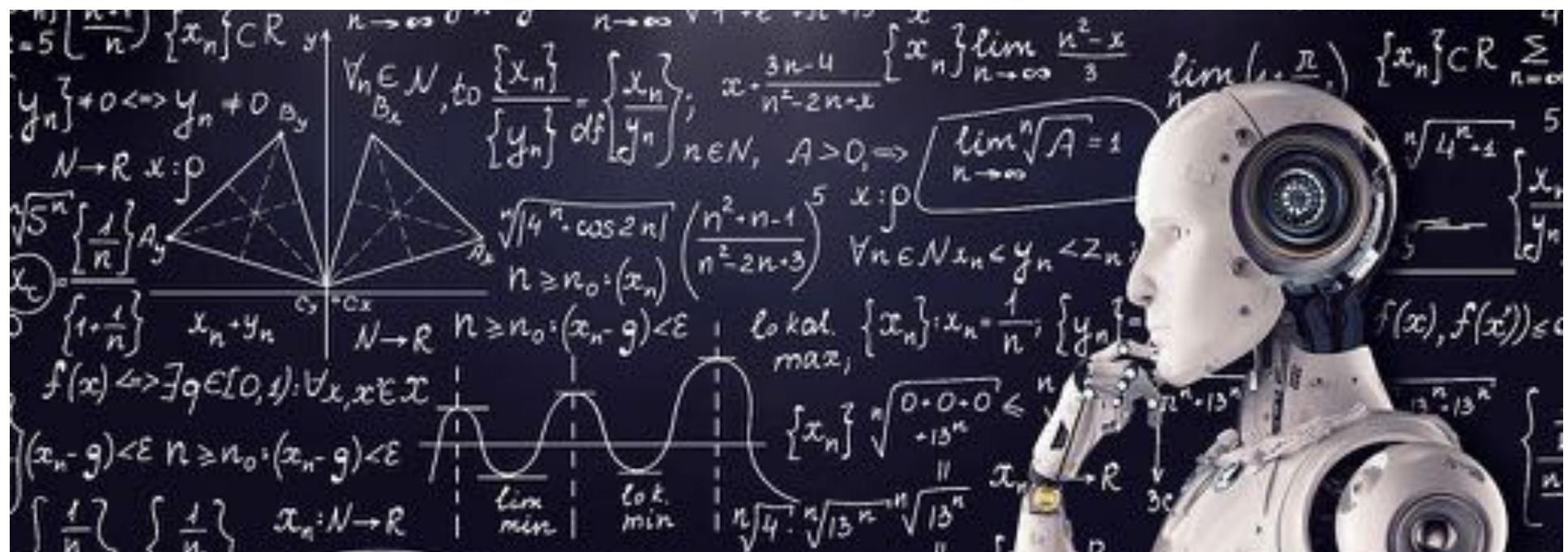


# Data Mining und Maschinelles Lernen

(oder auch “Angewandtes Maschinelles Lernen”)  
Einführung, Einordnung und Überblick  
(Prof. Dr. Kristian Kersting, Tutor: Johannes Czech)



TECHNISCHE  
UNIVERSITÄT  
DARMSTADT

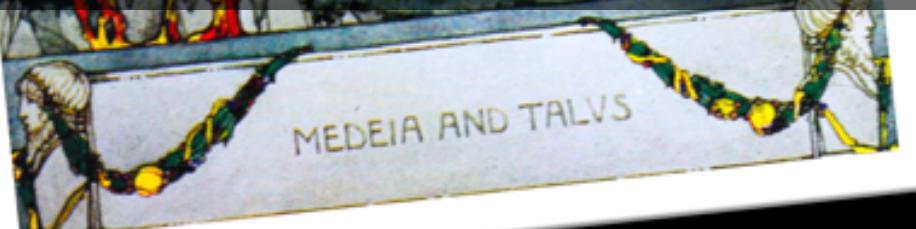


Danke an Christoph Lampert für einige der Folien und die gemeinsame Organisation einer Akademie der Studienstiftung des deutschen Volkes zu dem Thema Künstliche Intelligenz.  
Auch Danke an Pedro Domingos fürs Offenlegen einiger Folien zum Maschinellen lernen

# 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 Internet of Things Open Source Hardware Software SEO

Telegraph

HOME NEWS

Lifestyle > Cars > News

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

f share t p e

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

## 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

says clinic director

Jane Kirby | 23 hours ago | 0 comments

V/S

## Stephen Hawking warns artificial intelligence could end mankind

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

BBC Sign in News Sport Weather Shop E

Technology

## Computers Now Recognize Patterns Better Than Humans Can

SCIENTIFIC AMERICAN DECEMBER 2016

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

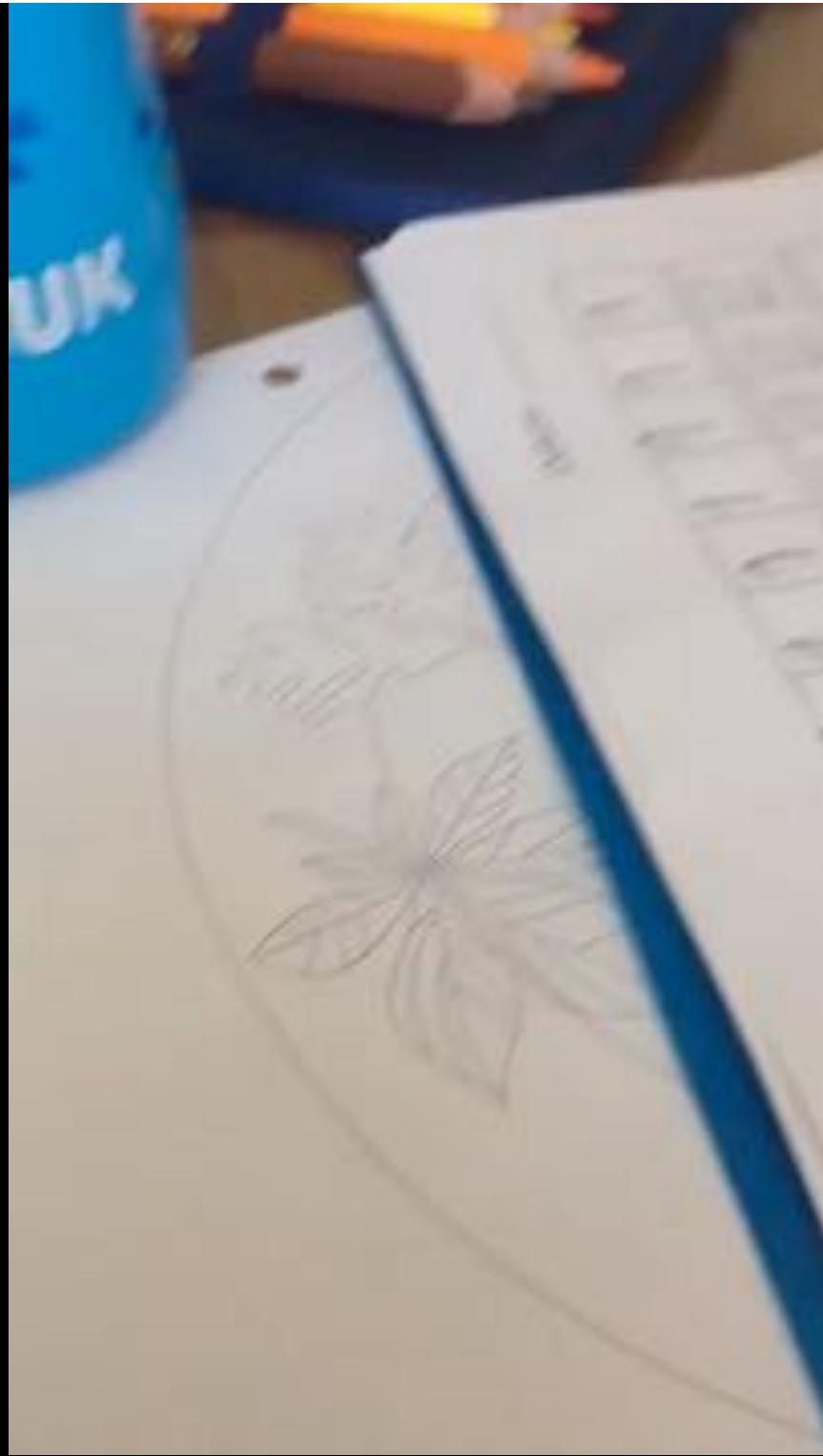
# KI scheint viele Gesichter zu haben



# Was ist KI?



Menschen  
sind  
intelligent



Können  
Maschinen  
auch  
intelligent  
sein?



# Was ist überhaupt Intelligenz?





Ist das intelligent?



Ist das intelligent?

N24

$$\frac{6}{3} = 6$$

Ist das intelligent?

**Intelligenz hat  
viele Qualitäten!**

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



# Was ist KI?

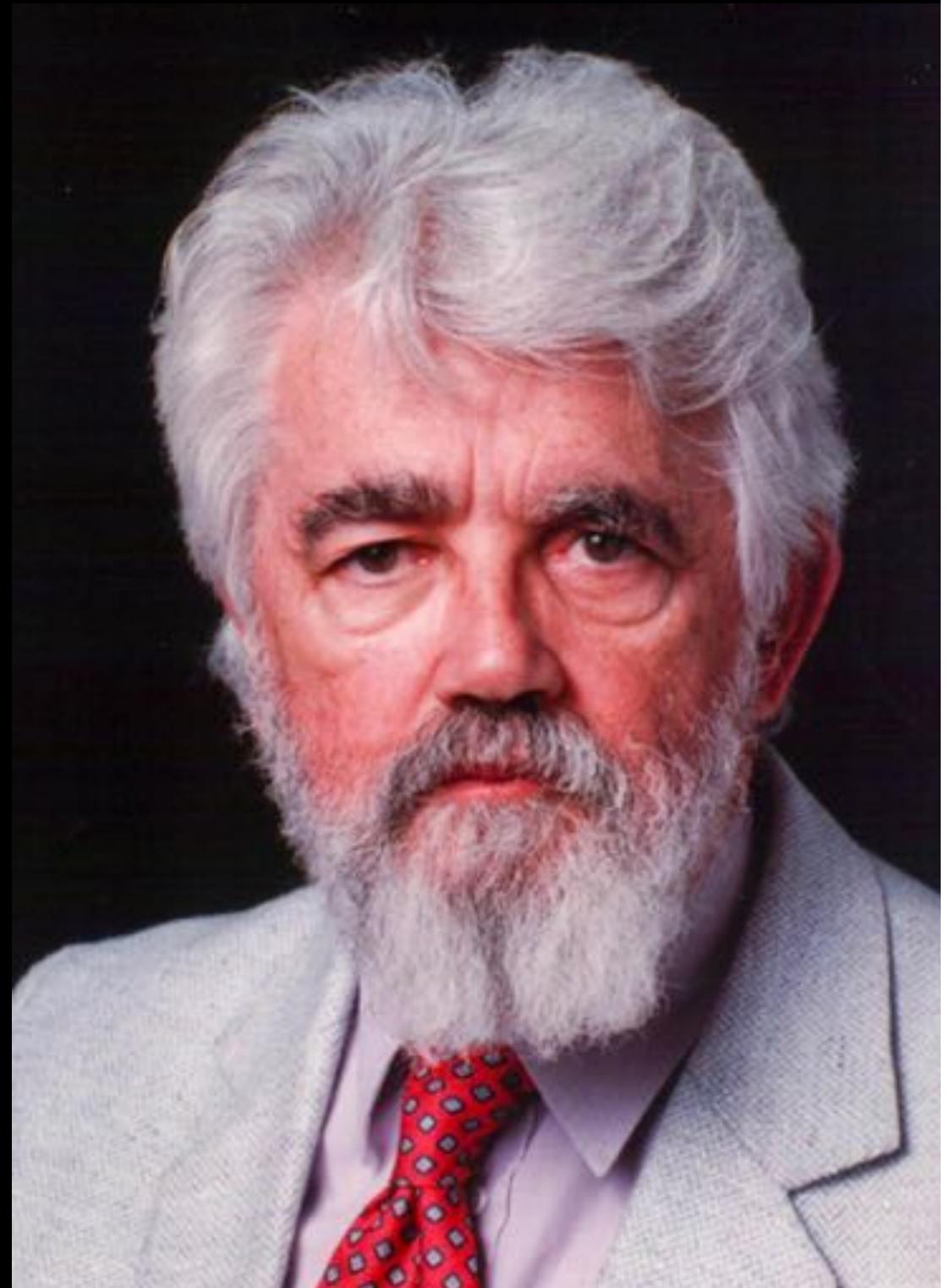


# Was ist KI?

*„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

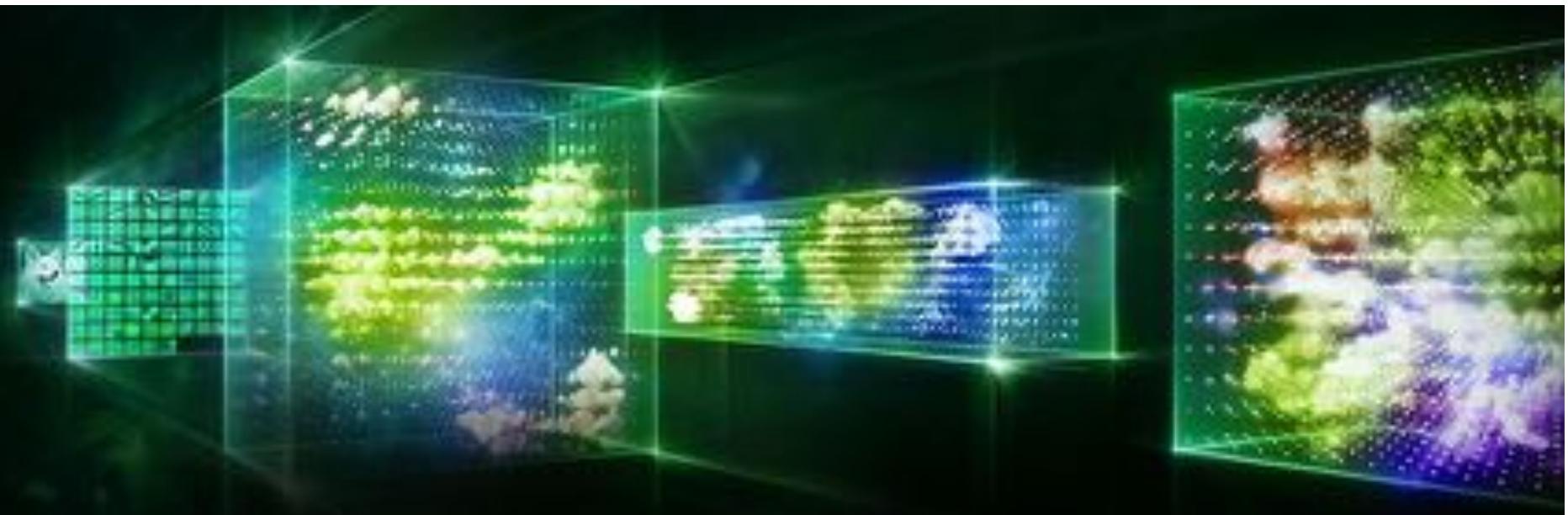
**the science "concerned with  
the question of how to  
construct computer programs  
that automatically improve with  
experience"**

