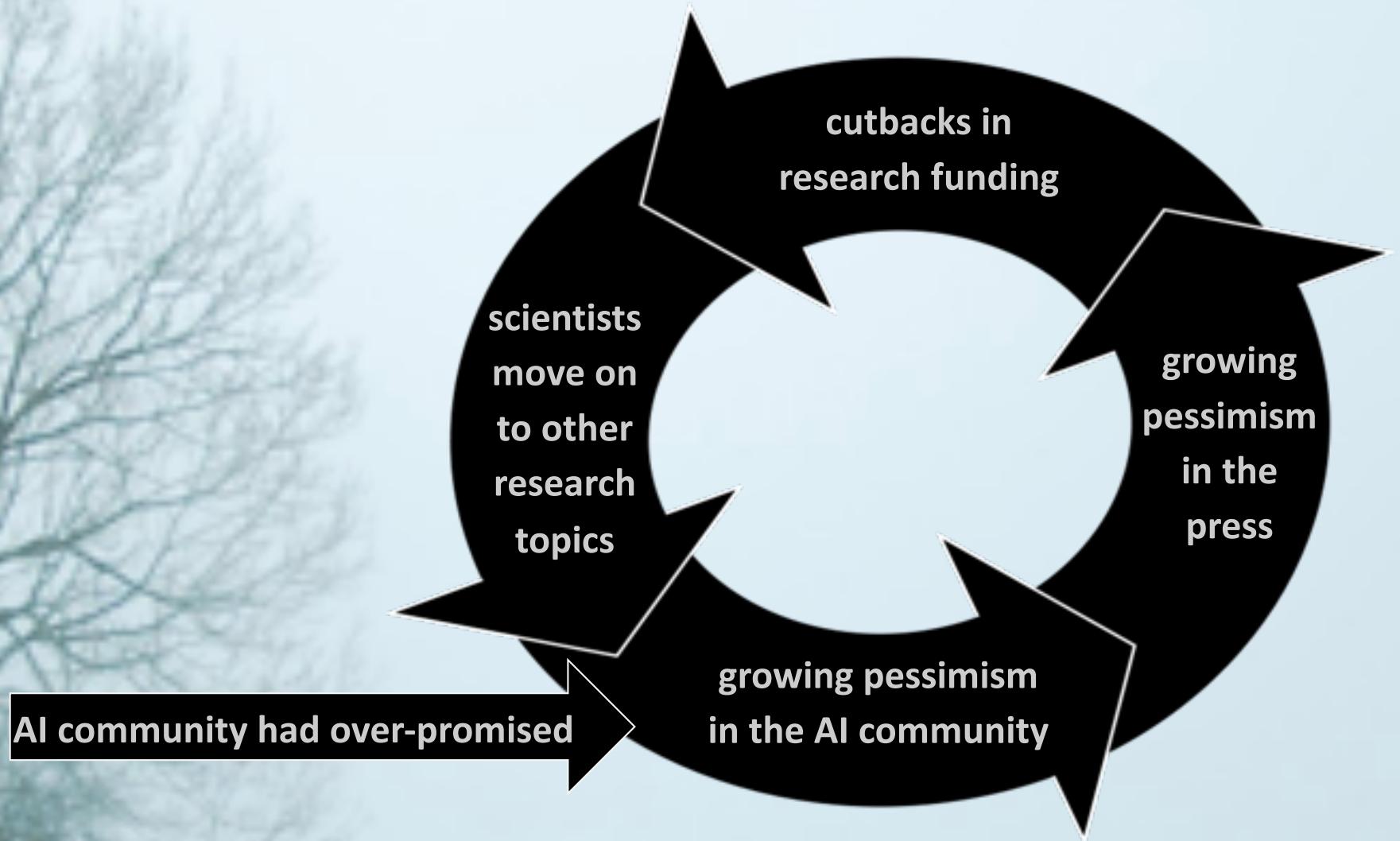
WASHINGTON, July 7 (UPI)
—The Navy revealed the embryo of an electronic computer today that it expects will be able to walk, talk, see, write, reproduce itself and be conscious of its existence.

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

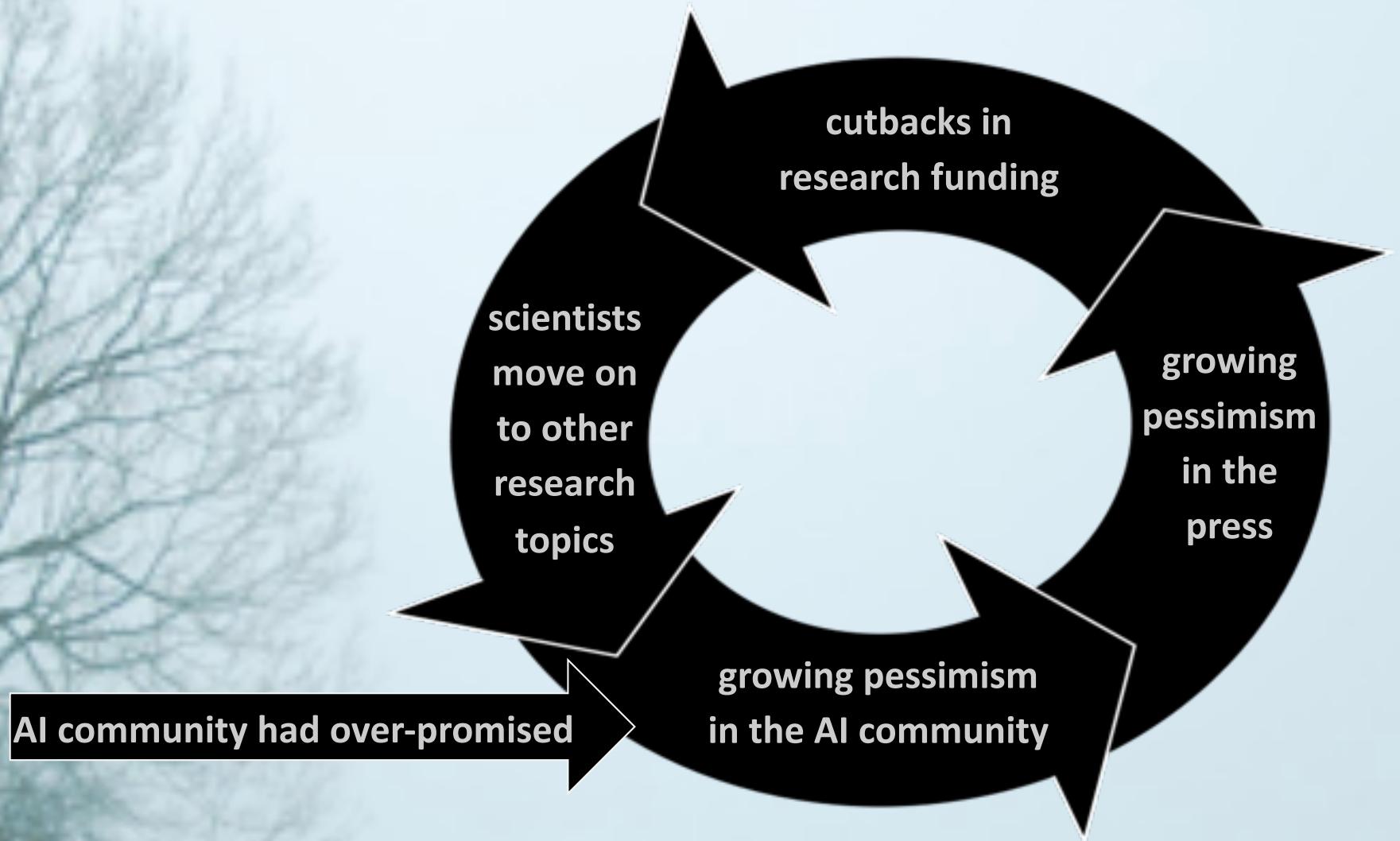
Fall- and regel-basierte KI:

