

KÜNSTLICHE INTELLIGENZ UND MASCHINELLES LERNEN: ÜBER DATEN, WISSEN UND ALGORITHMEN

Eyke Hüllermeier

Intelligente Systeme und Maschinelles Lernen

MEILENSTEINE DER KI



AlphaGo schlägt Lee Sedol (2016)



Watson gewinnt Jeopardy! (2011)



Deep Blue schlägt Garry Kasparov (1997)

MEILENSTEINE DER KI

*Wissen
+ Retrieval*



Watson gewinnt Jeopardy! (2011)



Deep Blue schlägt Garry Kasparov (1997)

*Algorithmik
+ Rechenleistung*

*Daten
+ Lernen*



AlphaGo schlägt Lee Sedol (2016)

MEILENSTEINE DER KI

*Gut und schnell
lernen können ...*



AlphaGo schlägt Lee Sedol (2016)

*Viel wissen und
auswendig lernen ...*



Watson gewinnt Jeopardy! (2011)



Fleißig sein ...

Deep Blue schlägt Garry Kasparov (1997)

WAS IST (KÜNSTLICHE) INTELLIGENZ?

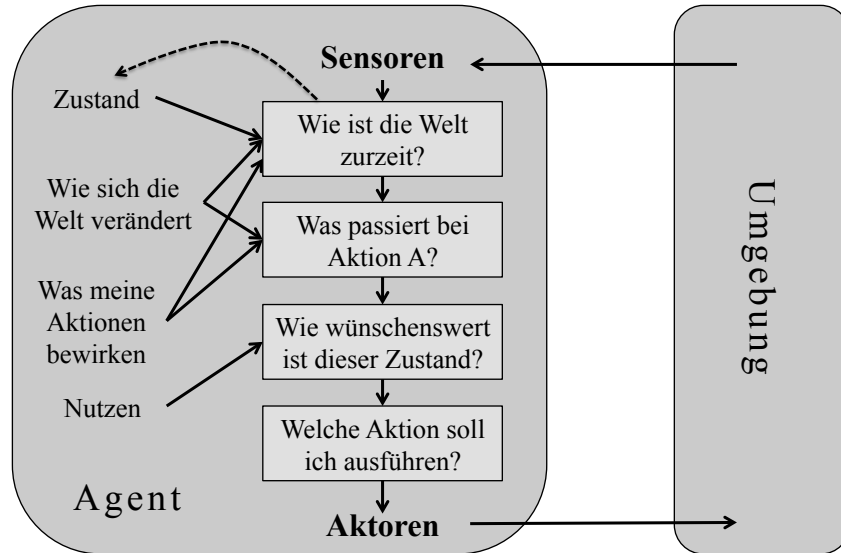
- *„Artificial Intelligence is the science of making machines do things that would require intelligence if done by men“ (M. Minsky, 1966)*
- Was bedeutet „Intelligenz“ (bzw. „intelligence“)?
 - Zahlen addieren/multiplizieren, Schach oder Go spielen, Gegenstände erkennen, Sprache verstehen, Bilder beschreiben, ...
 - *“AI is whatever hasn't been done yet“ (Hofstadter, 1980)*
- Erfordert KI ein Verständnis oder das Nachbilden menschlicher Intelligenz?
- Starke versus schwache KI (Computer ist intelligent versus Computer simuliert Intelligenz)
- Generelle versus domänenspezifische Intelligenz ...

WAS IST (KÜNSTLICHE) INTELLIGENZ?

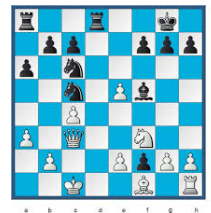
- Ideen der Formalisierung und Mechanisierung von Denkprozessen haben eine lange Historie und reichen bis in die Antike zurück (Aristoteles, Llull, Leibniz, Schickard, Church-Turing, ...).
- In der KI-Forschung existieren unterschiedliche Ansätze und Paradigmen, die unterschiedliche Aspekte betone:

	Denkprozesse	Verhalten
menschlich	Psychologie, Kognitions- wissenschaften	Turing Test
rational	Logik, Aristoteles‘ Syllogismen	<i>Maximierung des erwarteten Nutzens</i>

WAS IST (KÜNSTLICHE) INTELLIGENZ?