- Tom Mitchell (1997) CMU

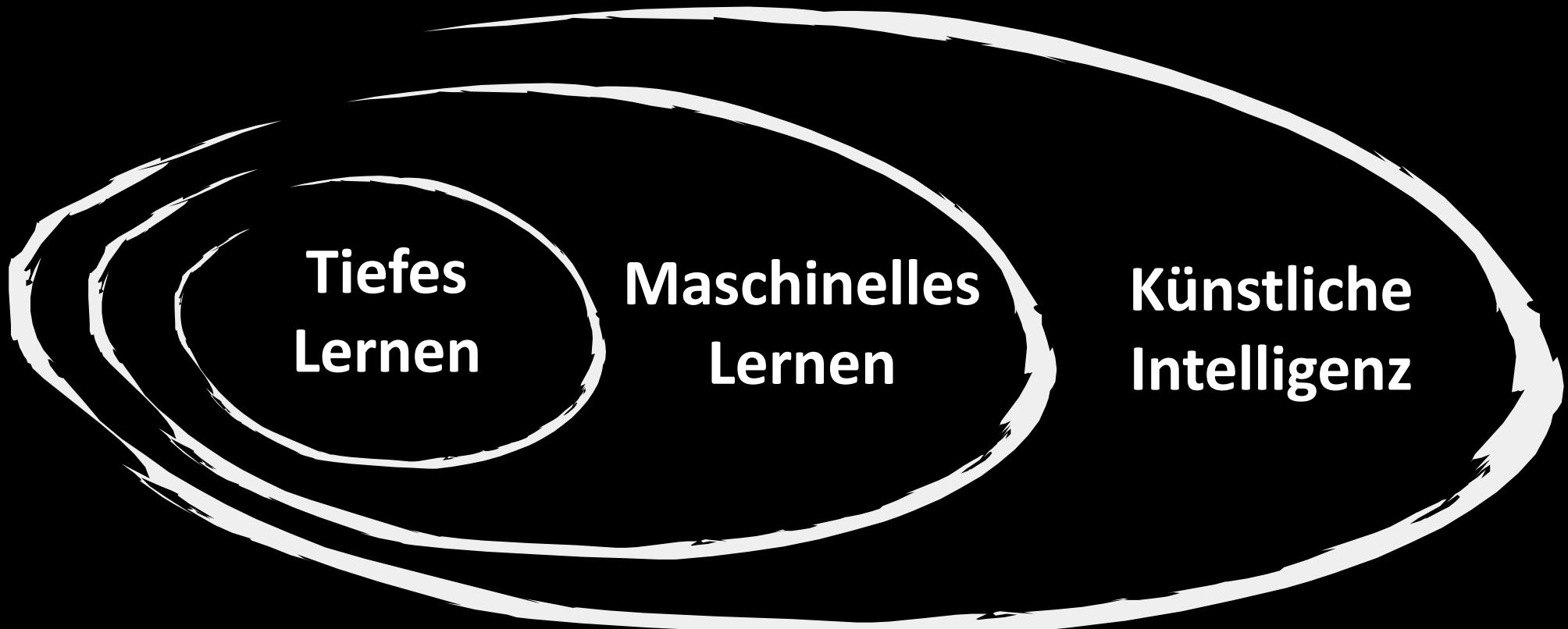


# Tiefes Lernen

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



# Überblick



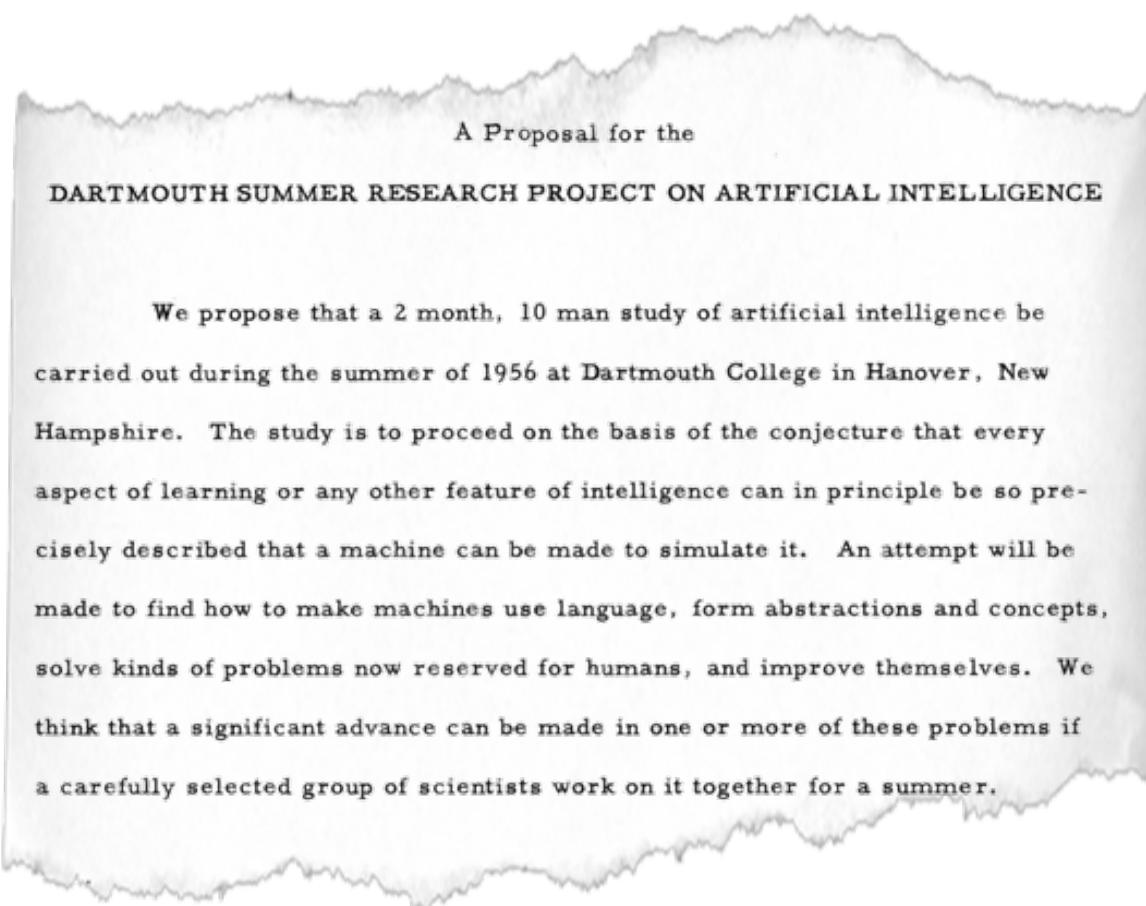
# Ein Blick in die Vergangenheit





- 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

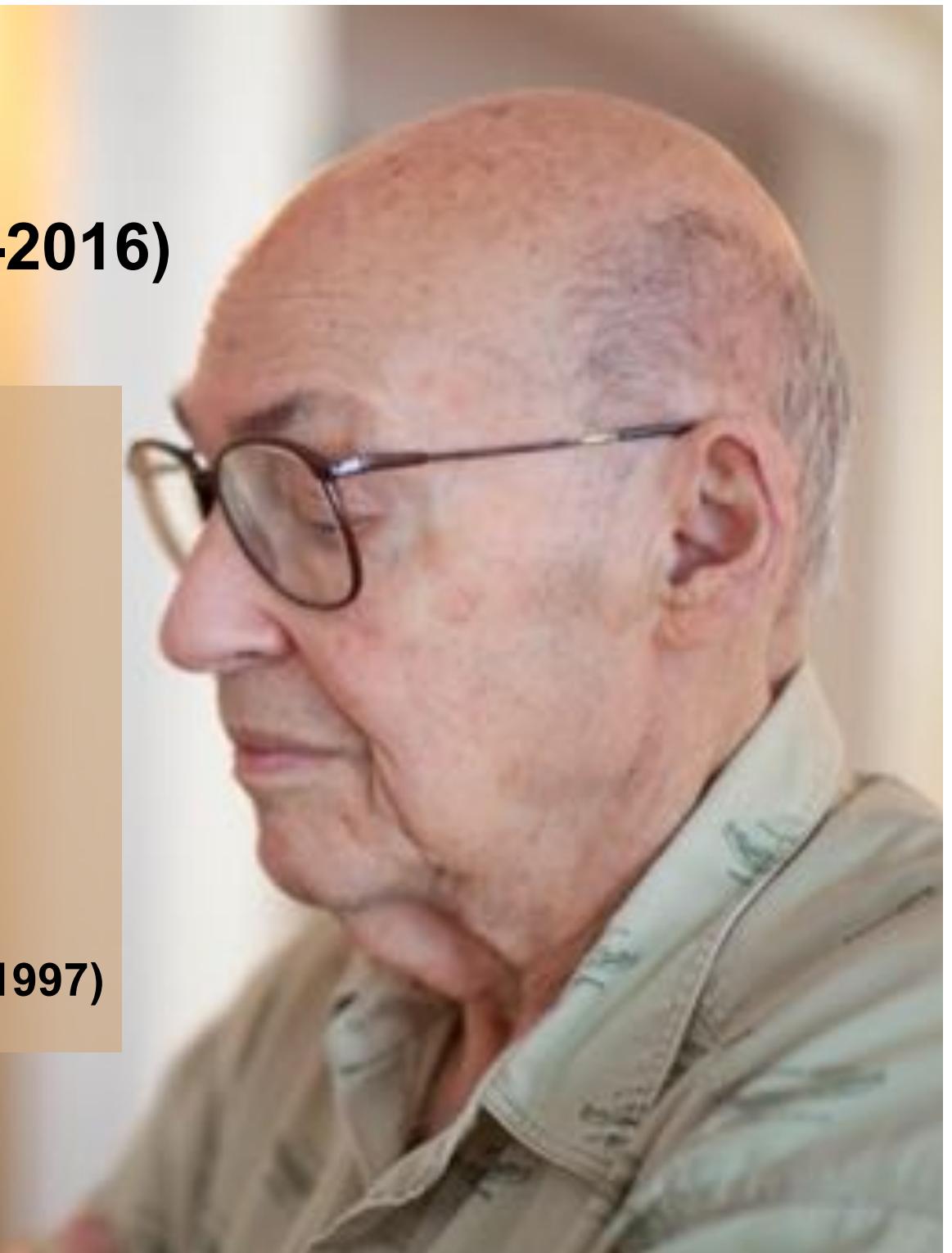
- **John McCarthy**
  - Turing-Preis 1971
- **Marvin Minsky**
  - Turing-Preis 1969
- **Allen Newell**
  - Turing-Preis 1975
- **Herbert A. Simon**
  - Turing-Preis 1975
  - Nobel-Preis 1978  
(Ökonomie)

## **Marvin Minsky (1927-2016)**

“There are three basic approaches to AI:

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

**Marvin Minsky (1997)**



# “Künstliche Neuronale Netze”

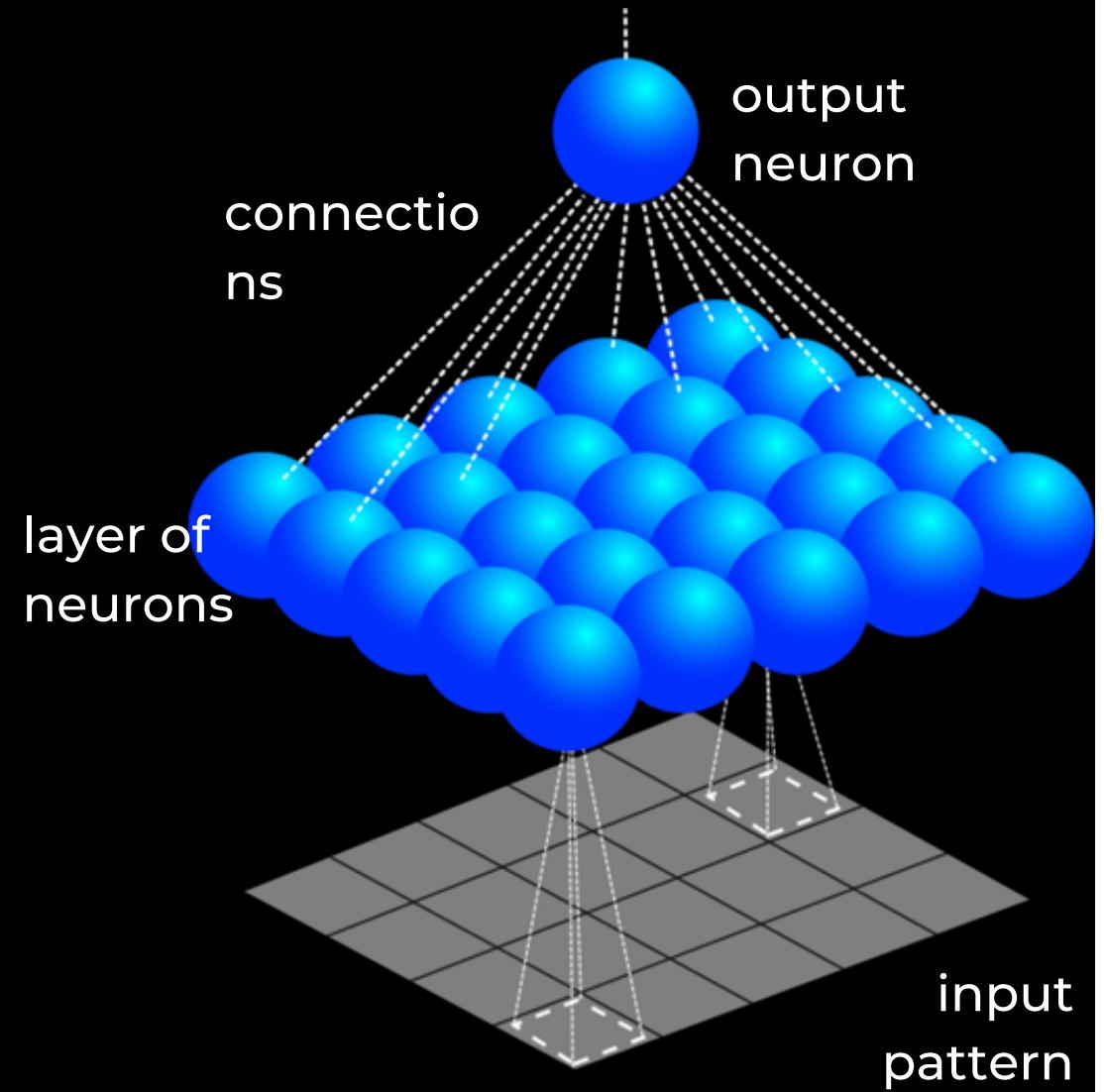
Inspiriert durch das menschliche Gehirn:

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



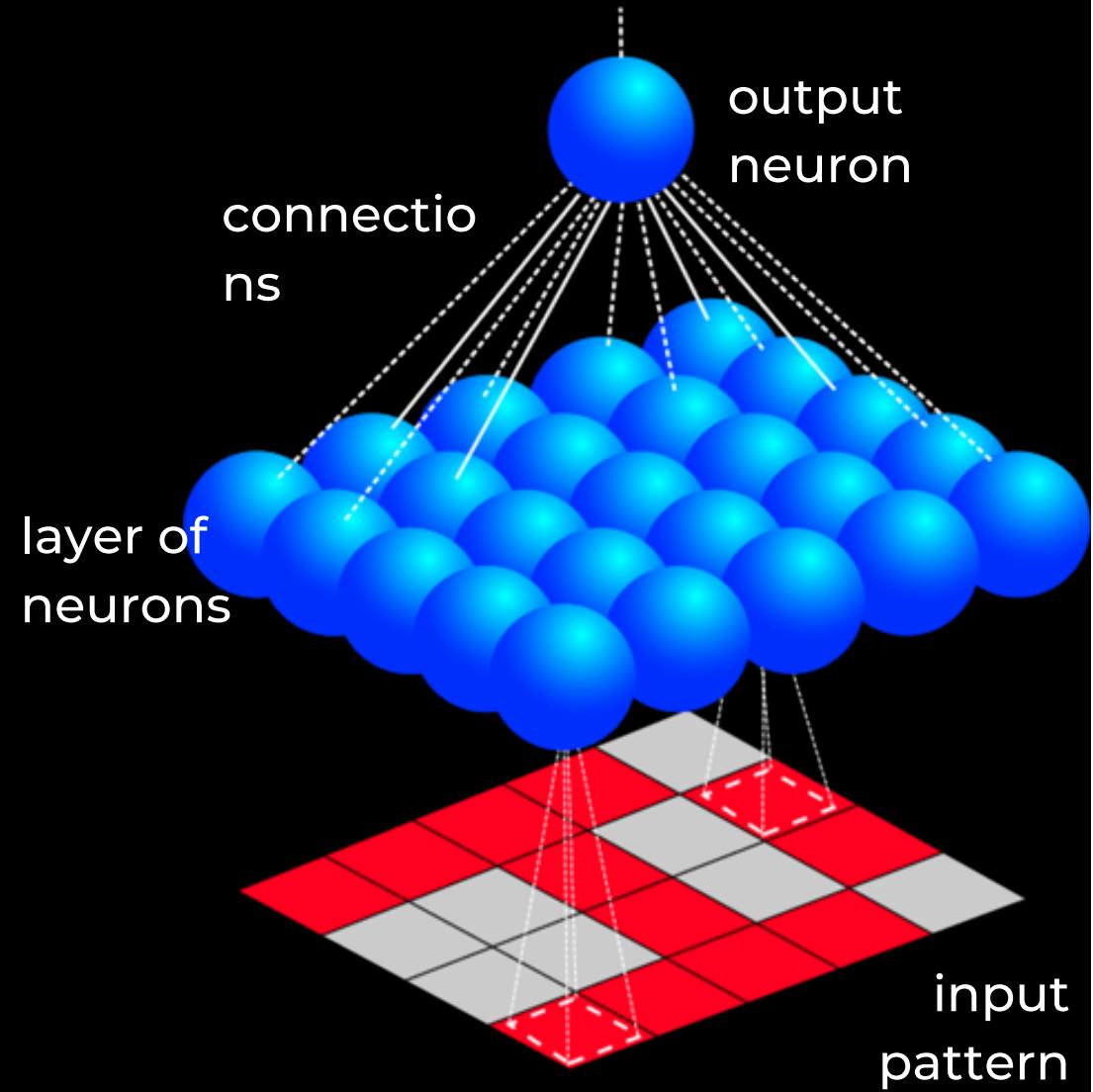
Frank  
Rosenblatt  
(1928-1971)