- Daten = Wissensbasen
- Logisches Schlussfolgern

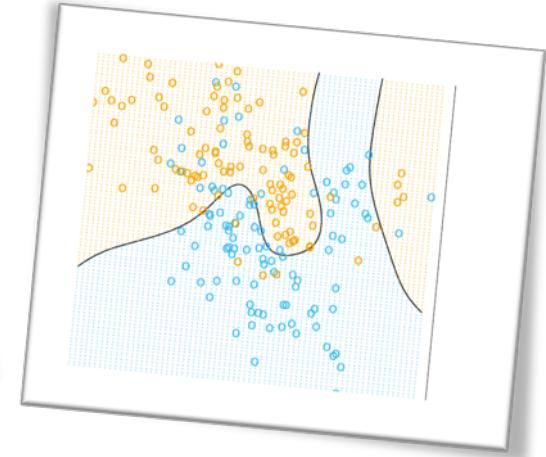
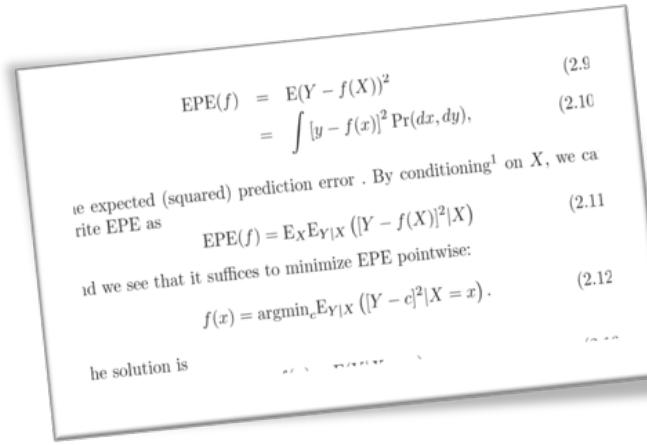
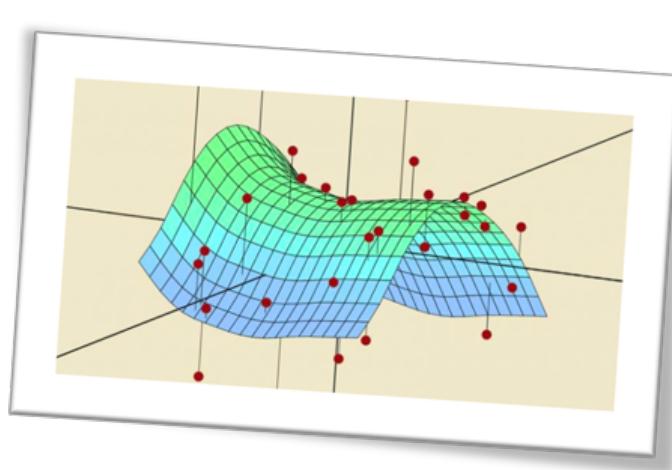
“When an expert retires, her knowledge will stay available to the company.”



1990s: KI Winter



2000s: Statistisches Maschinelles Lernen



Neue Generation von Wissenschaftler(innen) und Forschungszielen:

Aufgabengetrieben: Computer sollen spezifische Aufgabe lösen
moderat: keine großen Aussagen/Ansprüche zur “Intelligenz”

Grunzatz: Fokus auf quantitative messbare Ergebnisse

Weder logisch noch neuronal:

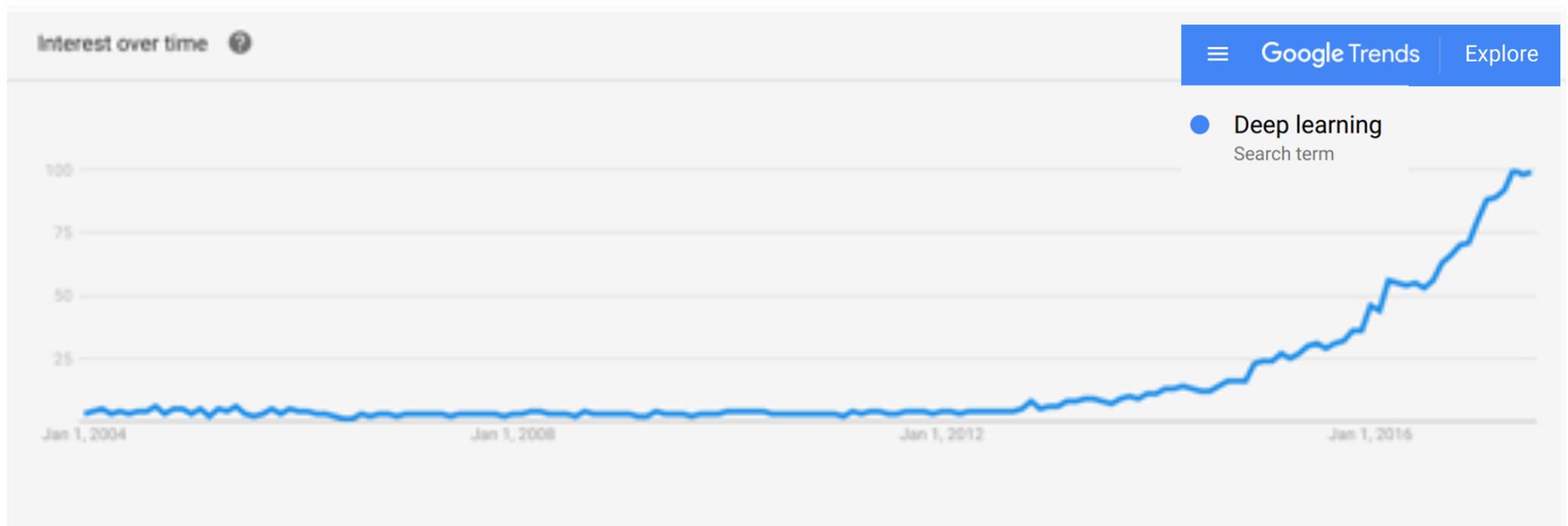
Wahrscheinlichkeitstheorie, Funktionsanalyse, Optimierung