- KI-Systeme als „**problemlösende Agenten**“, die darauf abzielen, sich in ihrer jeweiligen Umgebung im Sinne einer zu lösenden Aufgabe möglichst rational zu verhalten.
- Zeichnen sich durch **Eigenschaften** wie Lernfähigkeit, Autonomie, Fehlertoleranz, Kooperativität, Robustheit, Selbstoptimierung, Adaptivität, Deduktionsfähigkeit und Selbsterklärungsfähigkeit aus.
- **Grundlagen** aus Informatik, Mathematik, Psychologie, Neurowissenschaften, Biologie, Philosophie, Linguistik, ...



MEILENSTEINE DER KI

Daten
+ **Lernen**



*Von der Welt der Spiele
in die Realität ...*

AlphaGo schlägt Lee Sedol (2016)

Wissen
+ **Retrieval**



Watson gewinnt Jeopardy! (2011)



Algorithmik
+ **Rechenleistung**

Deep Blue schlägt Garry Kasparov (1997)

ANWENDUNGEN DER KI



INDUSTRIE 4.0

PRECISION
MEDICINE



AUTONOMES
FAHREN

ANWENDUNGEN DER KI



INDUSTRIE 4.0

PRECISION
MEDICINE



Zustandsvektor
beschreibt die
Umgebung

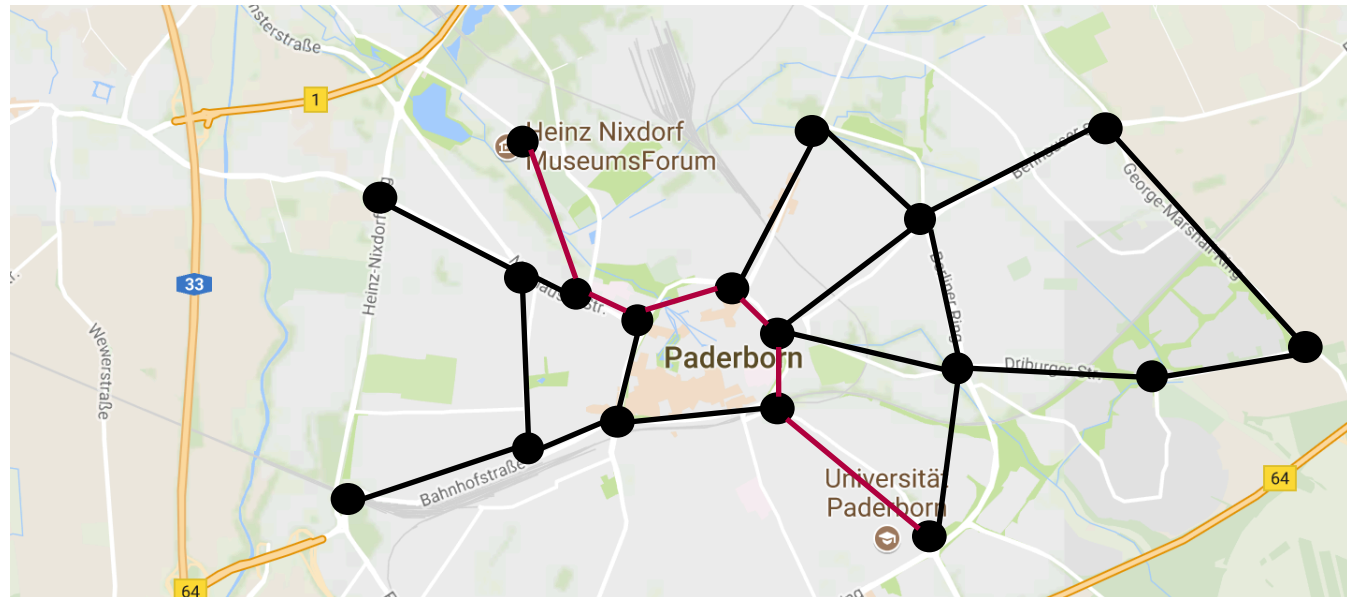
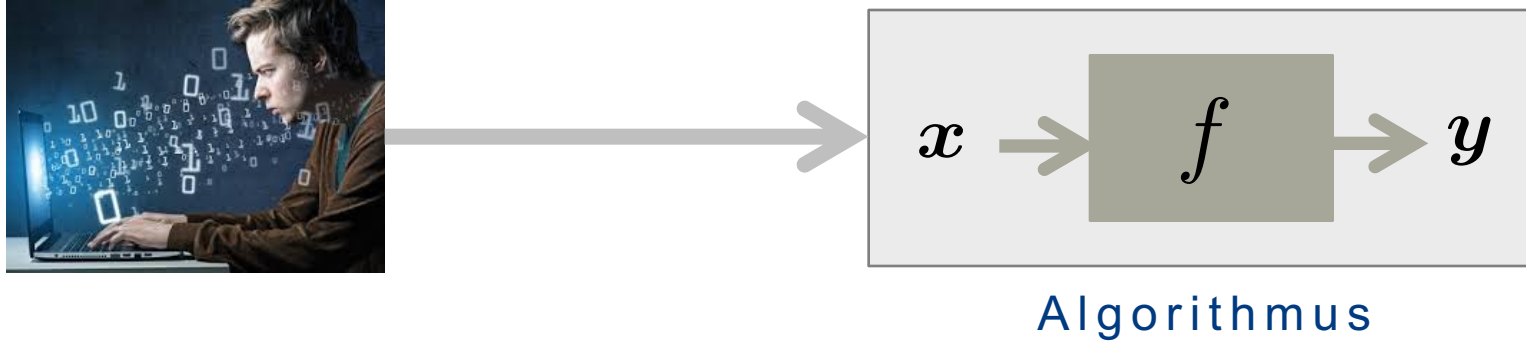