# Das Perzeptron



# Das Perzeptron

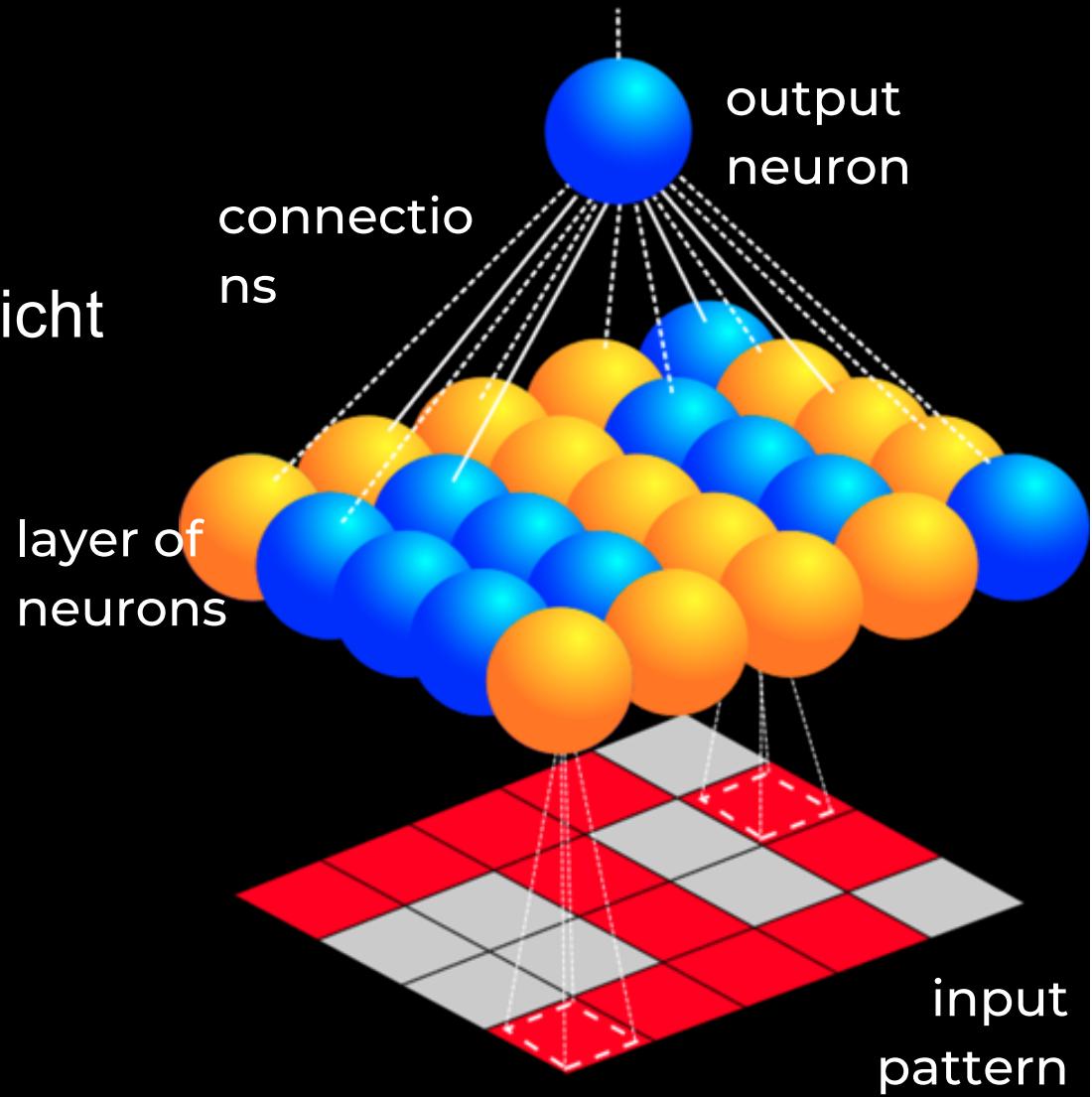
## 1) Eingabe



# Das Perzeptron

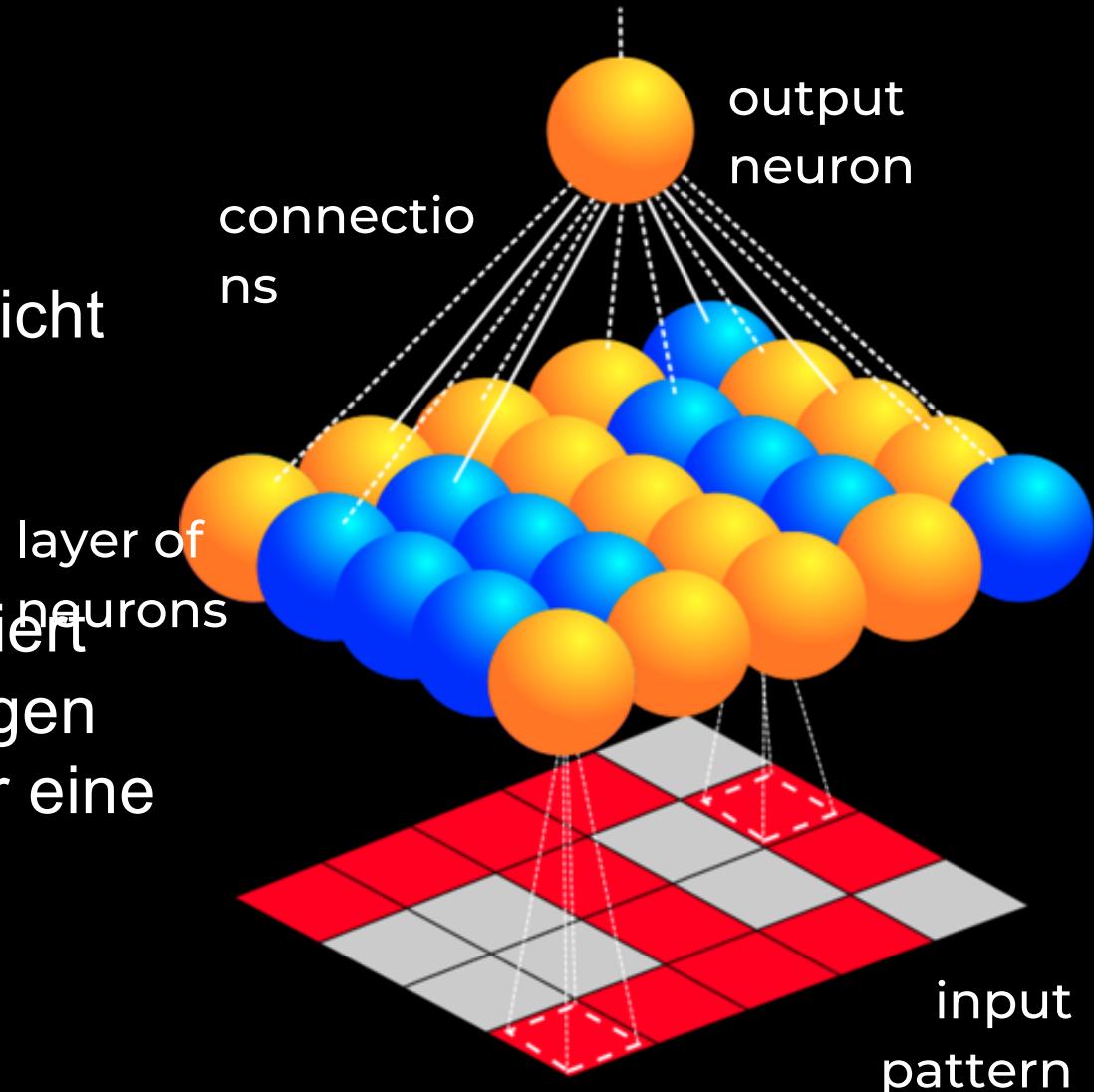
1) Eingabe

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



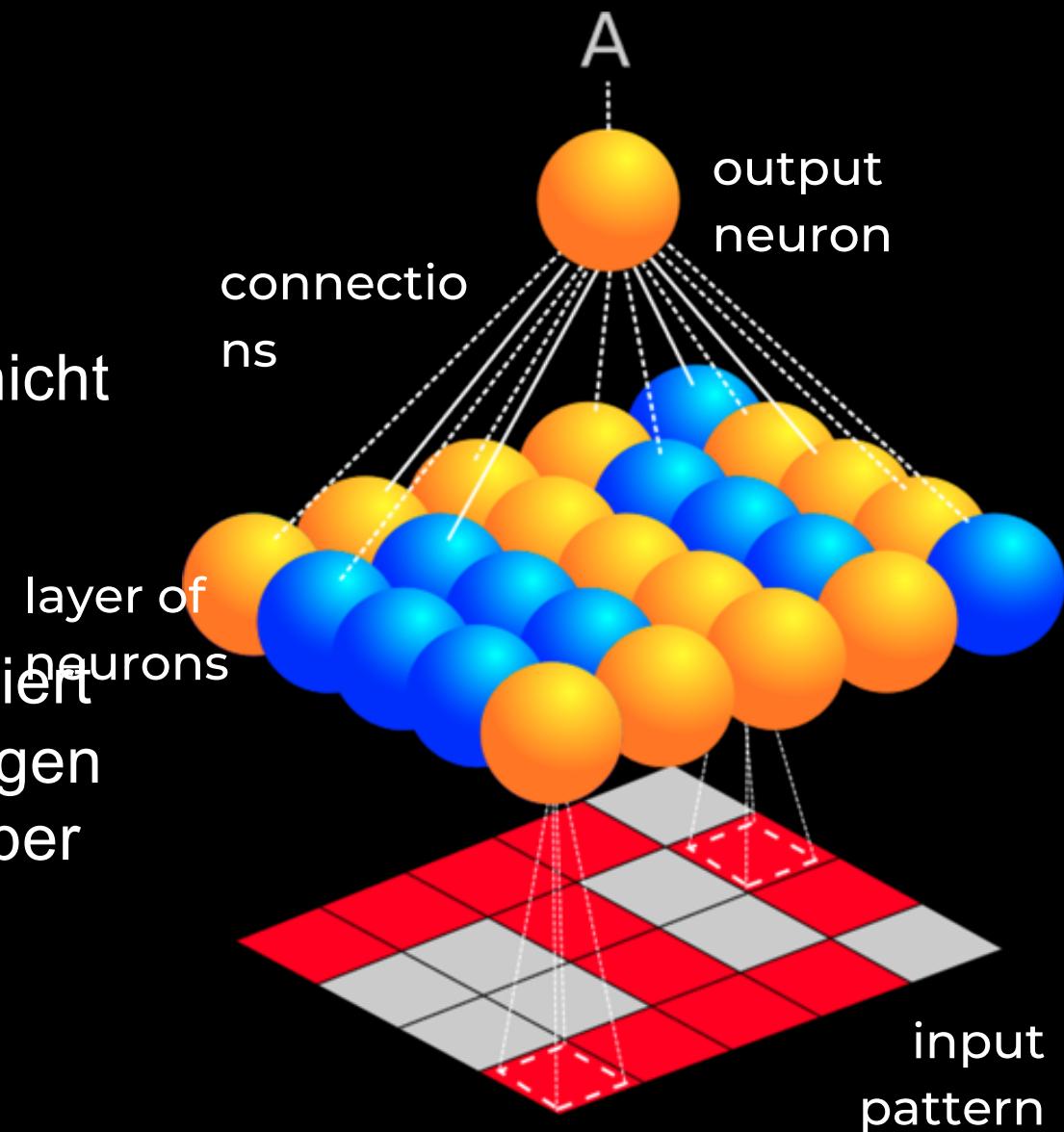
# Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht  
feuern

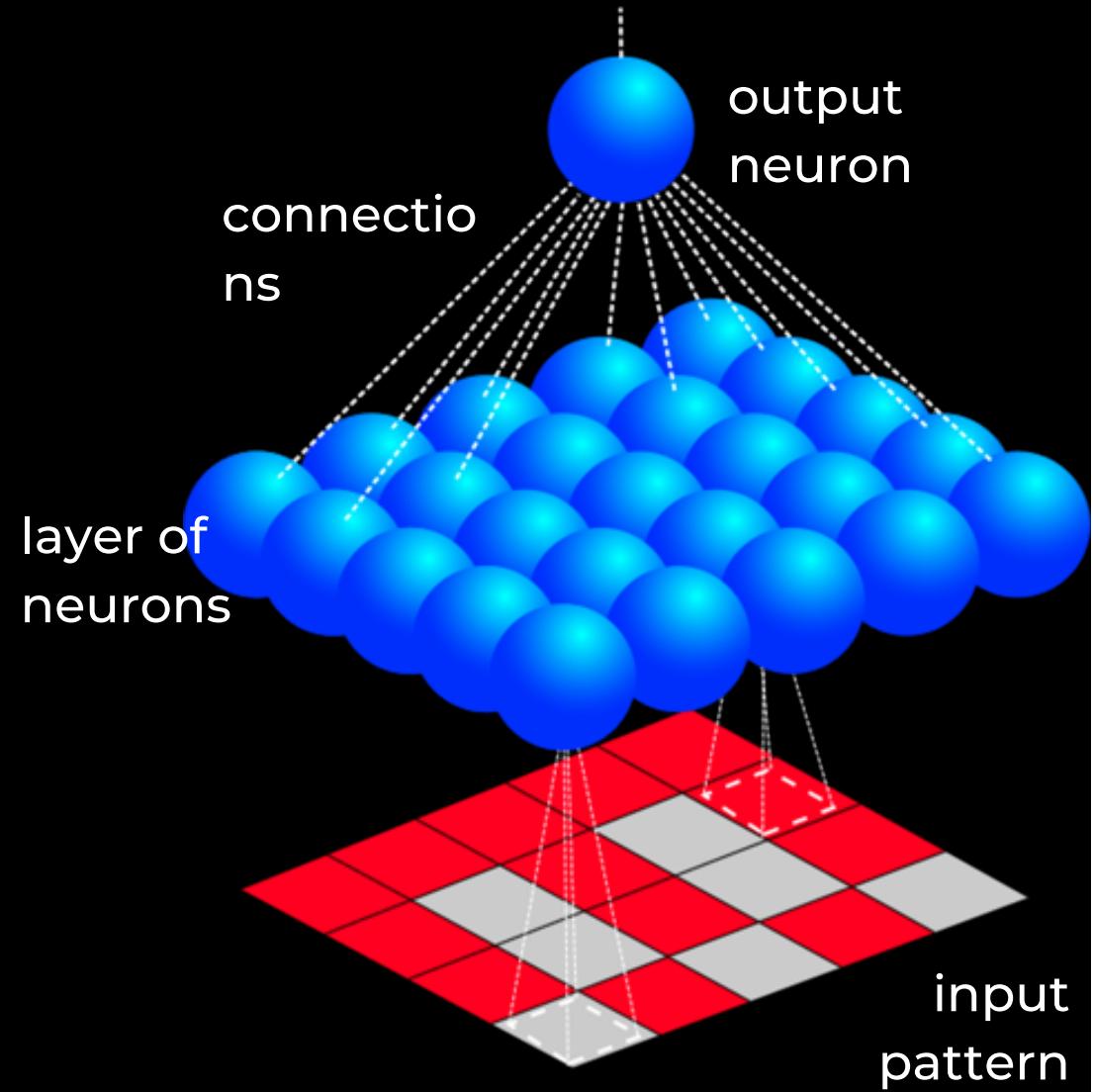
3) Ausgabeneuron akkumuliert  
alle Signale aus der vorherigen  
Schicht. Die Summe liegt über  
einen Schwellwert; Das  
Ausgabeneuron feuert

4) Vorhersage “A”