Viele Erfolgsgeschichten, aber nicht in der Presse

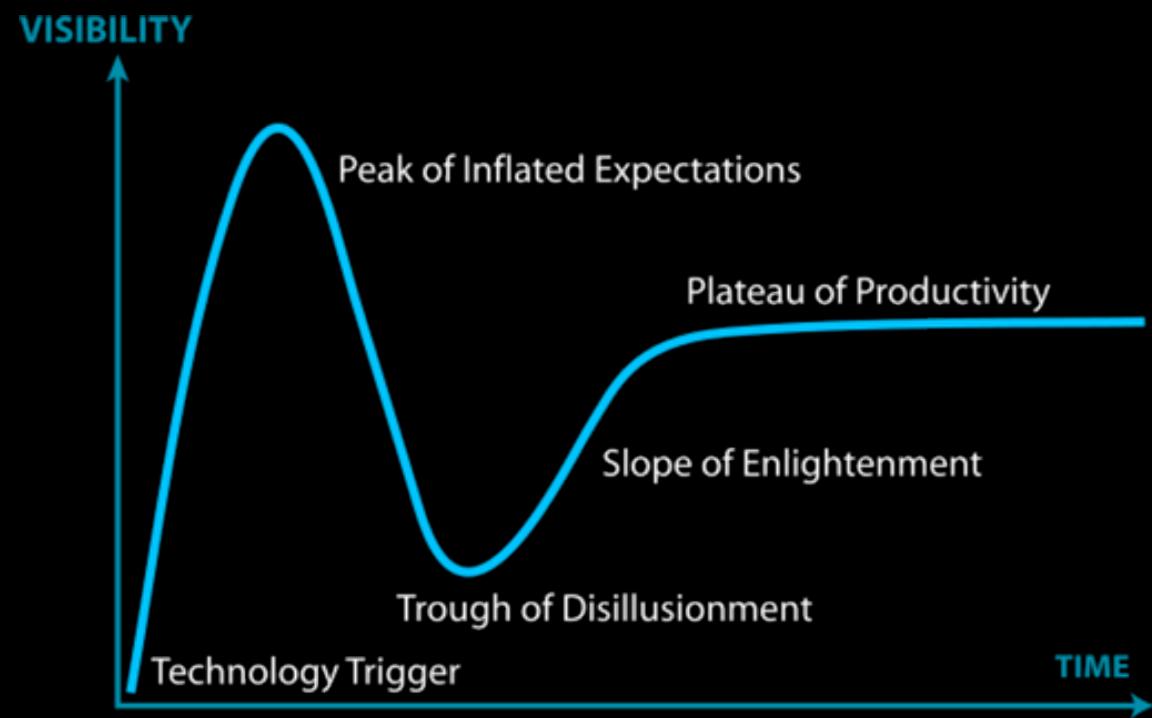


2010s: Tiefes Lernen – Deep Learning

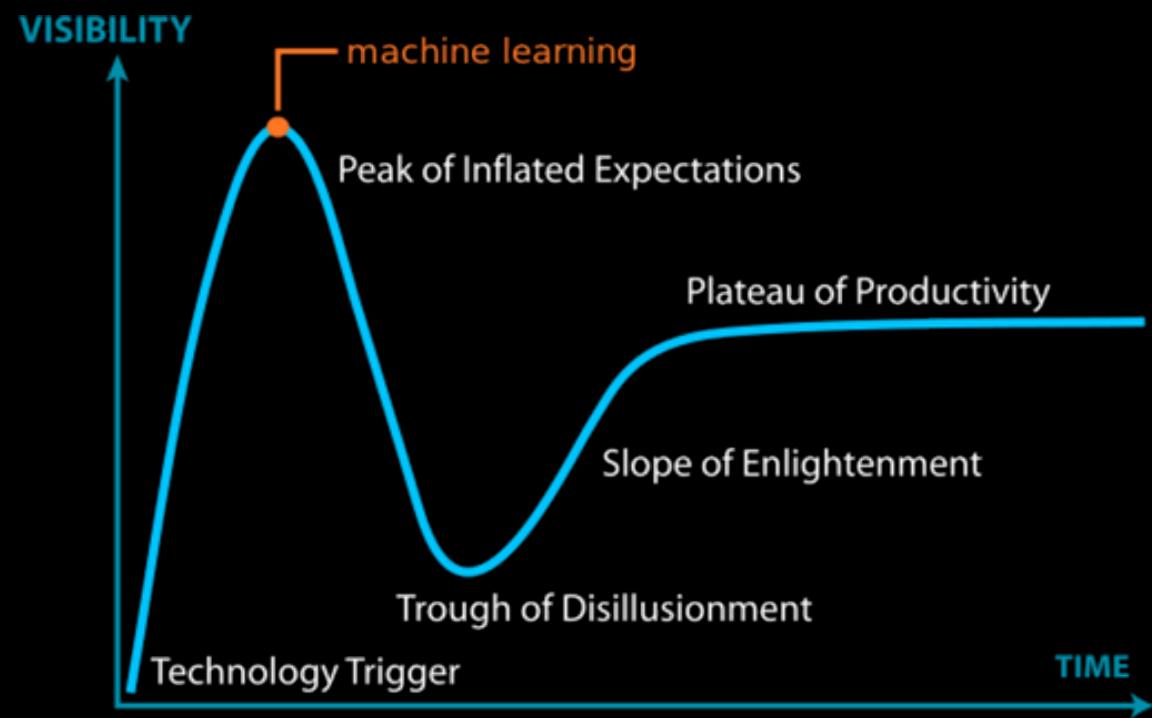
Künstliche neuronale Netze mit vielen Schichten
(10-100)