Aktion

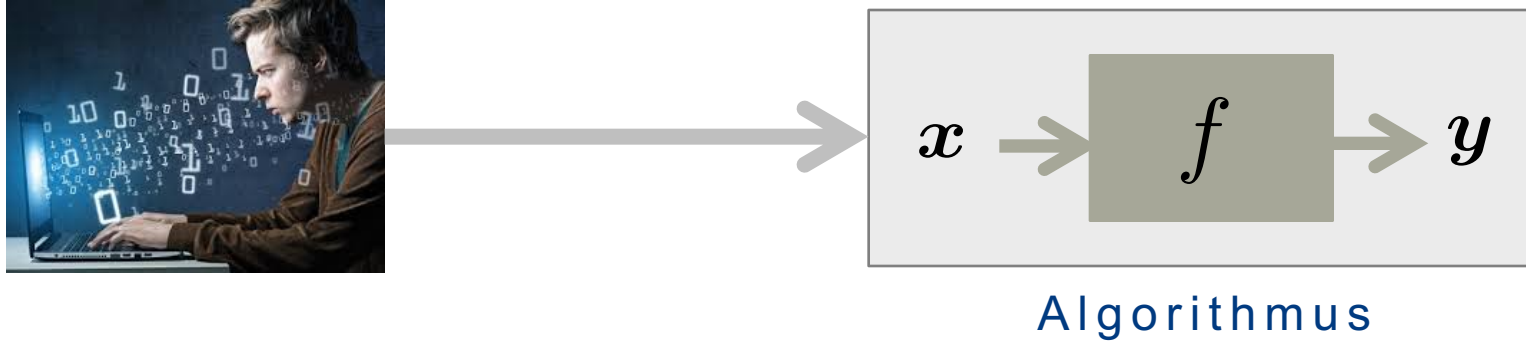


AUTONOMES
FAHREN

DER ALGORITHMISCHE ANSATZ



DER ALGORITHMISCHE ANSATZ



```
ALGORITHM shortest-path( $V, T$ )  
   $W := \{v_1\}$   
  ShortDist[ $v_1$ ] := 0  
  FOR each  $u$  in  $V - \{v_1\}$   
    ShortDist[ $u$ ] :=  $T[v_1, u]$   
  WHILE  $W \neq V$   
    MinDist := INFINITE  
    FOR each  $v$  in  $V - W$   
      IF ShortDist[ $v$ ] < MinDist  
        MinDist = ShortDist[ $v$ ]  
         $w := v$   
      END {if}  
    END {for}  
     $W := W \cup \{w\}$   
    FOR each  $u$  in  $V - W$   
      ShortDist[ $u$ ] := Min(ShortDis[ $u$ ], ShortDist[ $w$ ] +  $T[w, u]$ )  
    END {while}
```