# Das Perzeptron

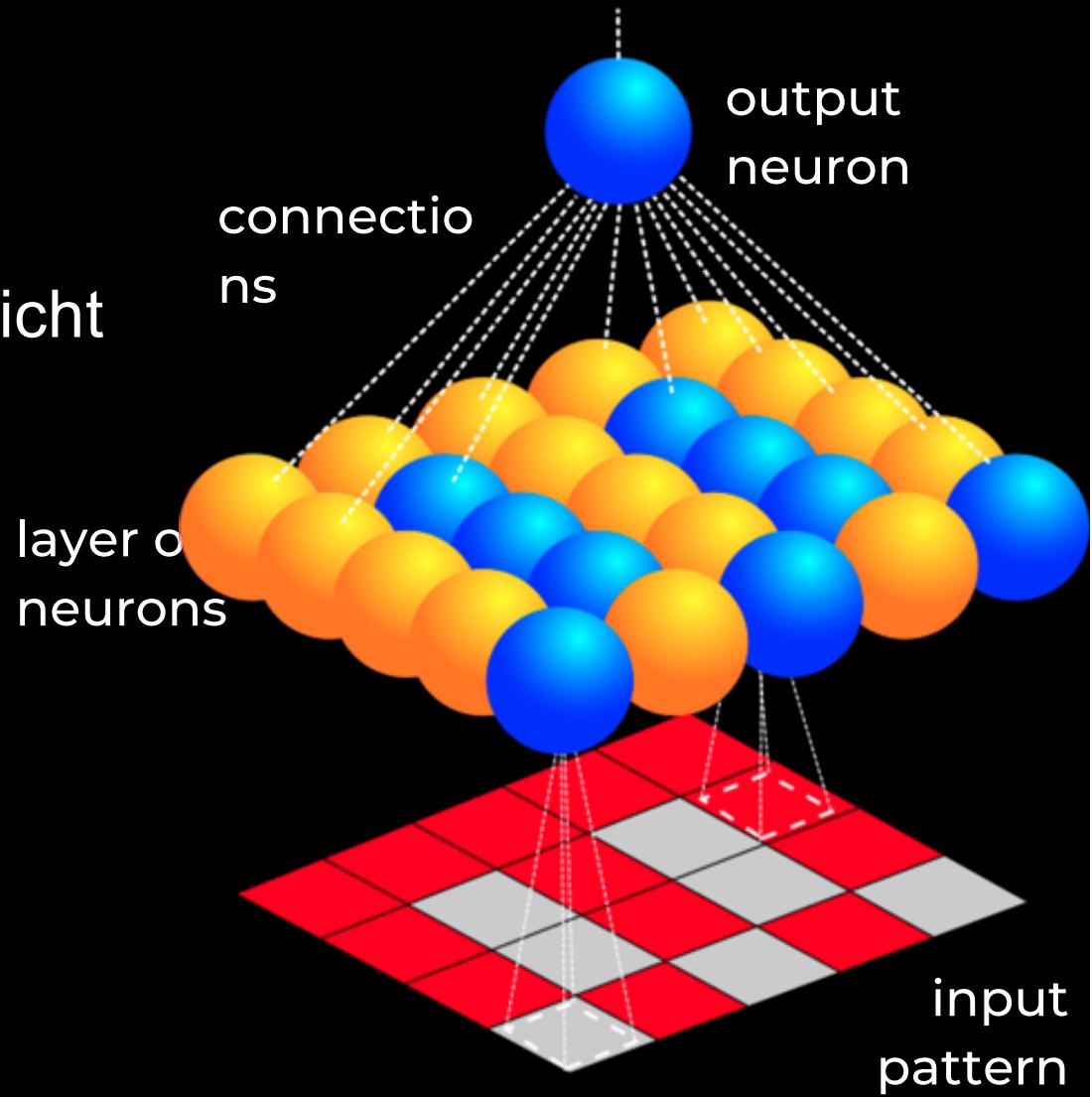
1) Eingabe



# Das Perzeptron

1) Eingabe

2) Neuronen der ersten Schicht  
feuern

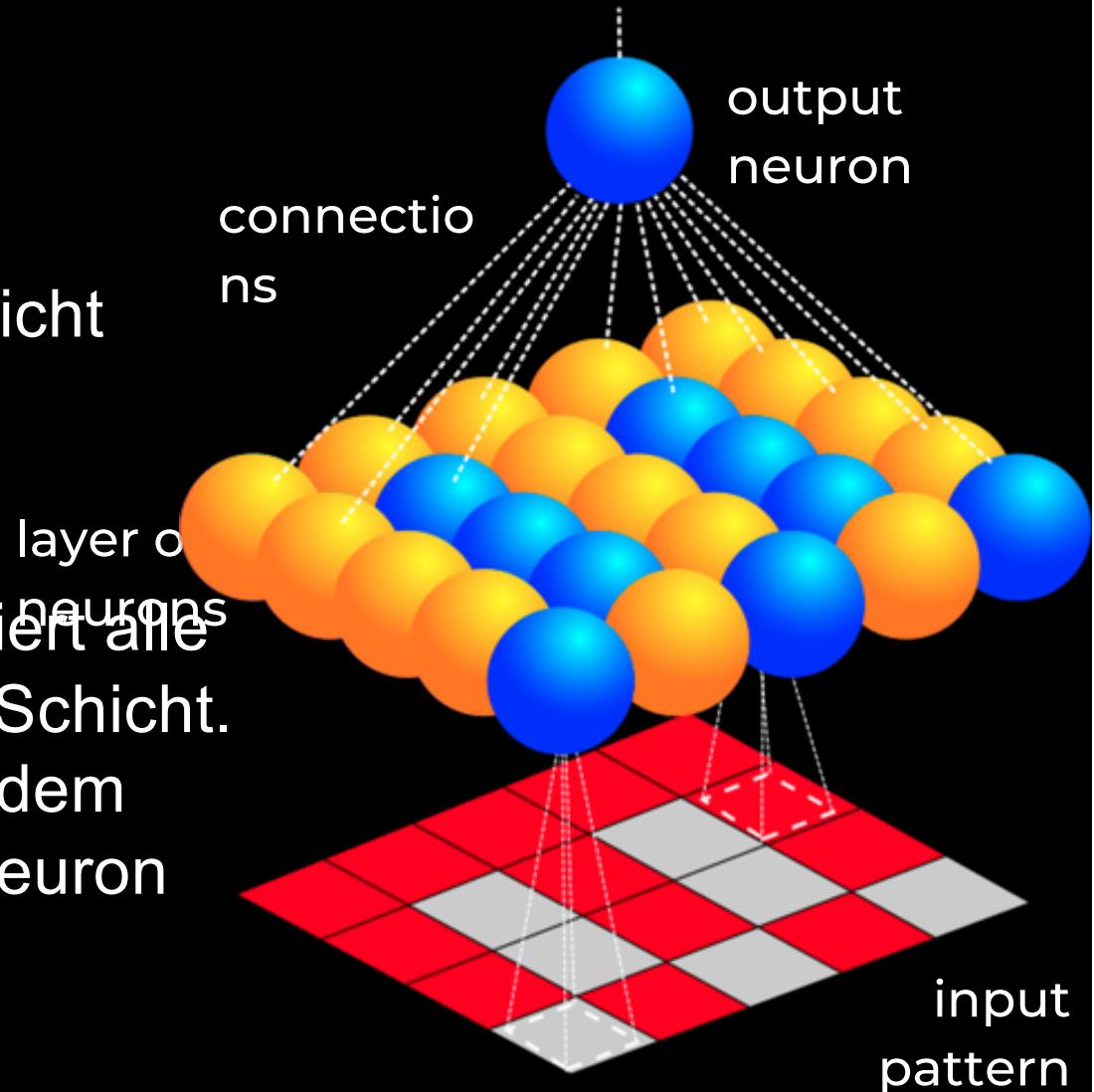


# Das Perzeptron

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



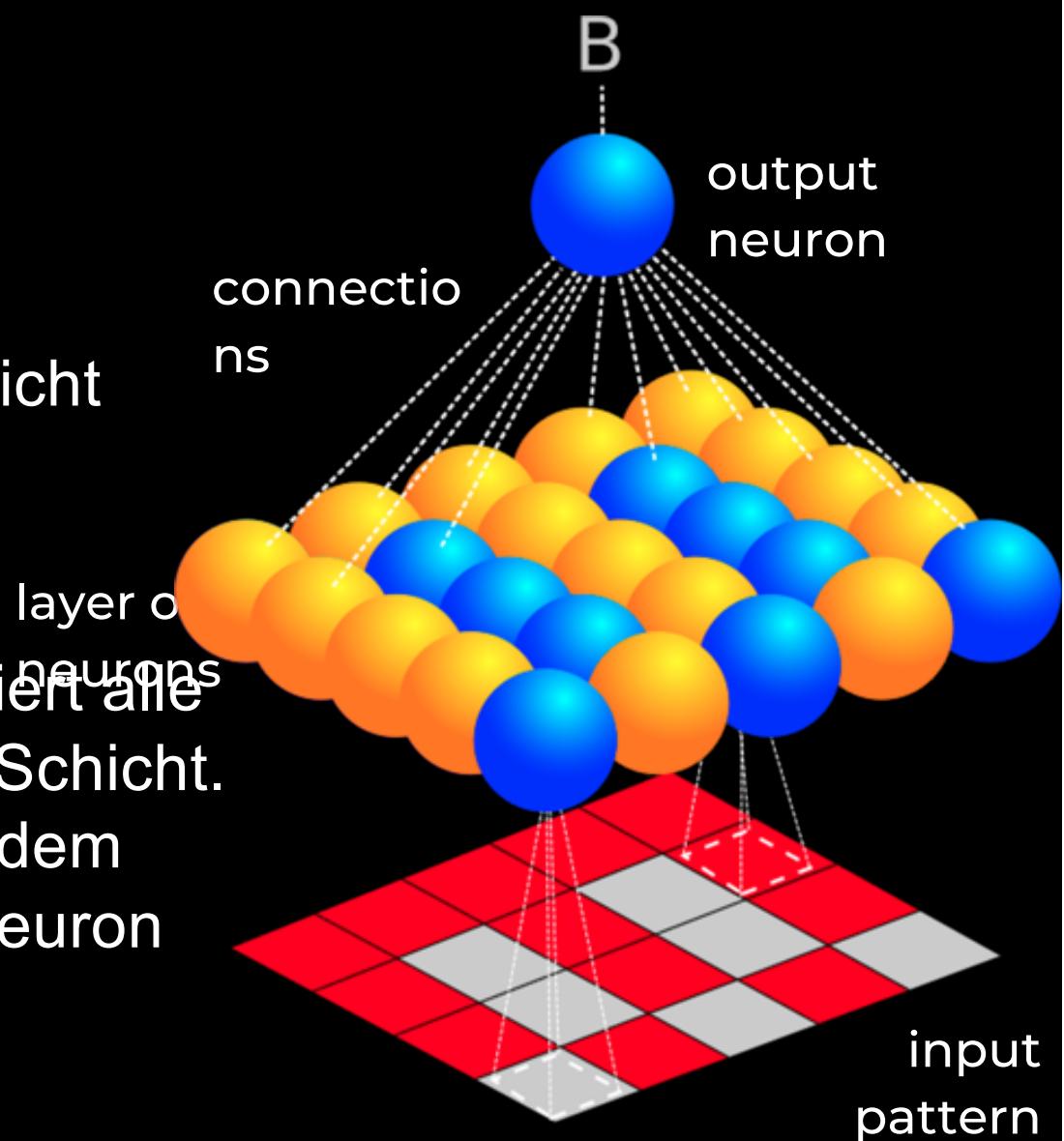
# Das Perzeptron

1) Eingabe

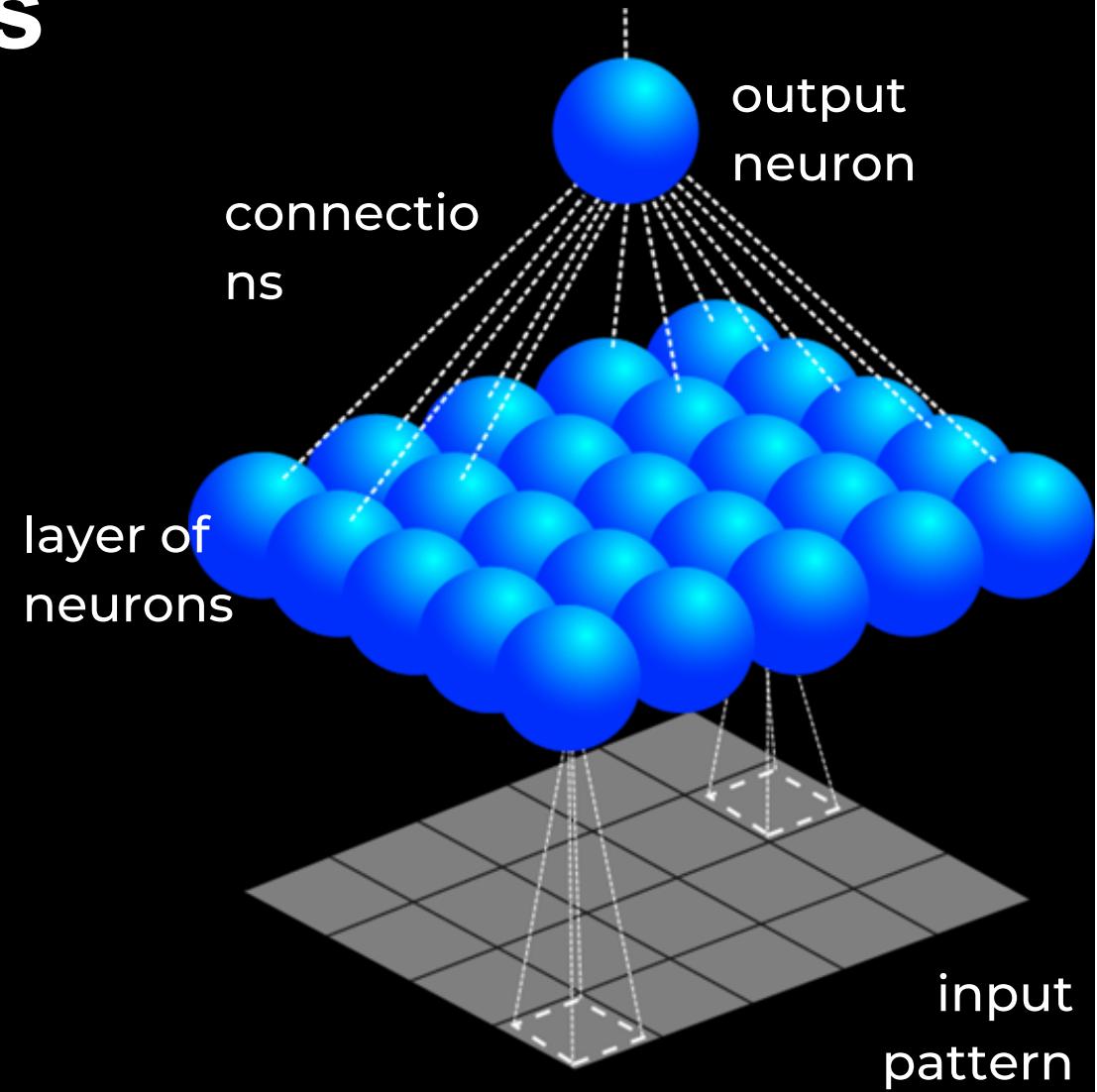
2) Neuronen der ersten Schicht  
feuern

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

4) Ausgabe „B“

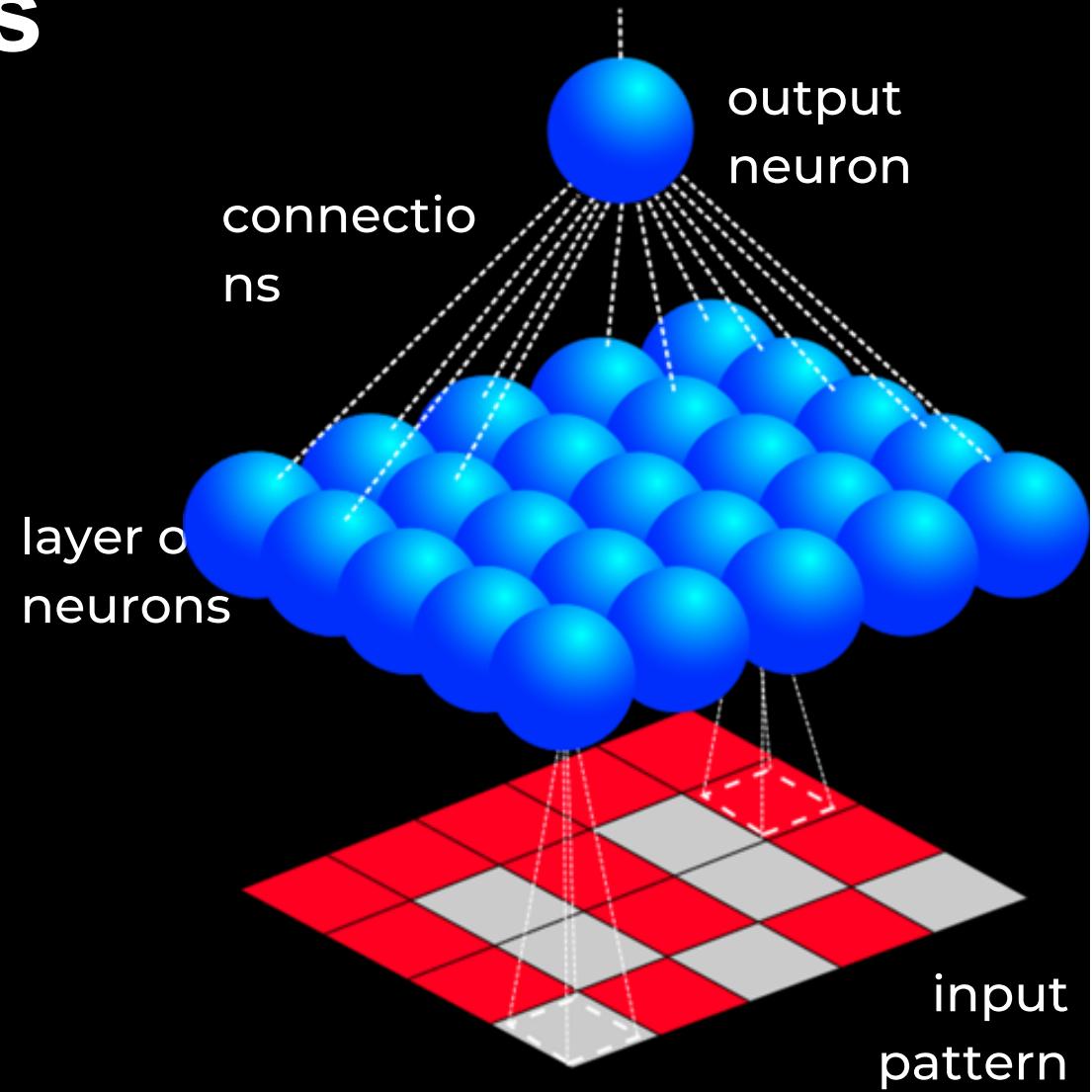


# Der Lernalgorithmus des Perzeptrons



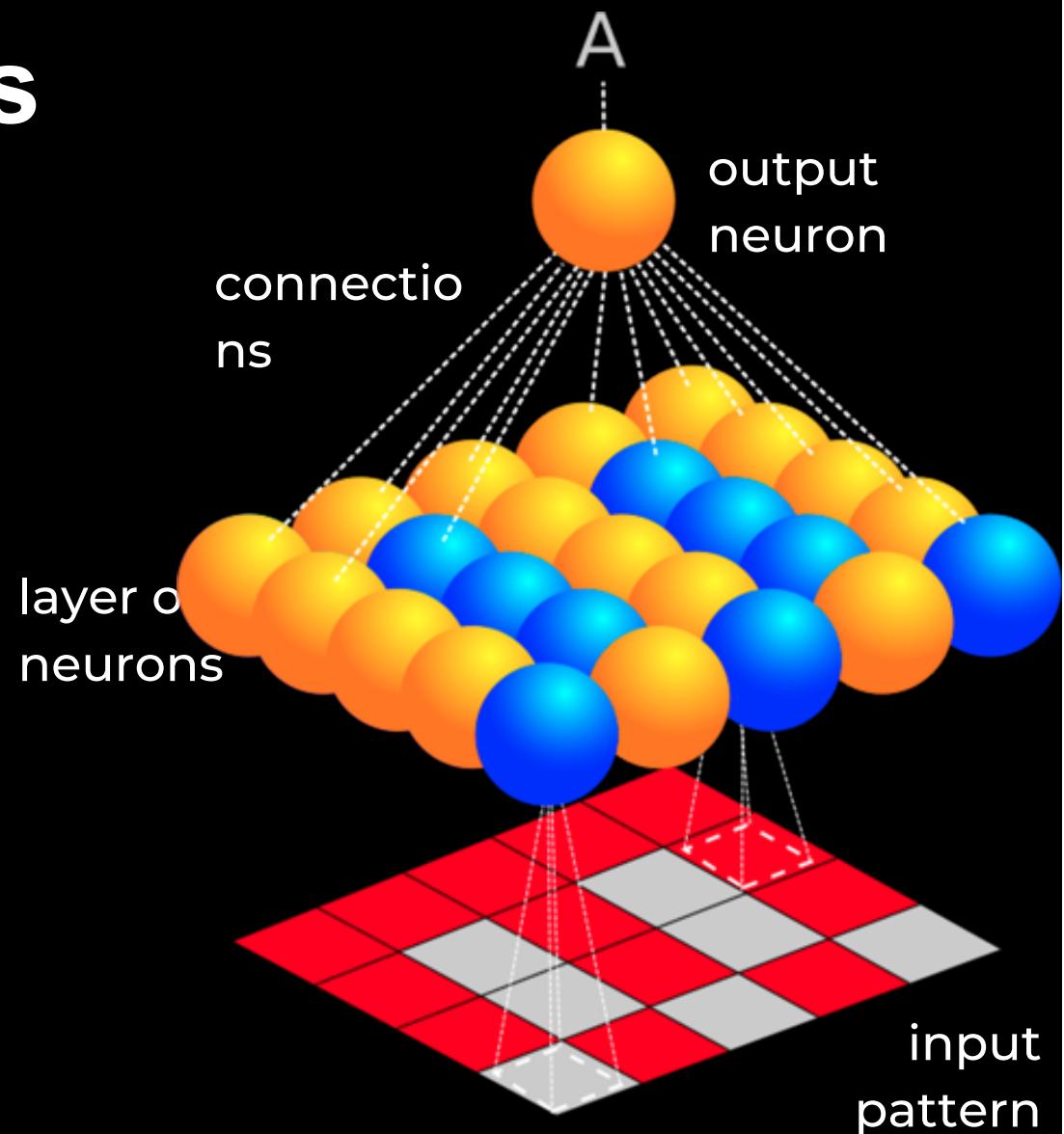
# Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