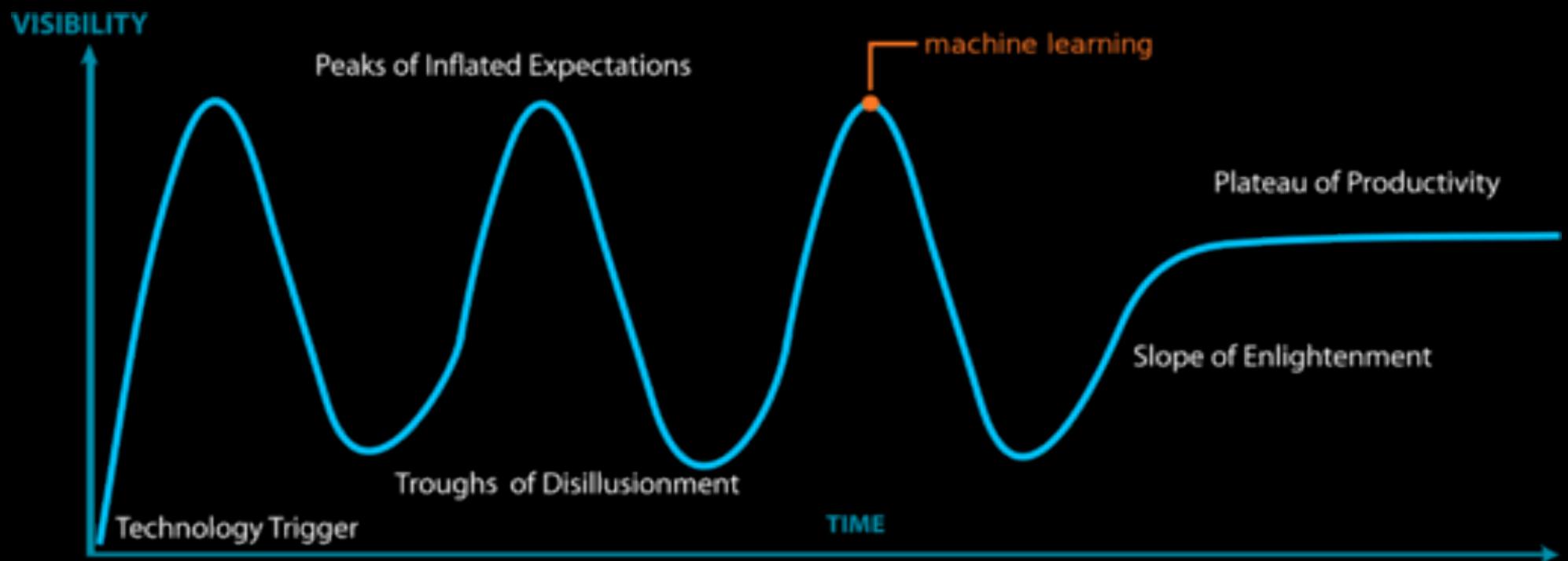
2010s: Deep Learning



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	Wachstum
Bilddaten (Bilder)	1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
Sprachdaten (h)	10s - 1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
Textdaten (Wörter)	100.000s	10s Milliarden	10.000.000x



Woher kommen die Daten?



Woher kommen die Daten?

YouTube beherbergt mehr als
1.2 Milliarden
Videos.

Woher kommen die Daten?

Alibaba tätigt mehr als

12 Milliarden

Verkäufe 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

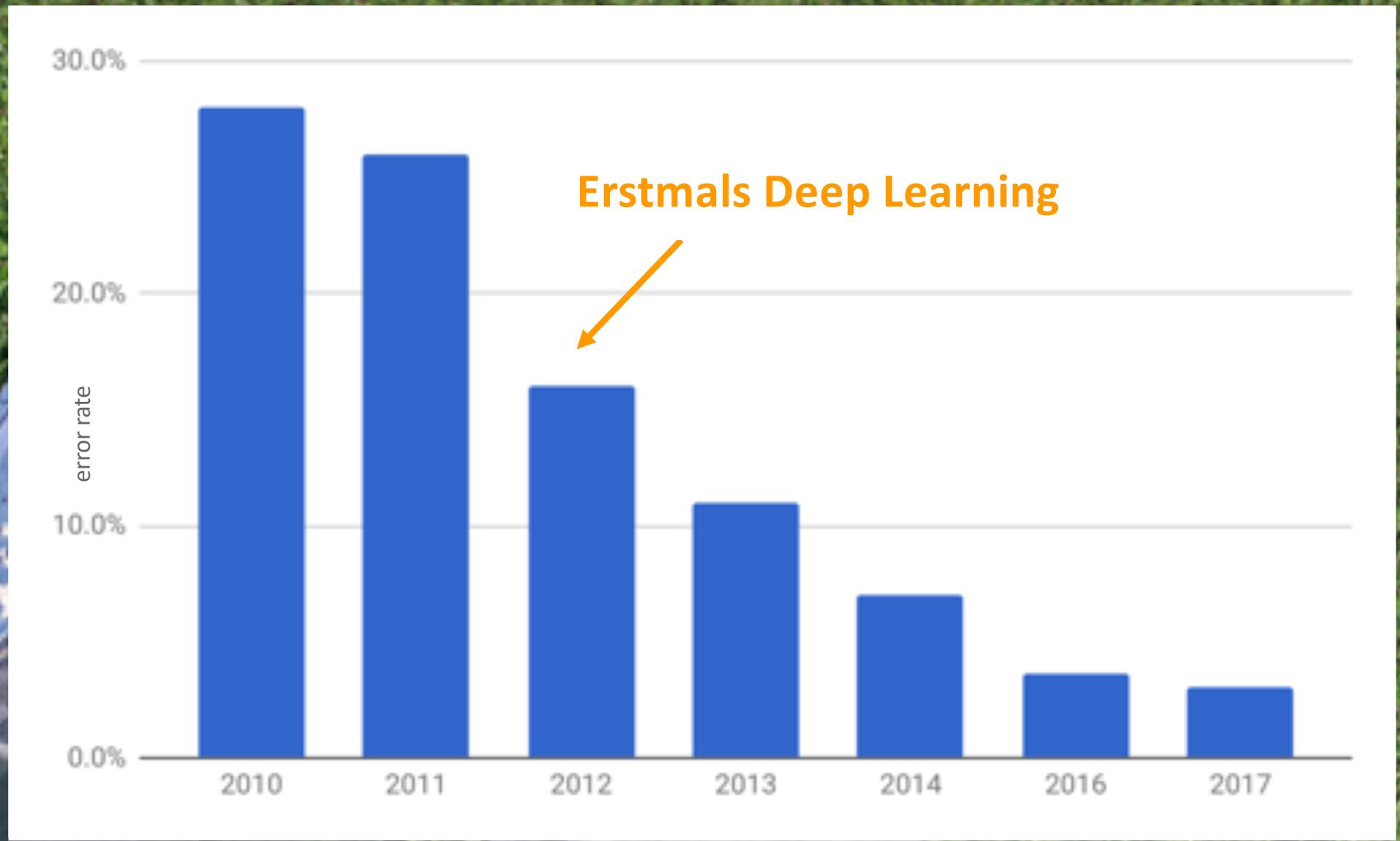
Webseiten.