DIE EVOLUTION INTELLIGENTER SYSTEME

```
function GetMin(var a: TList)
var
  i, min, mini: integer;
begin
  min := MaxInt;
  mini := 0;
  for i := 1 to a.len do
    if a.arr[i].G < min then
      begin
        min := a.arr[i].G;
        mini := i;
      end;
  end;
  GetMin := mini;
end;
```

klassische
Programmierung

```
mann(adam).
mann(tobias).
mann(frank).
frau(eva).
frau(daniela).
frau(ulrike).
vater(adam,tobias).
vater(tobias,frank).
vater(tobias,ulrike).
mutter(eva,tobias).
mutter(daniela,frank).
mutter(daniela,ulrike).
```

Wissensbasierte
Systeme

```
# Spot Check Algorithms
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier))
models.append(('NB', GaussianNaiveBayes))
models.append(('SVM', SVC))

# evaluate each model in turn
results = []
names = []
for name, model in models:
  kfold = cross_val_score(model, data, labels, cv=5)
  results.append(kfold.mean())
  names.append(name)
  msg = "%s: %f (%f)" % (name, kfold.mean(), kfold.std())
  print(msg)
```

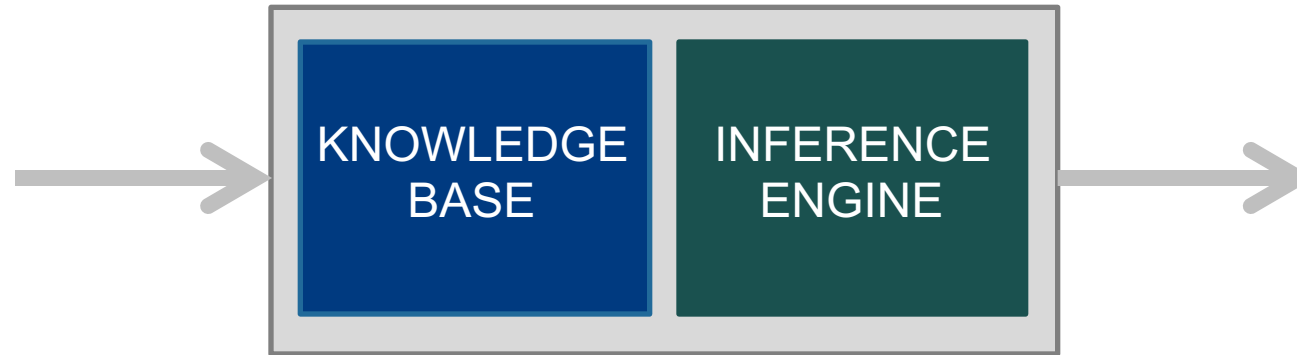
datengetriebenes
Problemlösen



automatisiertes
maschinelles Lernen

*... ist schwierig
für komplexe
Probleme*

WISSENSBASIERTE SYSTEME



EXPERTE

*Repräsentation von problem-
und domänenspezifischem
Wissen wie Fakten und Regeln.
„Was“ aber nicht „wie“!*



≠

INFORMATIKER

*Generische Kontrollstrukturen,
Programme = Theorien in formaler Logik,
eng verwandt zu deklarativen
Programmiersprachen*