1) Eingabe



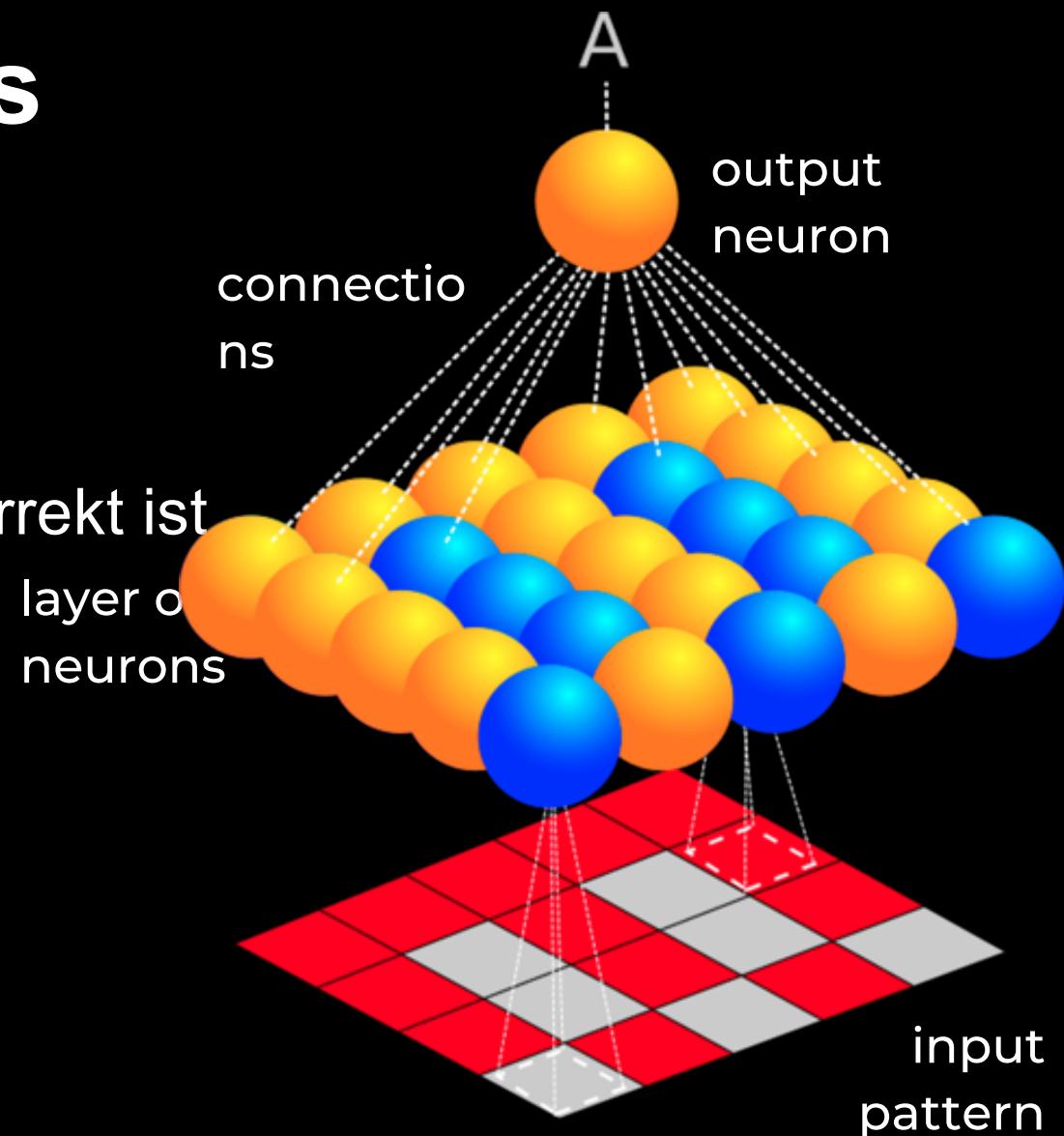
# Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

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



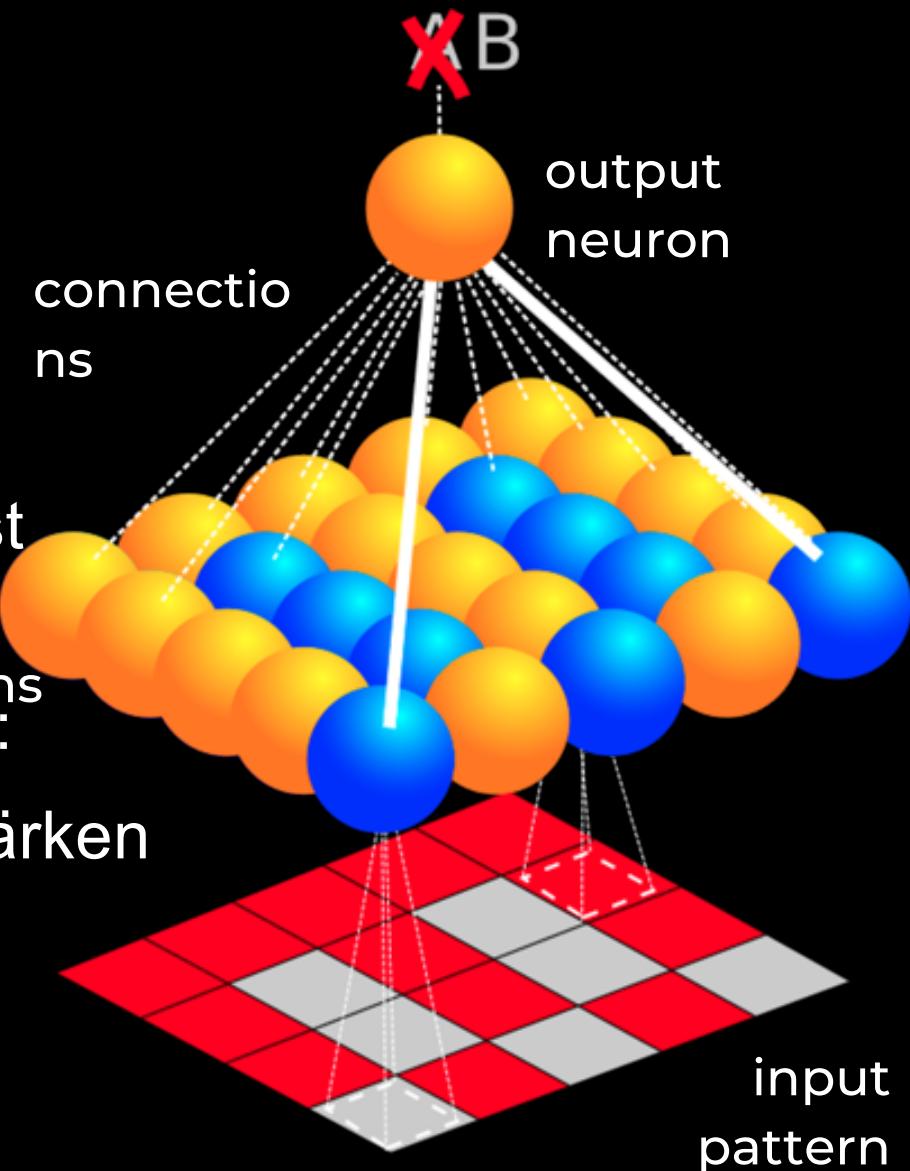
# Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