#3 Höhere Berechnungskraft

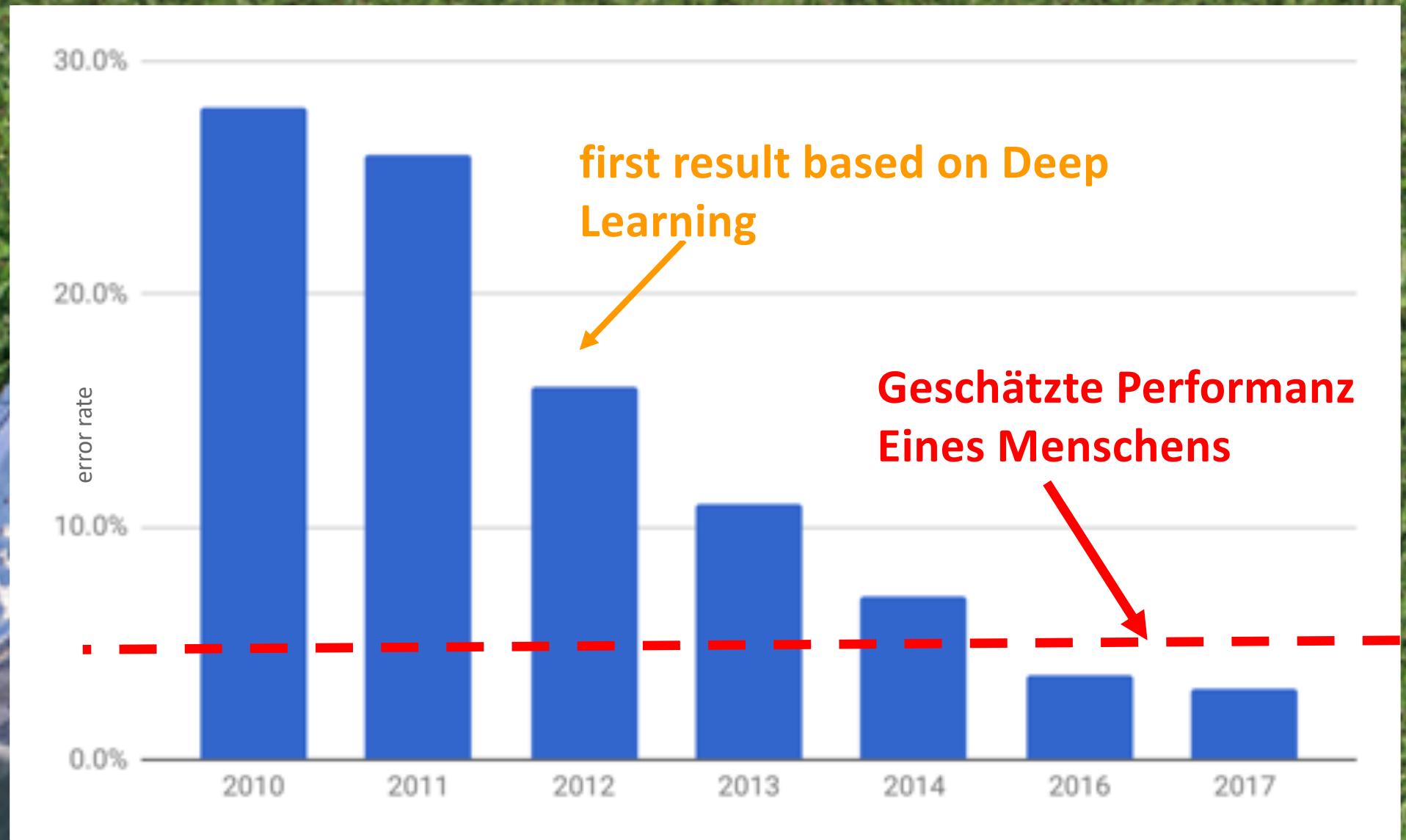
	1970s	2010s	Wachstum
CPU Geschwindigkeit	1 Millionen ops/s	1 Billionen ops/s	1.000.000x
GPU Geschwindigkeit	---	10 Billionen ops/s	
Spezielle Rechner	150 Millionen ops/s (Cray-1)	180 Billionen ops/s (Google TPU)	1.000.000x



#4 Die Systeme funktionieren



#4 Die Systeme funktionieren





Cloth Grasp Point Detection based on Multiple-View Geometries with Application to Robotic Folding

KI macht die Wäsche

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

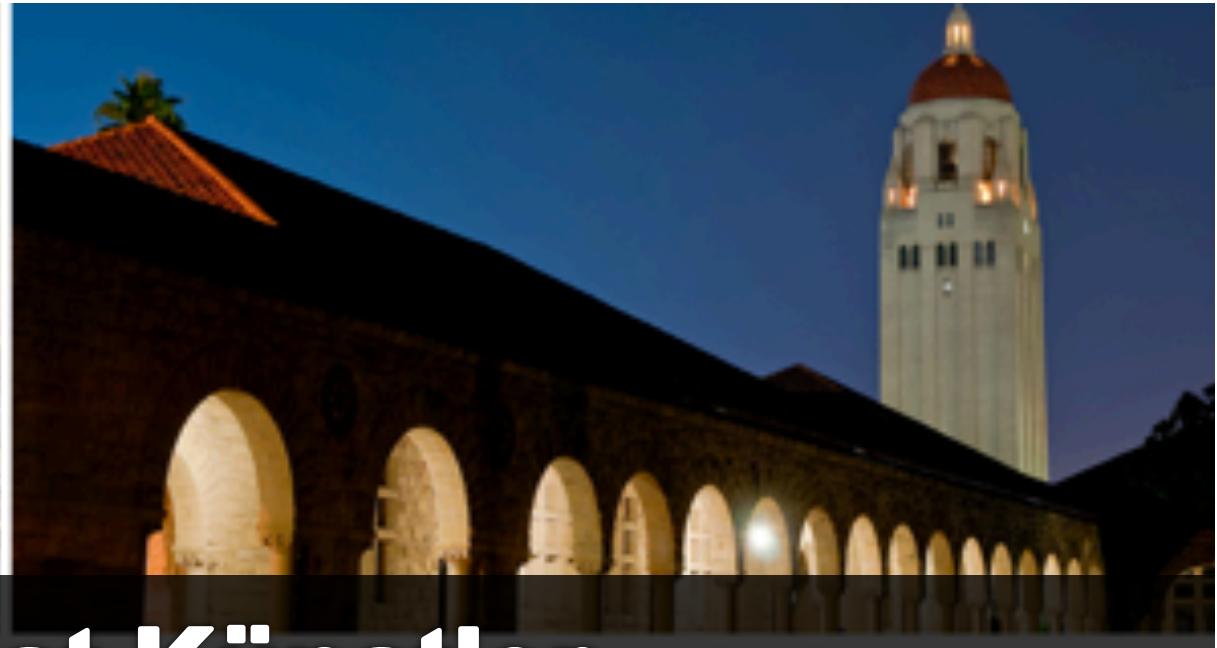
Department of Electrical Engineering and Computer Science
University of California, Berkeley