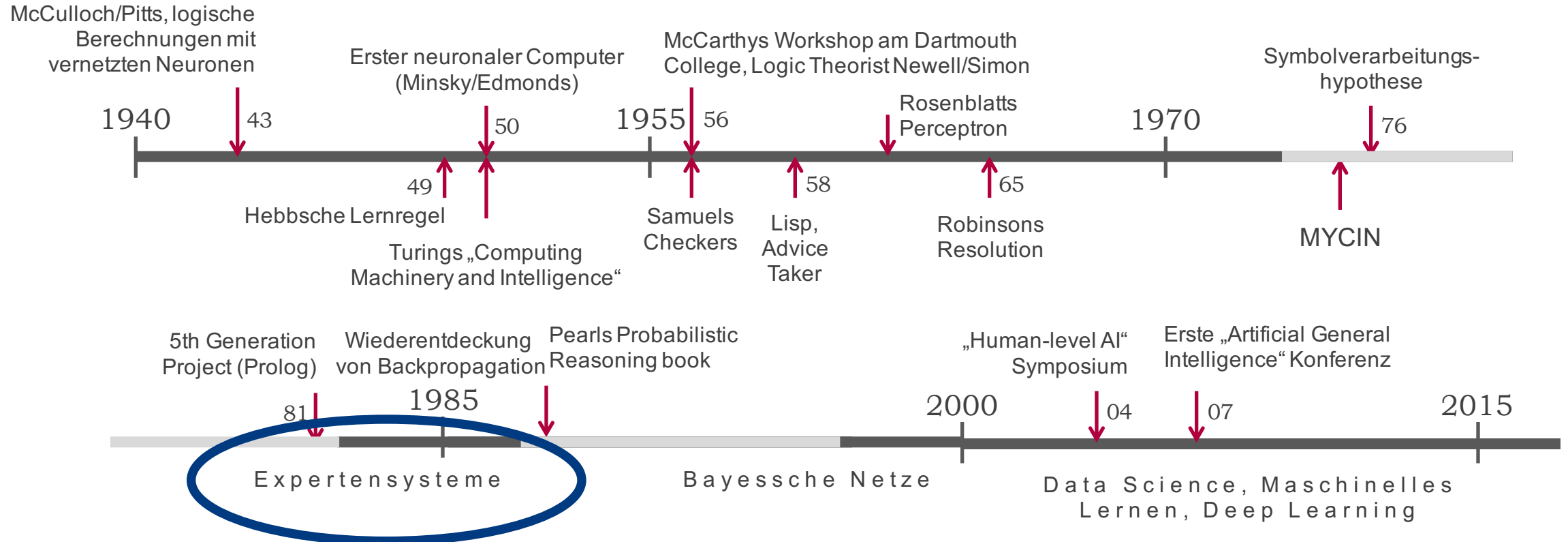


WISSENSBASIERTE SYSTEME

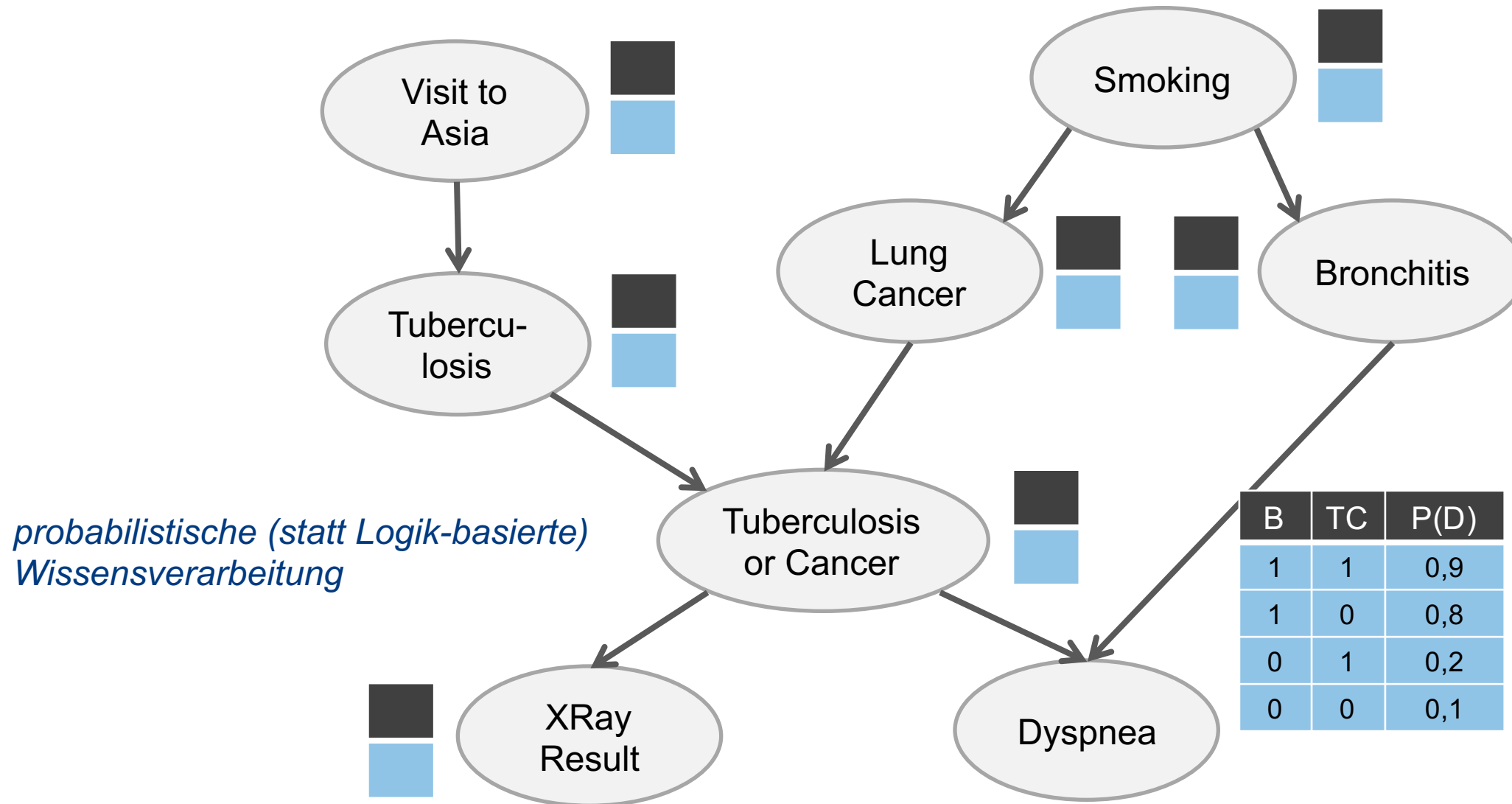
IF: (1) The therapy under consideration is one of:
cephalothin clindamycin erythromycin lincomycin
vancomycin, and
(2) Meningitis is an infectious disease diagnosis for
the patient