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



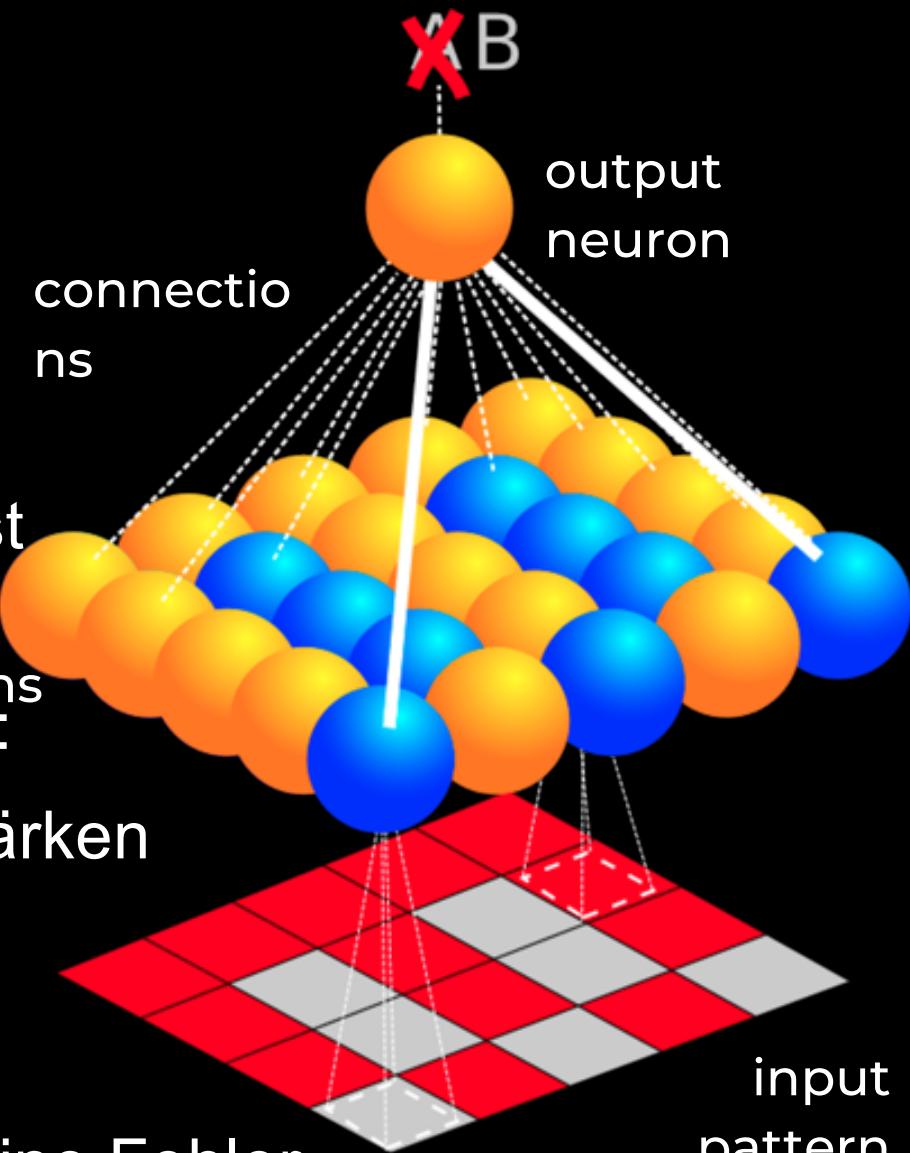
# Der Lernalgorithmus des Perzeptrons

- 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

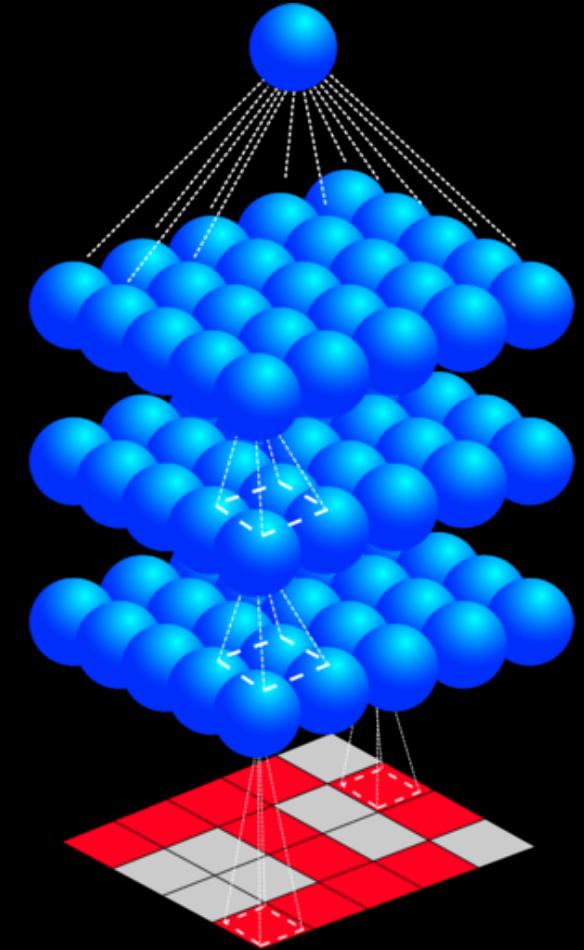
Mehr Neuronen pro Schicht

**Nachteile:**

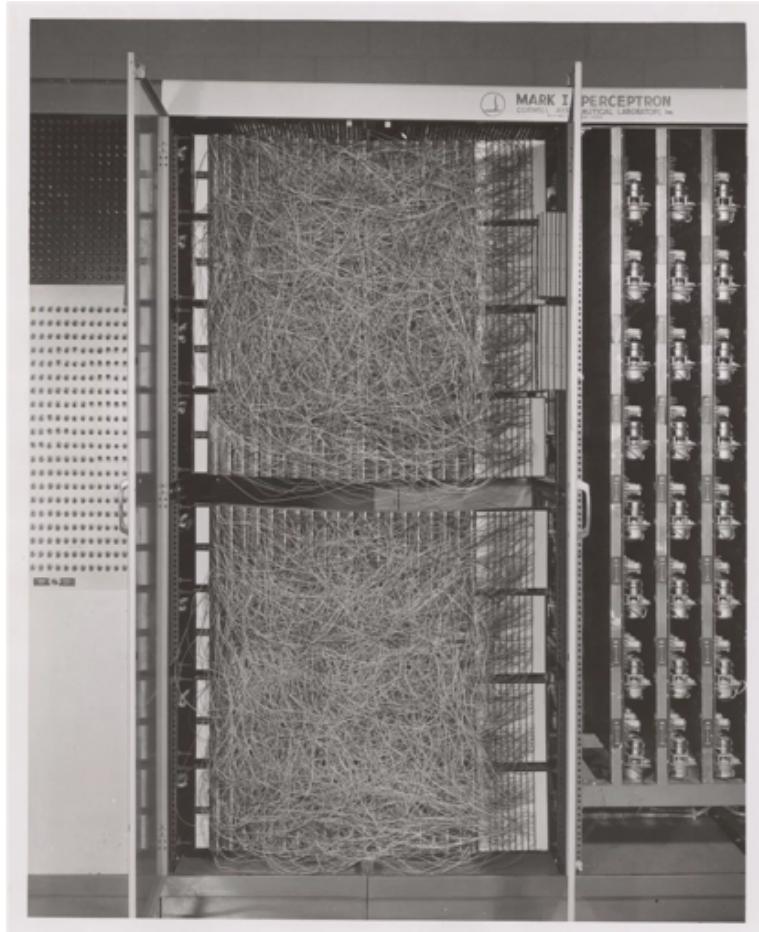
Benötigen mehr Speicher

Benötigen mehr Rechenkraft

Benötigen mehr Daten fürs Lernen



# Mark I Perzeptron



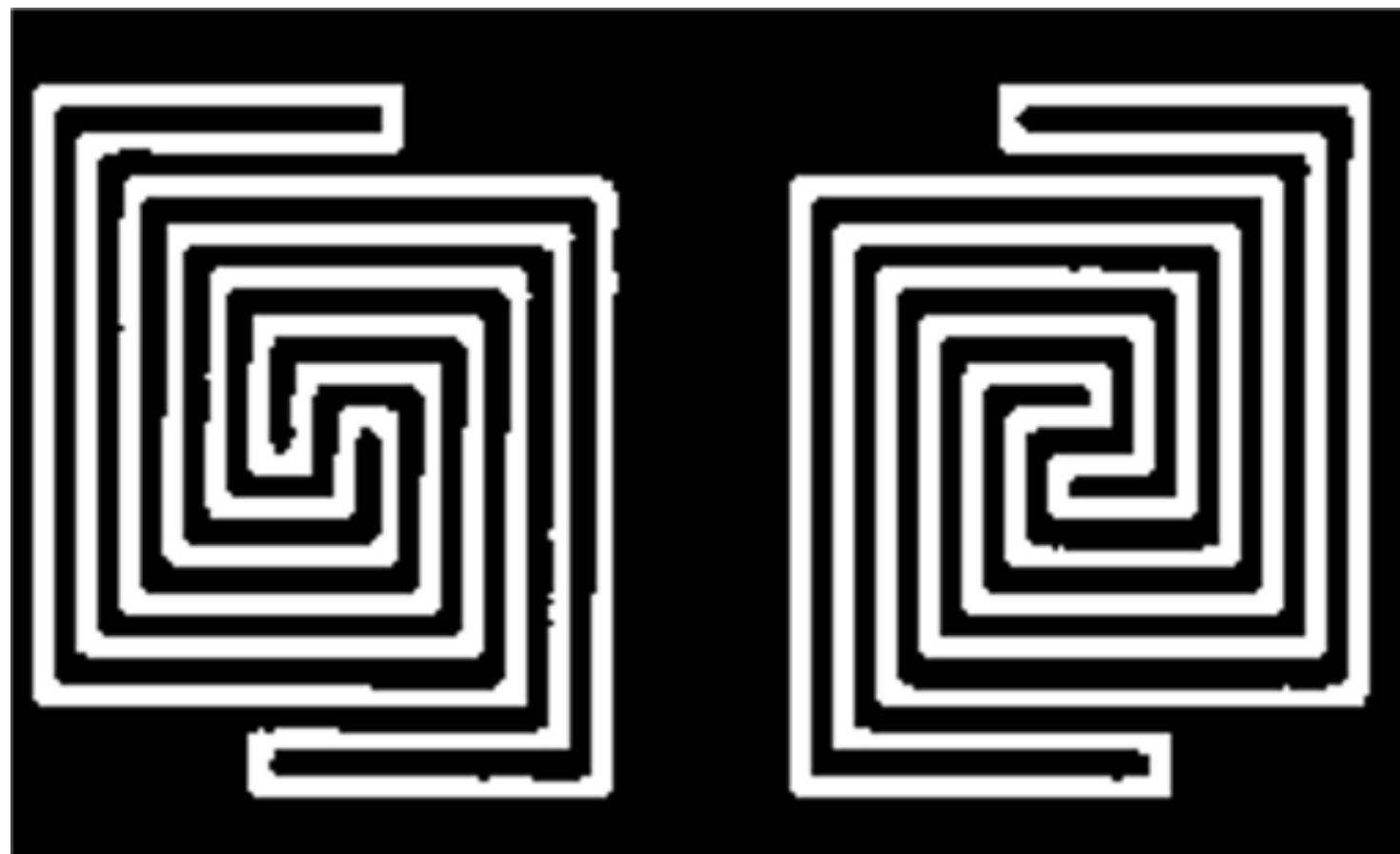
## NEW NAVY DEVICE LEARNS BY DOING

Psychologist Shows Embryo  
of Computer Designed to  
Read and Grow Wiser

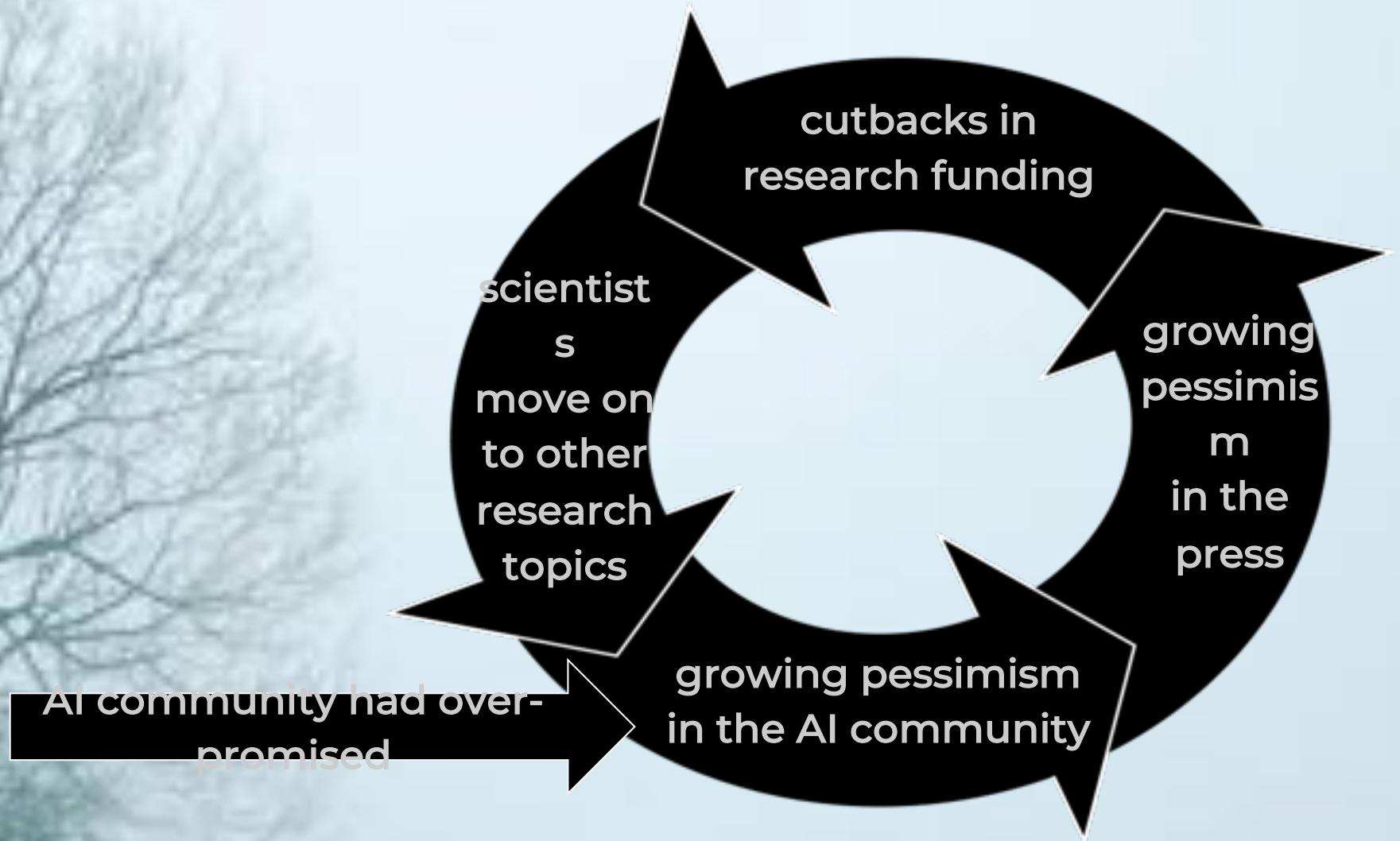
WASHINGTON, July 7 (UPI)  
—The Navy revealed the embryo of an electronic computer today that it expects will be able to walk, talk, see, write, reproduce itself and be conscious of its existence.

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

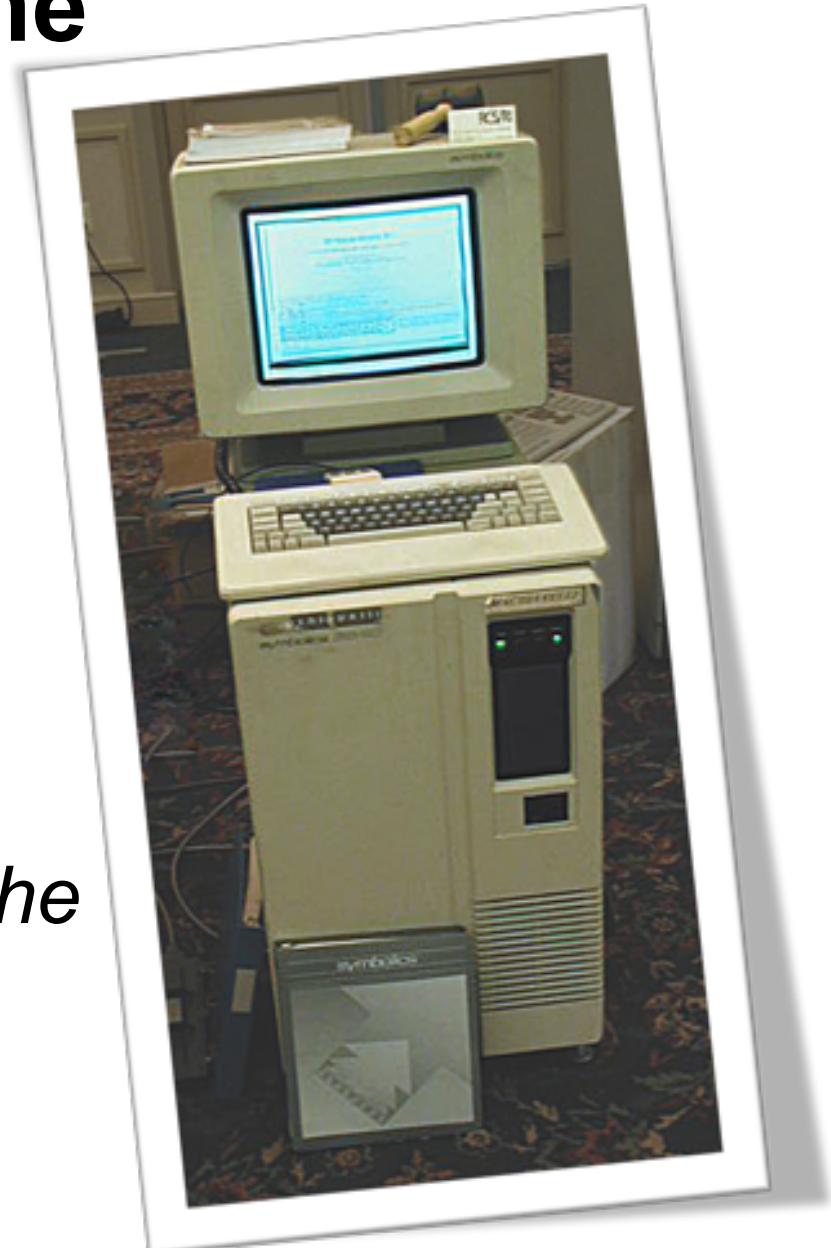


# 1980s: Expertensysteme

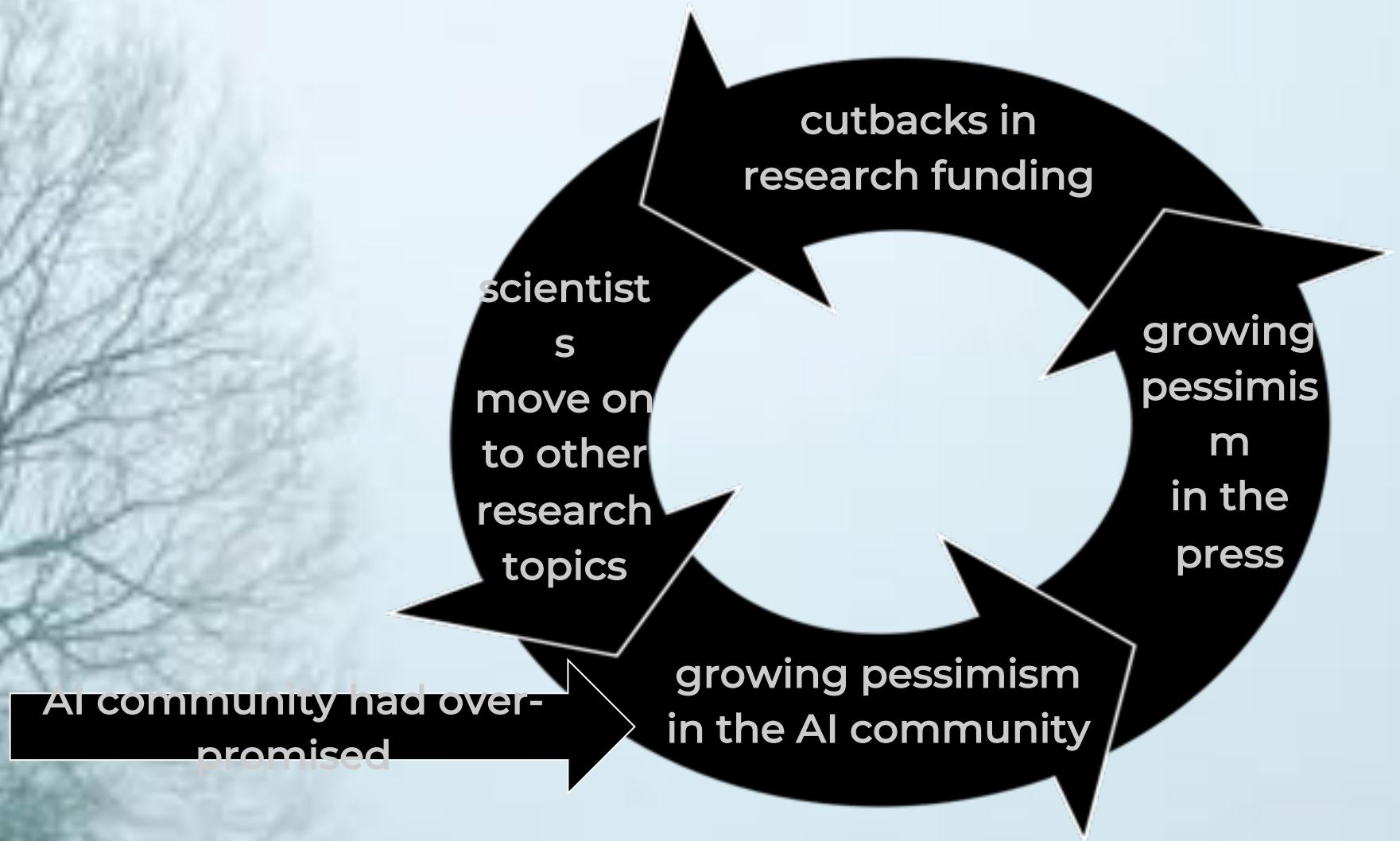
Fall- and regel-basierte KI:

- Daten = Wissensbasen
- Logisches Schlussfolgern

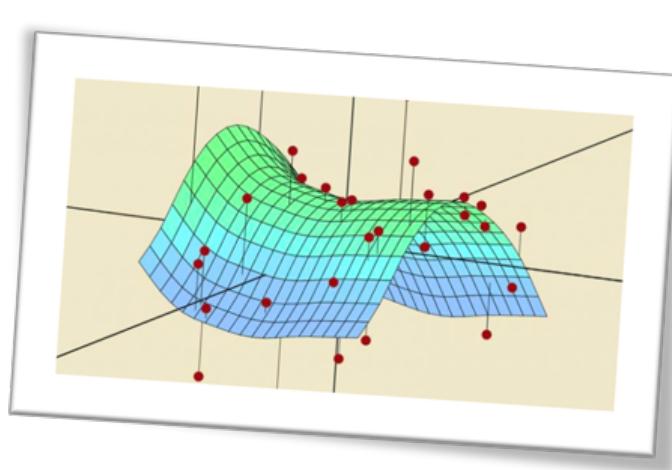
*“When an expert retires, her knowledge will stay available to the company.”*



# 1990s: KI Winter



# 2000s: Statistisches Maschinelles Lernen



$$\begin{aligned} \text{EPE}(f) &= E(Y - f(X))^2 & (2.9) \\ &= \int [y - f(x)]^2 \Pr(dx, dy), & (2.10) \end{aligned}$$

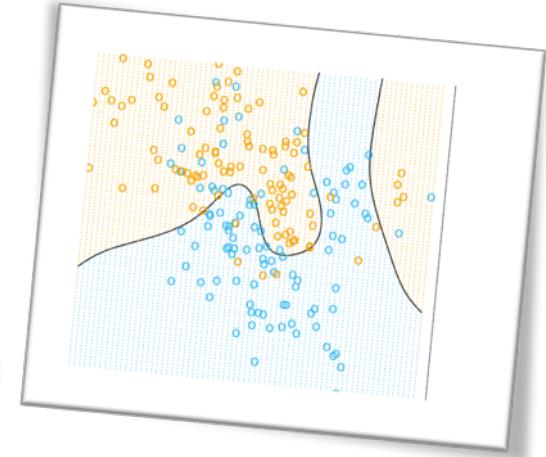
ie expected (squared) prediction error . By conditioning<sup>1</sup> on  $X$ , we can write EPE as

$$\text{EPE}(f) = E_X E_{Y|X} ([Y - f(X)]^2 | X) \quad (2.11)$$

and we see that it suffices to minimize EPE pointwise:

$$f(x) = \operatorname{argmin}_c E_{Y|X} ([Y - c]^2 | X = x). \quad (2.12)$$

he solution is



## 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:

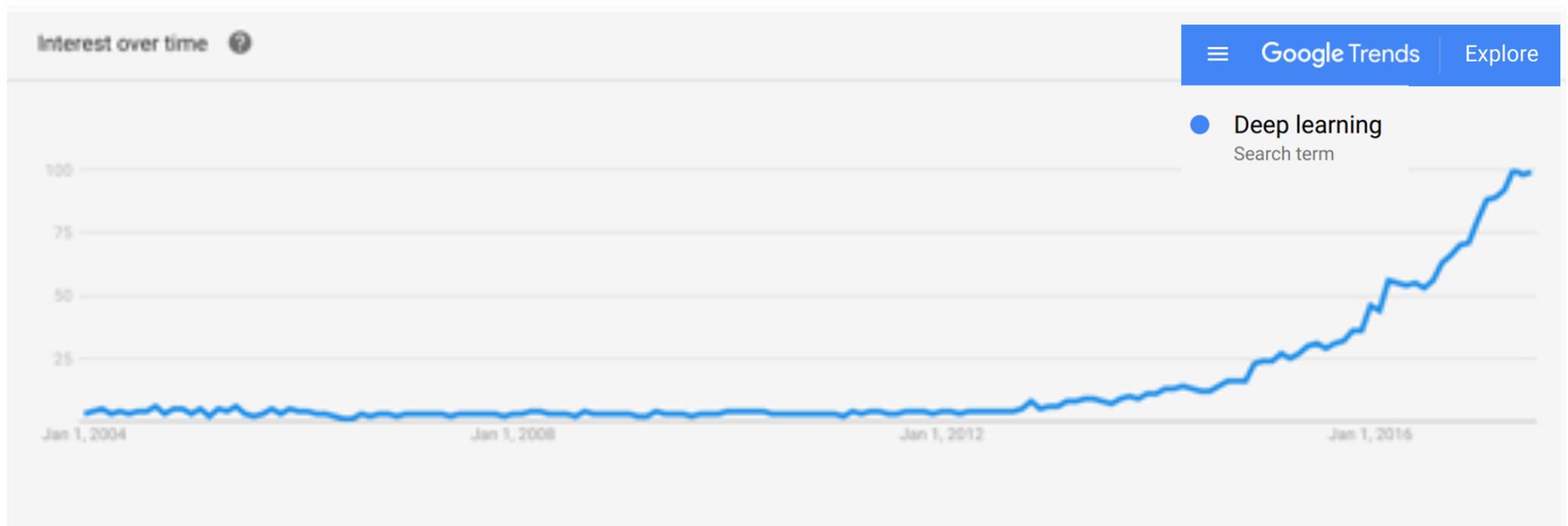
Wahrscheinlichkeitstheorie, Funktionsanalyse, Optimierung