International Conference on Robotics and Automation, 2016

KI weiss viel

SPIEGEL TV WISSE

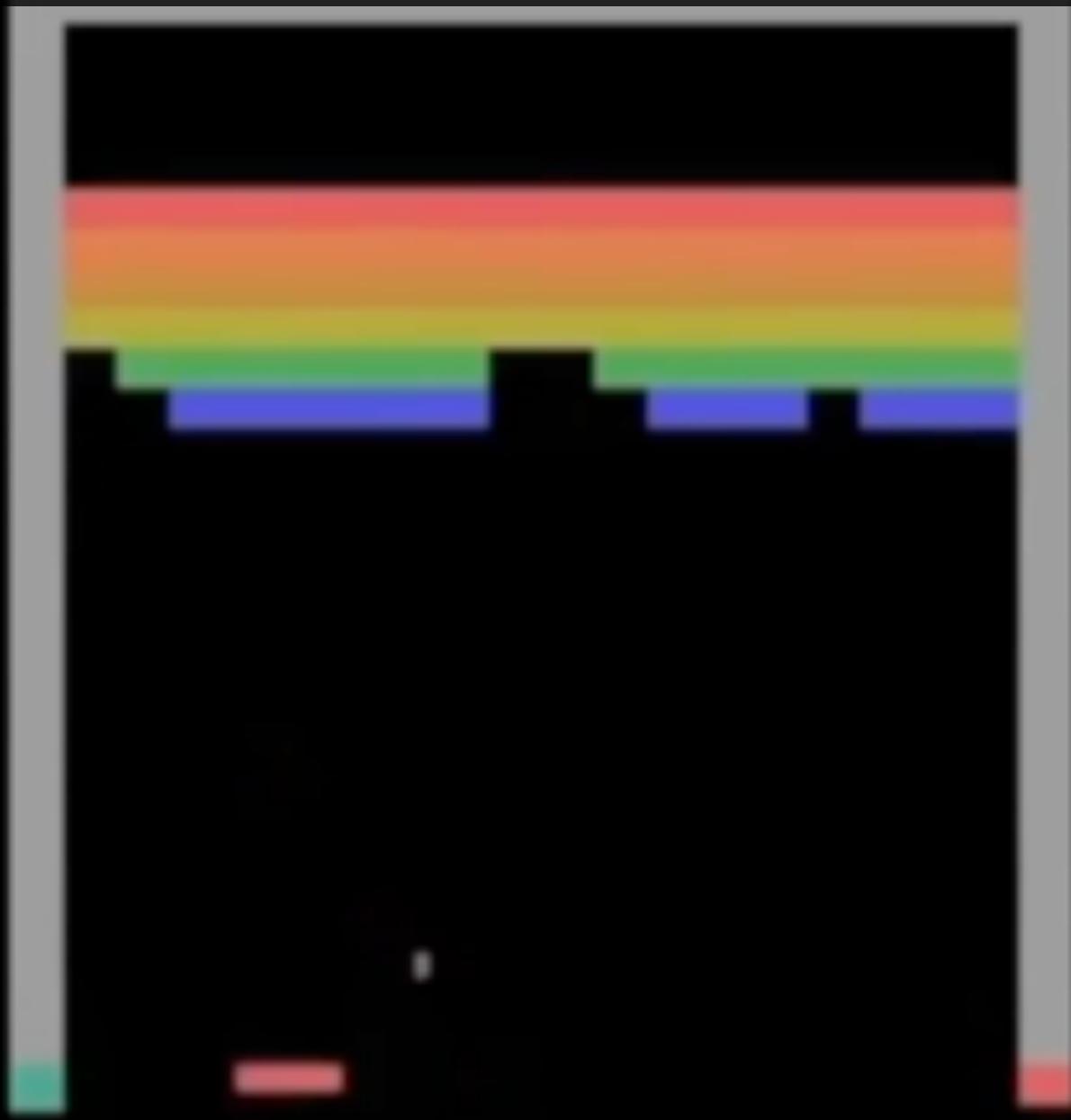




KI ist Künstler



KI spielt Computerspiele



KI spielt Schach



AI spielt Go



KI unterstützt Menschen



A.I. Is Harder Than You Think

Opinion

A.I. Is Harder Than You Think

By Gary Marcus and Ernest Davis

Mr. Marcus is a professor of psychology and neural science. Mr. Davis is a professor of computer science.

May 18, 2018

Photo credit: Peg Skorpinski

Artificial Intelligence—The Revolution
Hasn't Happened Yet

Michael Jordan [Follow](#)

Michael L. Jordan is a Professor in the Department of Electrical Engineering and Computer Sciences and the Department of Statistics at UC Berkeley.

Apr 19 · 16 min read

Listen to this story

0:00

The New York Times

Aber, KI ist schwieriger als man denkt



Aber, KI ist schwieriger als man denkt



Aber, KI ist schwieriger als man denkt

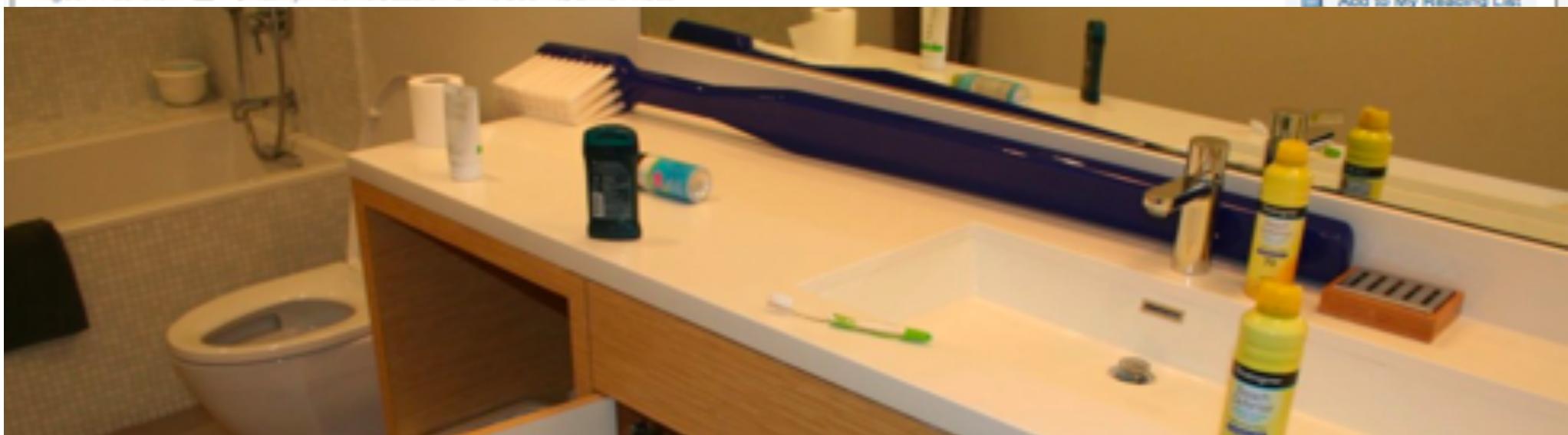
< Previous Article

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

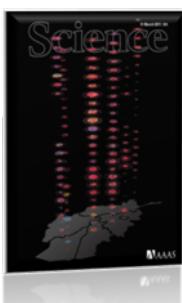
Miguel P. Eckstein¹ , Kathryn Koehler, Lauren E. Welbourne, Emre Akbas[Switch to Standard View](#) PDF (1 MB) Download Images (pdf) Email Article Add to My Reading List

Aber, KI ist schwieriger als man denkt

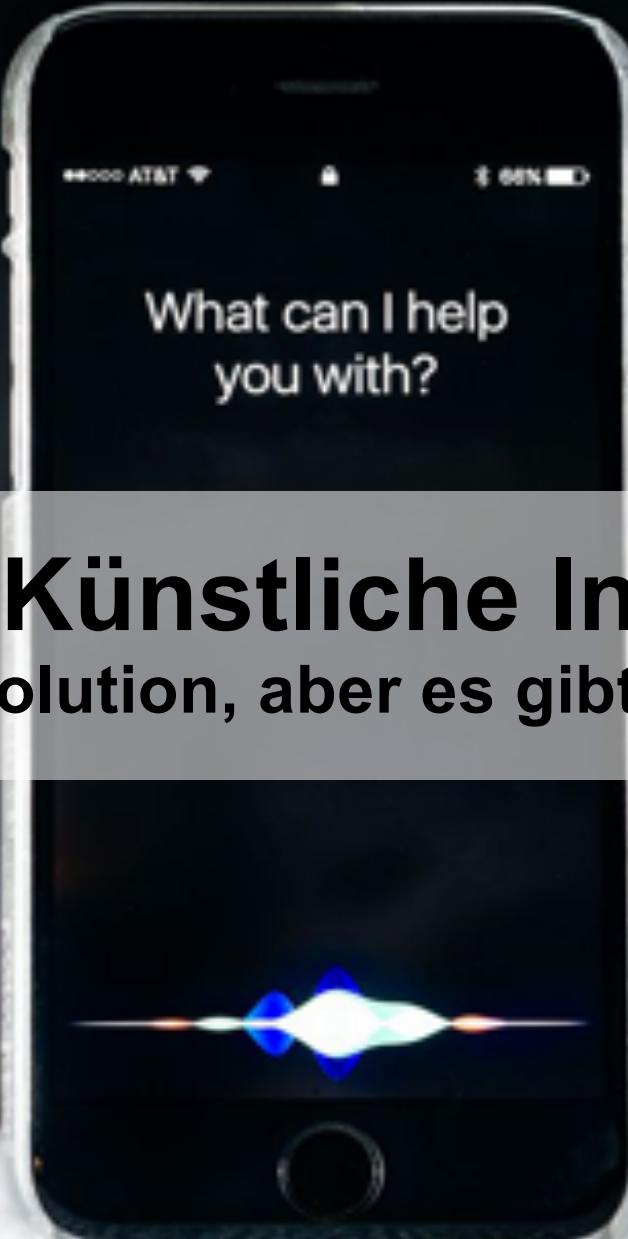
The twin science: cognitive science

"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



What can I help
you with?

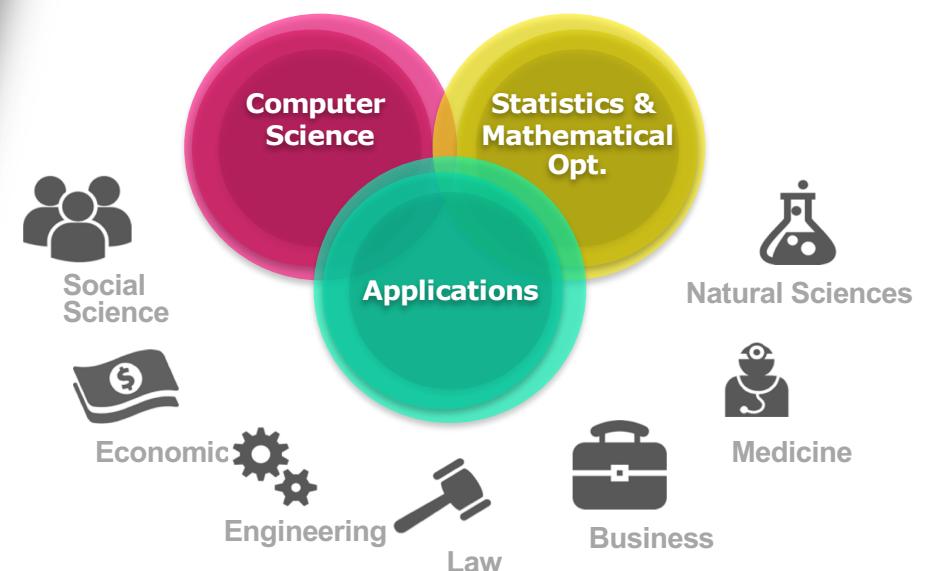
Das ist Künstliche Intelligenz
Es ist eine Revolution, aber es gibt noch viel zu tun



**Der aktuelle Motor der KI 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)



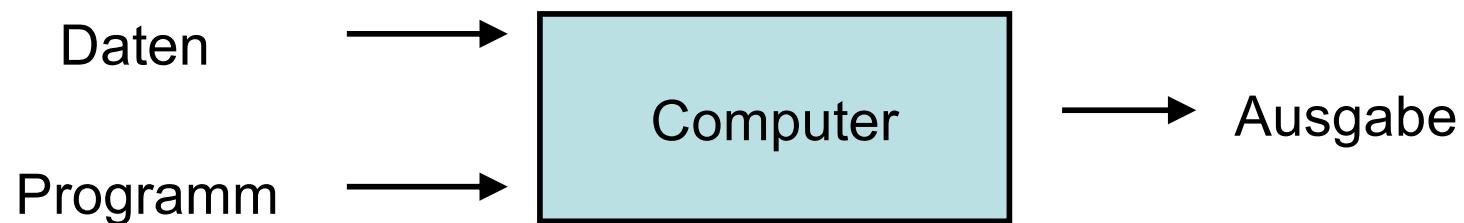
Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

- 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

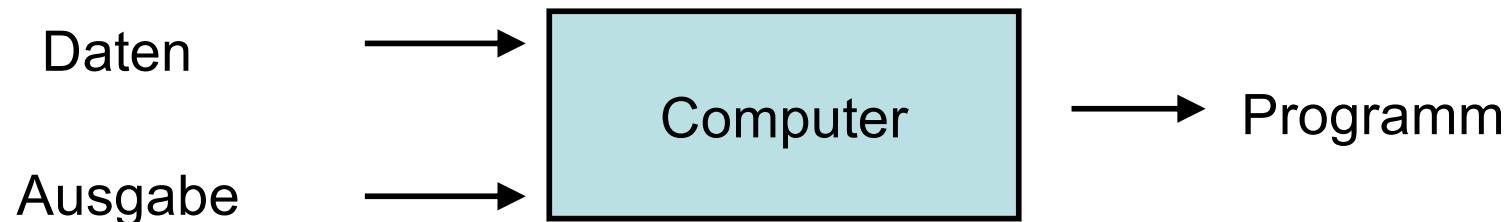


Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

Traditionelle Programmierung



Maschinelles Lernen





Ist das Magie?

Nein! Eher wie Gartenarbeit:

Samen = Algorithmen

Nährstoffe = Daten

Gärtner = Ihr

Pflanzen = Programme





Beispiel Anwendungsbereiche

- Websuche
- Computationale 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 Modelles
 3. Evaluierung / Beurteilung



(1) Modellrepräsentation

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



(2) Evaluierung

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



(3) Optimierung

- Kombinatorische Optimierung, z.B. Greedy-Suche
- Konvexe und nicht-lineare Optimierung, z.B.
Gradienstabstieg
- 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 (Reinfocrement Learning)