## Viele Erfolgsgeschichten, aber nicht in der Presse

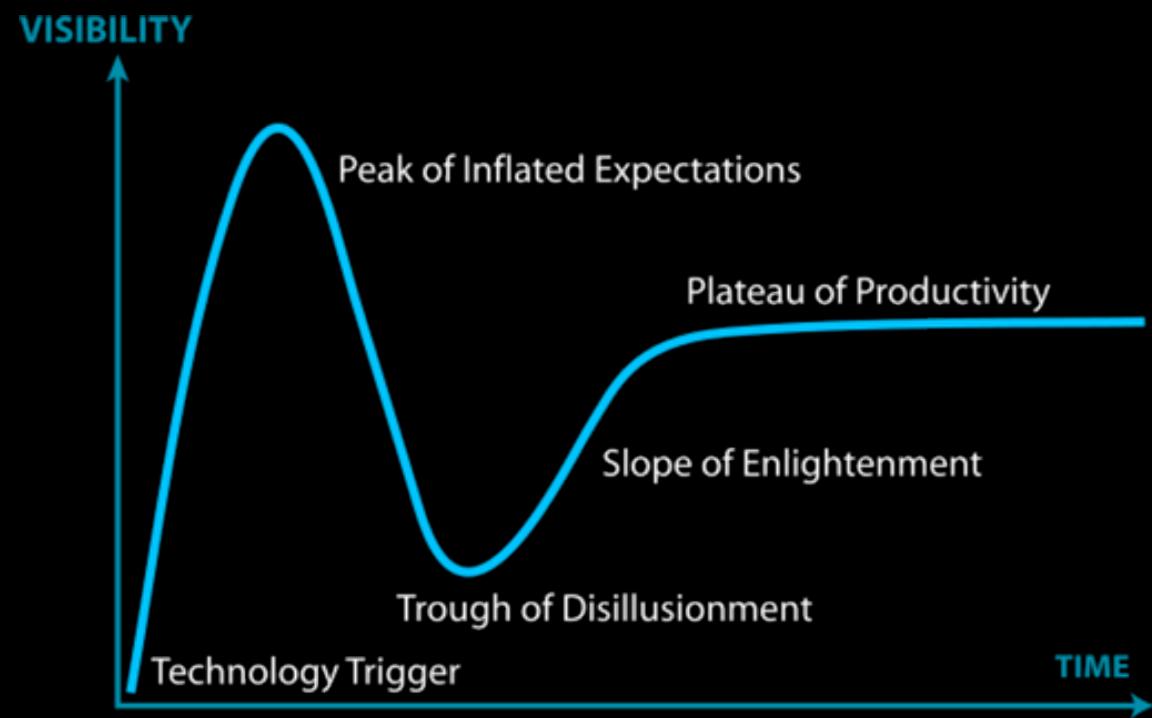


## 2010s: Tiefes Lernen – Deep Learning

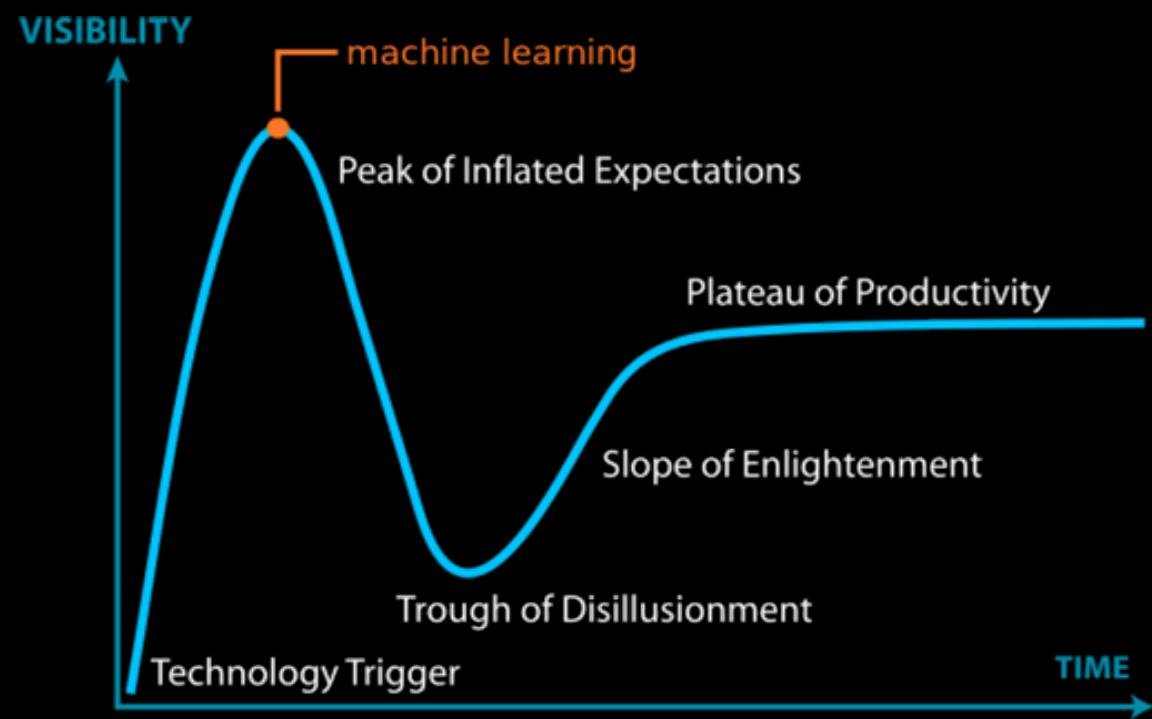
Künstliche neuronale Netze mit vielen Schichten  
(10-100)



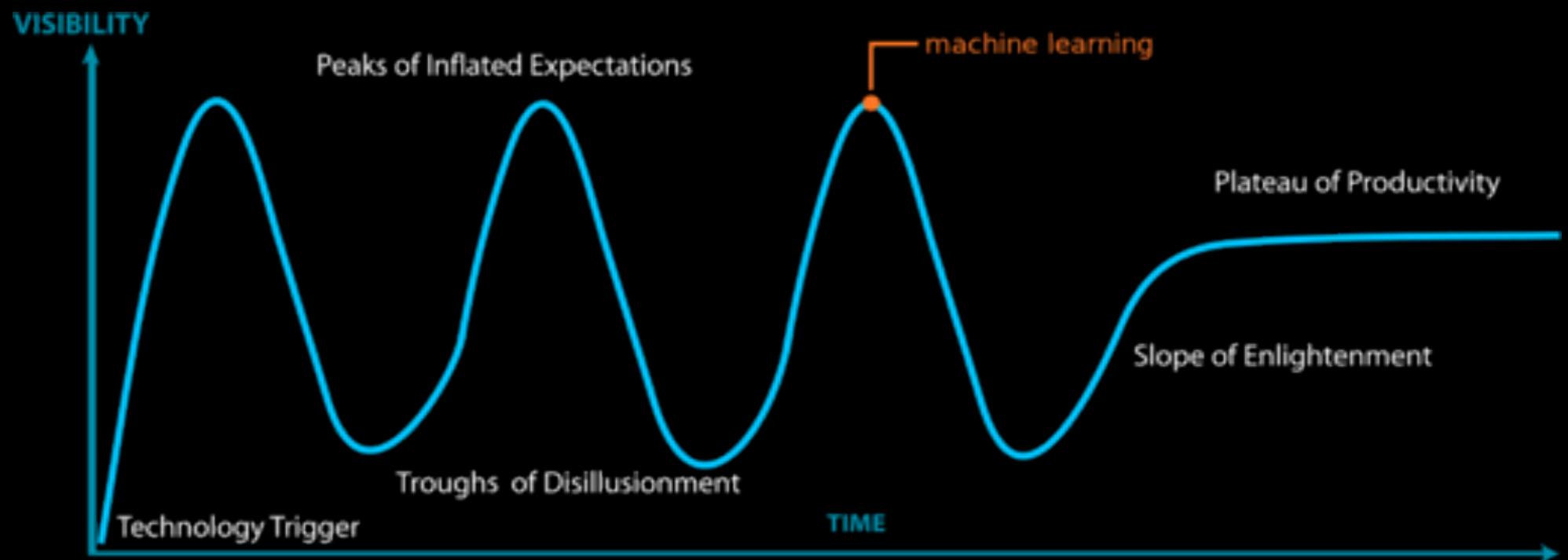
# 2010s: Deep Learning



# 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 Millions	10000x
Verbindungen	10 000s	100s Millions	10000x



# #2 Wir haben mehr Daten

	1960s- 1990s	2010s	Wachstu m
<b>Bilddaten (Bilder)</b>	1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
<b>Sprachdaten (h)</b>	10s - 1000s	Millionen - Milliarden	1.000.000x
<b>Textdaten (Wörter)</b>	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 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

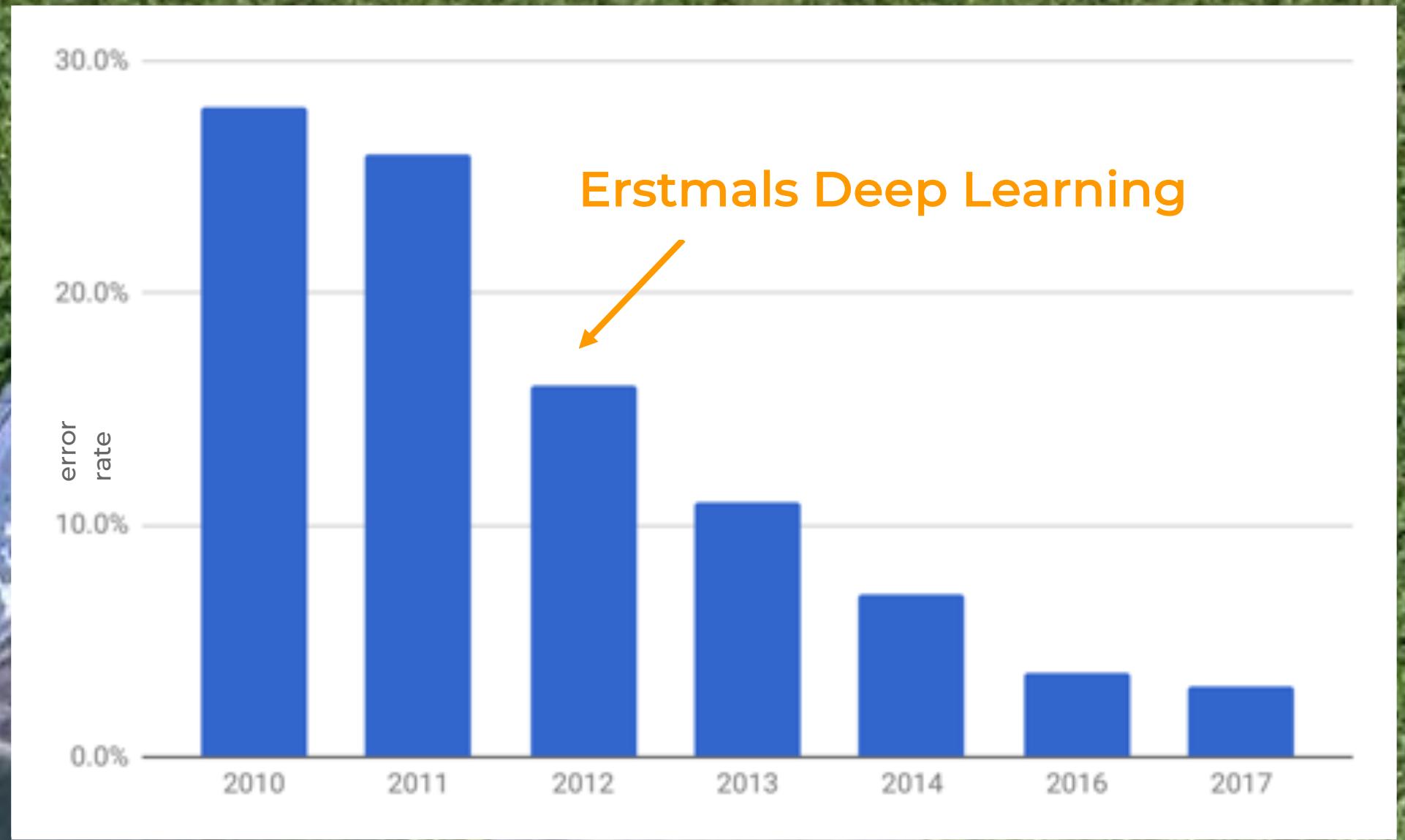
**100 Billionen**

Webseiten.

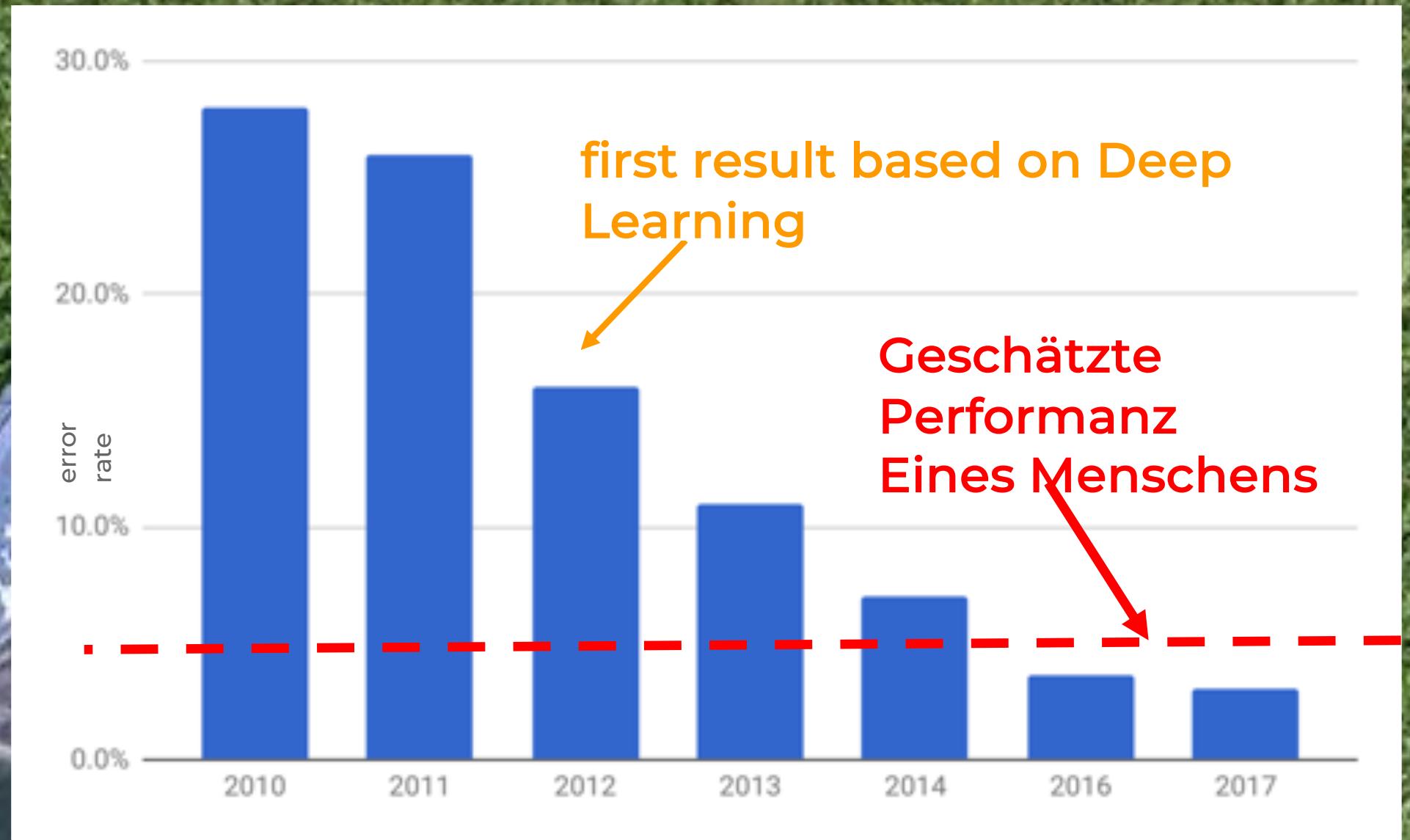
# #3 Höhere Berechnungskraft

	1970s	2010s	Wachstum
<b>CPU Geschwindigkeit</b>	1 Millionen ops/s	1 Billionen ops/s	1.000.000x
<b>GPU Geschwindigkeit</b>	---	10 Billionen ops/s	
<b>Spezielle Rechner</b>	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 Cloth 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, 2018

# KI weiss viel

SPIEGEL TV WISSE

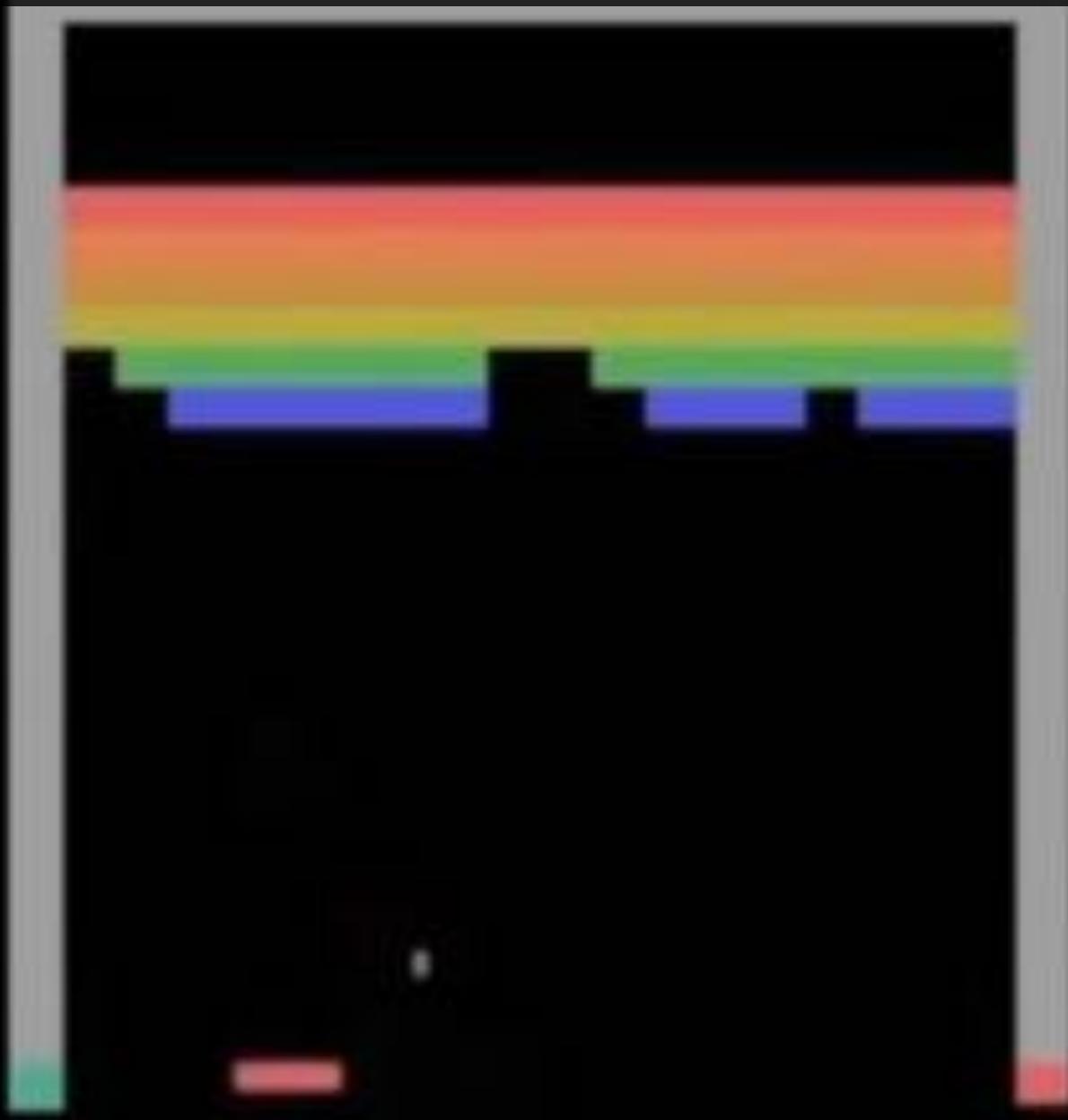




# KI ist Künstler



# 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. Eckstein<sup>1</sup> , Kathryn Koehler, Lauren E. Welbourne, Emre Akbas[Switch to Standard View](#)