- Belohnung aus Sequenzen von Aktionen



Induktives Lernen

Gegeben sind Beispiele für das Verhalten einer Funktion
 $(X, F(X))$

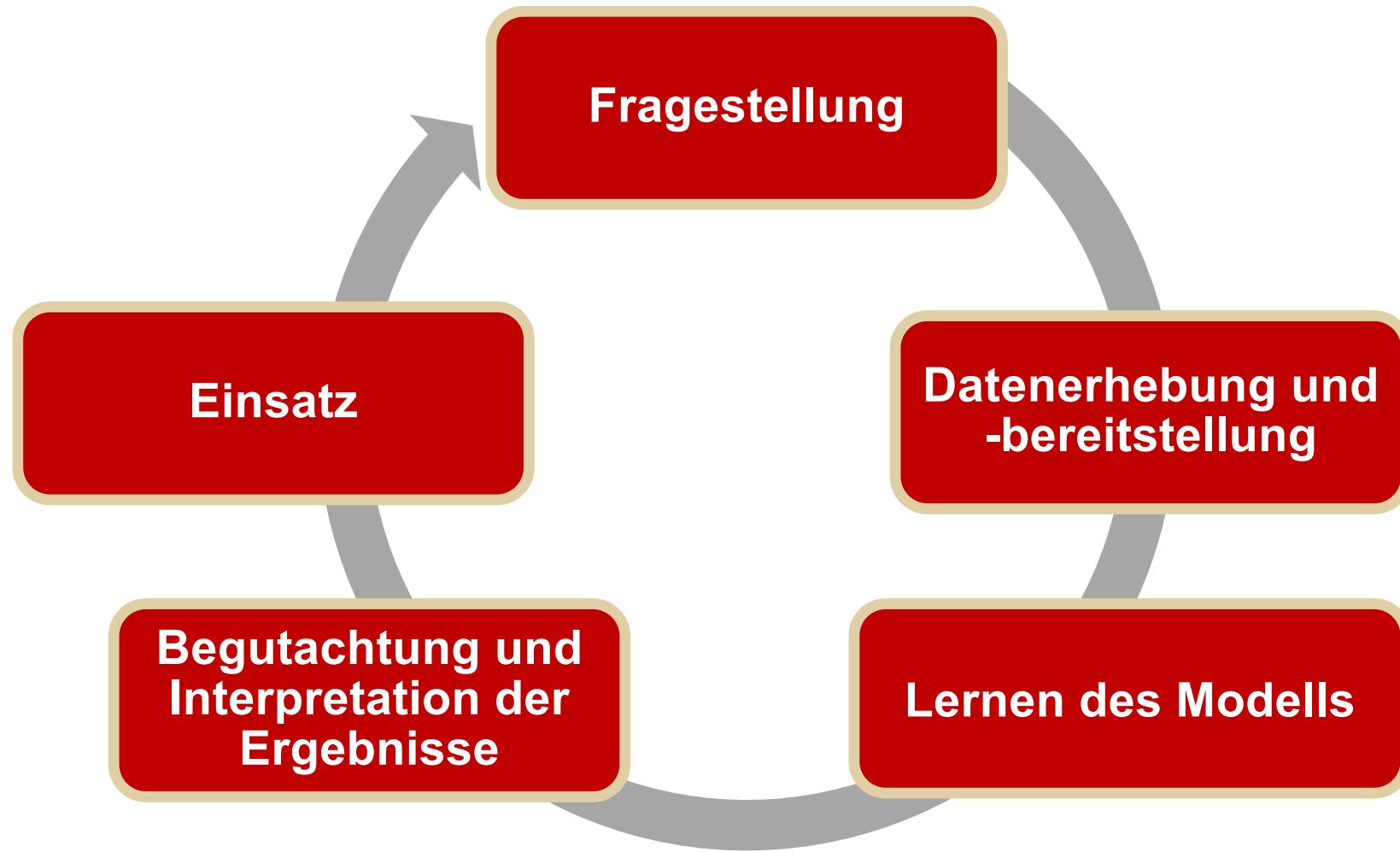
Bestimme die Funktion $F(X)$ für neue Beispiele X

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

Das Entwickeln von ML-Komponenten ist ein Kreislauf



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT





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

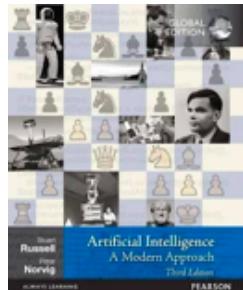
- Wir werden die Bonus-Regelung noch prüfen
 - Aktive Teilnahme an Vorlesung und Übung
 - Klausur wird online via MOODLE sein
-
- Übungen sind donnerstags 13:30-15:10
 - Betreuer der Übungen: Johannes Czech
 - Separater ZOOM Link wird über TUCAN noch mitgeteilt
 - MOODLE Page wird eingerichtet.



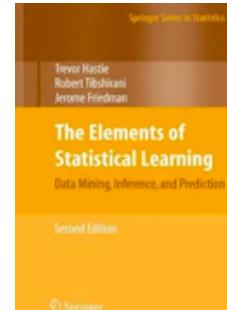
Beispieldliteratur aber es gibt noch sehr viel mehr



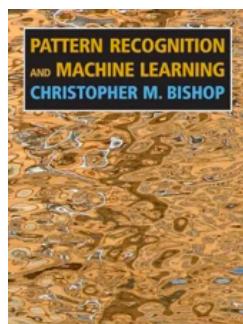
TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT



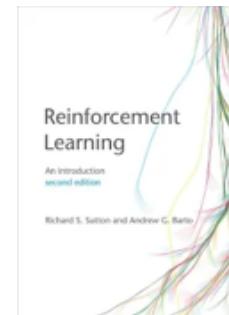
S. Russel, P. Norvig.
Artificial Intelligence.
Pearson Education. 2016



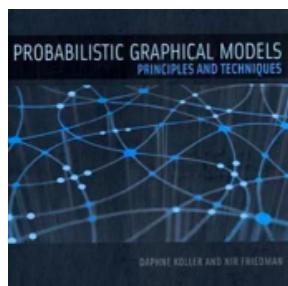
T. Hastie, R. Tibshirani, J.
Friedman. The Elements
of Statistical Learning.
Springer, 2013.



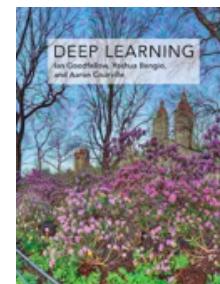
C.M. Bishop. Pattern
Recognition and Machine
Learning. Springer, 2006



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=W1S-HSakPTM&list=PL6MuV0DF6AuoviA41dtji6q-PM4hvAcNk>

<https://www.youtube.com/watch?v=BnIJ7Ba5Sr4&list=PLE0157B77891C4FE8>

https://www.youtube.com/playlist?list=PLUI4u3cNGP63gFHB6xb-kVBiQHYe_4hSi

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

Beispiele für Online-Kurse:

Maschinelles Lernen

aber es gibt noch sehr viel mehr



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

https://www.youtube.com/playlist?list=PL4DwY1suLMkcu-wytRDbvBNmx57CdQ2pJ&jct=q4qVgISGxJql7TIE6eSLKa8Wwci8SA&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/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=PLUenpfvlyoa0rMoE5nXA8kdctBKE9eSob>

Beispiele für Online-Kurse:

Tiefes Lernen

aber es gibt noch sehr viel mehr



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

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_FNxHATtLwDceyh72QQL9pvpQ

Beispiele für Online-Kurse:

Probabilistische Graphische Modelle

aber es gibt noch sehr viel mehr



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

<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=PLI3nIOD-p5aoXrOzTd1P6CcLavu9rNtC-

https://www.youtube.com/playlist?list=PLO55OmE_itmkrT6us_Fv9G6S4npvtQwB_M

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



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

https://www.youtube.com/watch?v=2S4nn7S8Hk4&list=PLAwxTw4SYaPnbDacyrKkB_RUkuxQBIcm

<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-EJ7A2ilH5L5ztqqrWYjP2RI

Beispiele für Online-Kurse: Verarbeiten und Verstehen von natürlicher Sprache

aber es gibt noch sehr viel mehr



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

<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



TECHNISCHE
UNIVERSITÄT
DARMSTADT

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

<https://eu.udacity.com/course/robotics-software-engineer--nd209>

<https://eu.udacity.com/course/intro-to-self-driving-cars--nd113>

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

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