-  [PDF \(1.4MB\)](#)
-  [Download Images \(201\)](#)
-  [Email Article](#)
-  [Add to My Reading List](#)



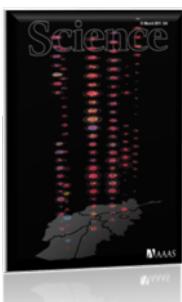
# Aber, KI ist schwieriger als man denkt

# 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.

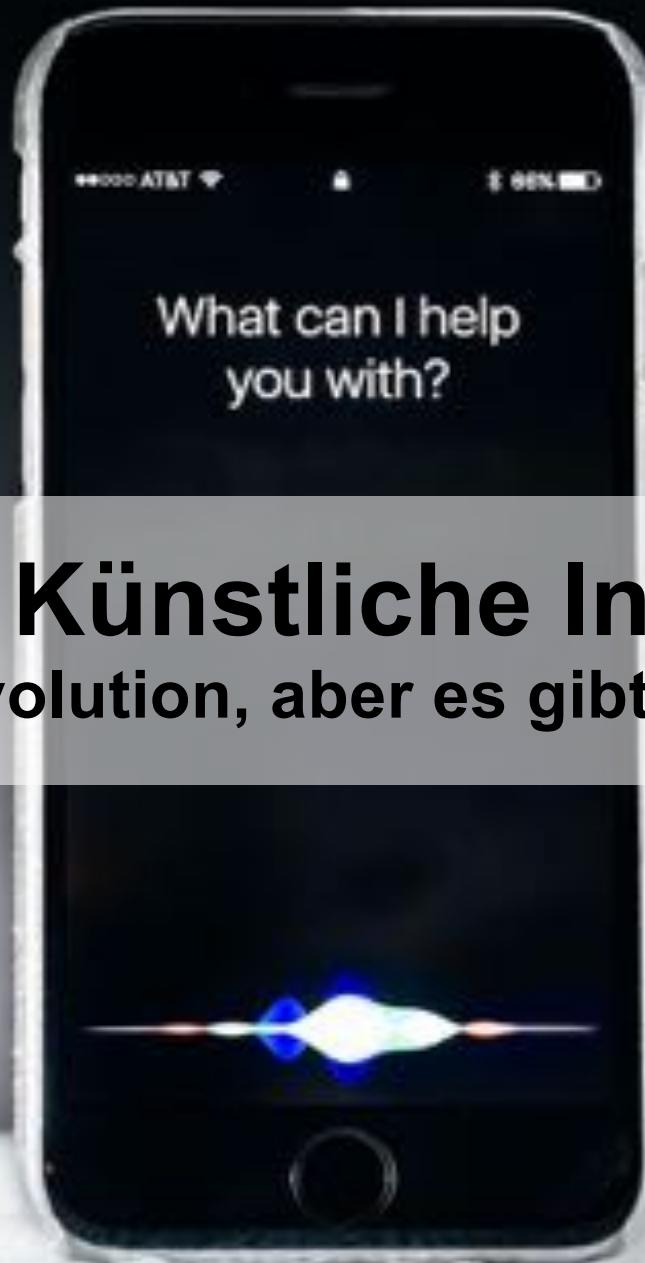


Josh Tenenbaum, MIT



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

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

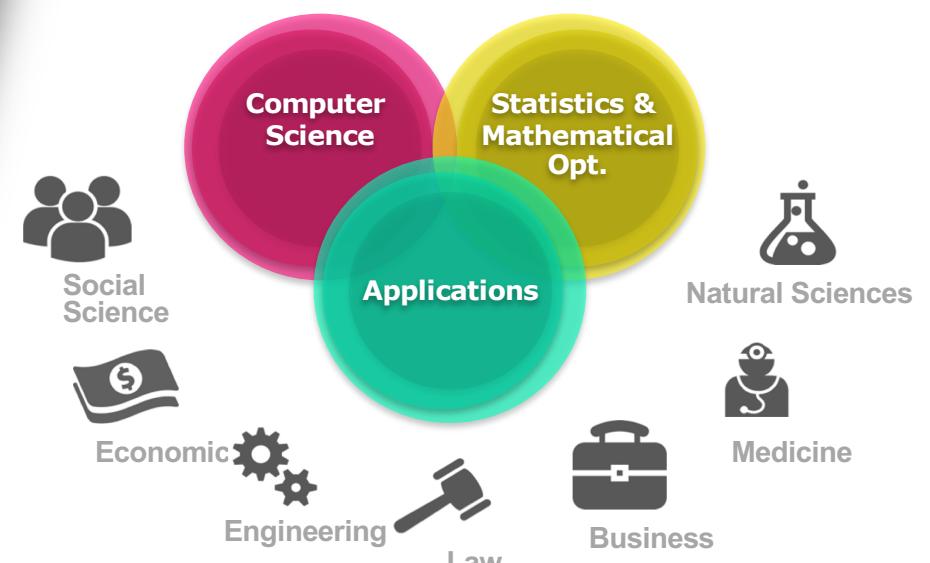




**Der aktuelle Motor der KI ist das  
Maschinelle Lernen**

# 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)

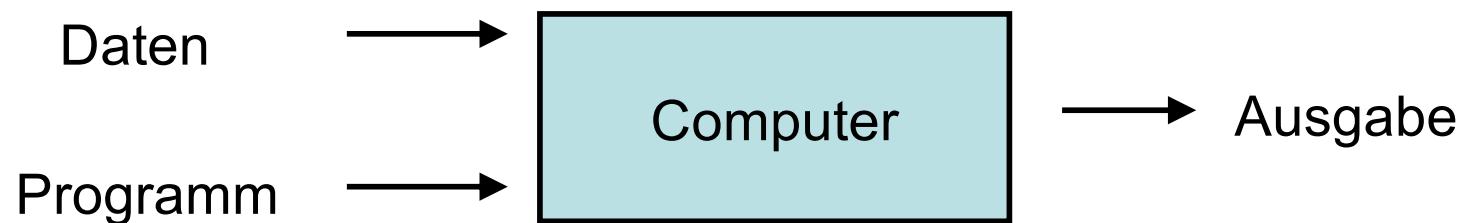


# Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

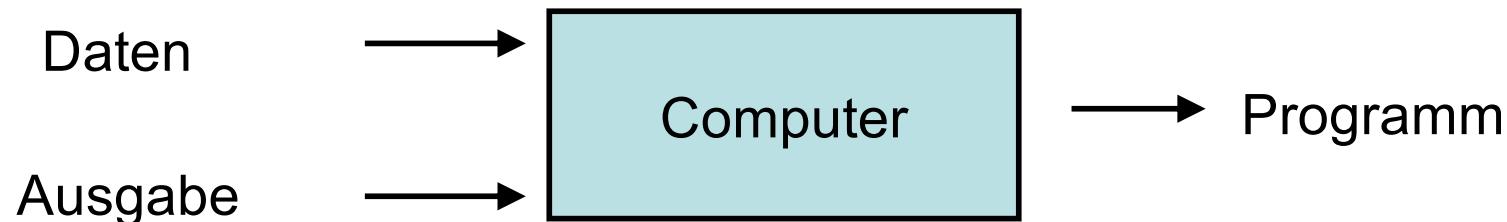
- Automatisierung der Automatisierung
- Computer so zu programmieren, dass sie sich in Teilen danach selbst „programmieren“.
- Denn der Flaschenhals ist das Schreiben der Software, die Programmierung
- Daher lässt das die Daten erledigen

# Was ist denn nun Maschinelles Lernen?

## Traditionelle Programmierung



## Maschinelles Lernen





# Ist das Magie?

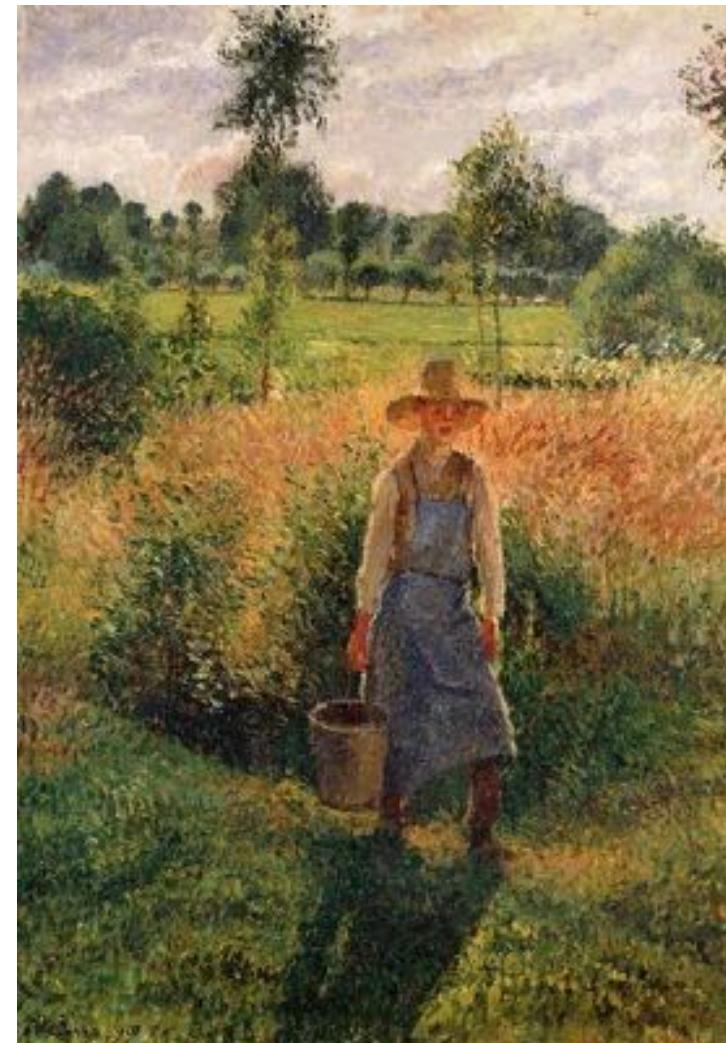
Nein! Eher wie Gartenarbeit:

**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  
 $(X, F(X))$

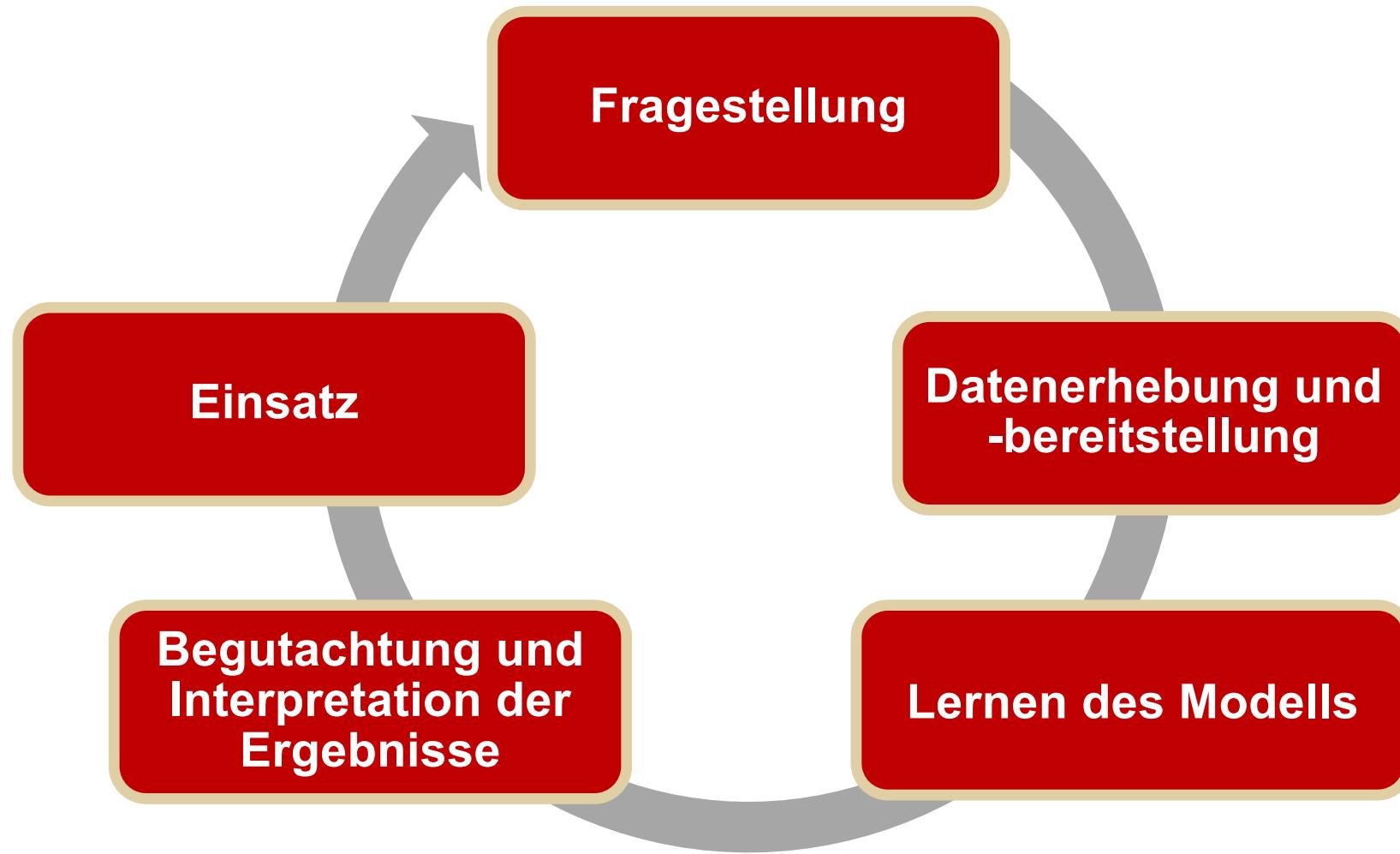
**Bestimme** die Funktion  $F(X)$  für neue Beispiele  $X$

- 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!**

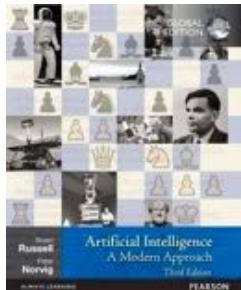


# Logistik

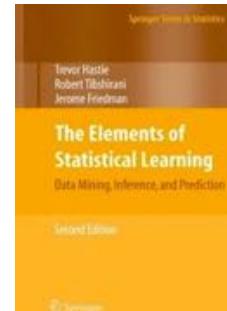
- Wir werden die Bonus-Regelung noch prüfen
  - Aktive Teilnahme an Vorlesung und Übung
  - Klausur wird online via MOODLE sein
- 
- Übungen sind donnerstags 13:30-15:10
  - Betreuer der Übungen: Johannes Czech
  - Separater ZOOM Link wird über TUCAN noch mitgeteilt
  - MOODLE Page wird eingerichtet.



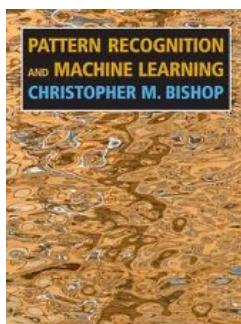
# Beispilliteratur aber es gibt noch sehr viel mehr



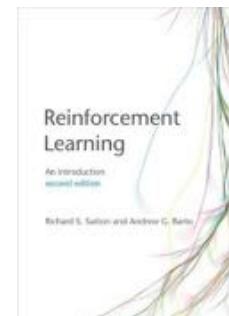
S. Russel, P. Norvig.  
Artificial Intelligence.  
Pearson Education. 2016



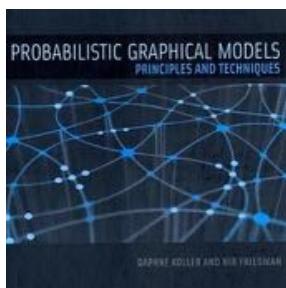
T. Hastie, R. Tibshirani, J. Friedman. The Elements of Statistical Learning. Springer, 2013.



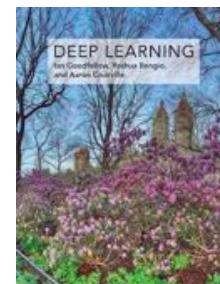
C.M. Bishop. Pattern Recognition and Machine Learning. Springer, 2006



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=W1S-HSakPTM&list=PL6MuV0DF6AuoviA41dtji6q-PM4hvAcNk>

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

[https://www.youtube.com/playlist?list=PLUI4u3cNGP63gFHB6xb-kVBiQHYe\\_4hSi](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.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.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](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/watch?v=lcVJ_zsynMc&list=PLI3nIOD-p5aoXrOzTd1P6CcLavu9rNtC-)

[https://www.youtube.com/playlist?list=PLO55OmE\\_itmkrT6us\\_Fv9G6S4npvtQwB\\_M](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://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=vT1JzLTH4G4&list=PLf7L7Kg8_FNxHATtLwDc eyh72QQL9pvpQ)

[https://www.youtube.com/watch?v=fpw26tpHGr8&list=PLTBdjV\\_4f-EJ7A2ilH5L5ztqqrWYjP2RI](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](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/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>