THEN: The therapy under consideration is not a potential
therapy for use against the organism

GESCHICHTE DER KI



GRAPHISCHE MODELLE



DIE EVOLUTION INTELLIGENTER SYSTEME

```
function GetMin(var a: TList)
var
  i, min, mini: integer;
begin
  min := MaxInt;
  mini := 0;
  for i := 1 to a.len do
    if a.arr[i].G < min then
      begin
        min := a.arr[i].G;
        mini := i;
      end;
  end;
  GetMin := mini;
end;
```

klassische
Programmierung

*... ist schwierig
für komplexe
Probleme*

```
mann(adam).
mann(tobias).
mann(frank).
frau(eva).
frau(daniela).
frau(ulrike).
vater(adam,tobias).
vater(tobias,frank).
vater(tobias,ulrike).
mutter(eva,tobias).
mutter(daniela,frank).
mutter(daniela,ulrike).
```

Wissensbasierte
Systeme

*... leidet unter dem
Flaschenhals des
Wissenserwerbs*

```
# Spot Check Algorithms
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier))
models.append(('NB', GaussianNaiveBayes))
models.append(('SVM', SVC))

# evaluate each model in turn
results = []
names = []
for name, model in models:
  kfold = cross_val_score(model, data, labels, cv=5)
  cv_results = cross_val_score(model, data, labels, cv=5)
  results.append(cv_results)
  names.append(name)
  msg = "%s: %f (%f)" % (name, kfold.mean(), kfold.std())
  print(msg)
```

datengetriebenes
Problemlösen



automatisiertes
maschinelles Lernen

AUTOMATISIERUNG MENSCHLICHER FÄHIGKEITEN

Menschliche Fähigkeiten sind nicht immer einfach zu beschreiben!

AUTOMATISIERUNG MENSCHLICHER FÄHIGKEITEN

Menschliche Fähigkeiten sind nicht immer einfach zu beschreiben!



$$x \in \mathbb{R}^N$$



MANN
oder
FRAU

$$y \in \{0, 1\}$$

AUTOMATISIERUNG MENSCHLICHER FÄHIGKEITEN

Menschliche Fähigkeiten sind nicht immer einfach zu beschreiben!

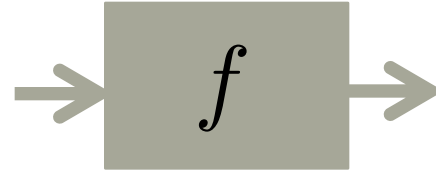
For example, a
reduction of the
search space does not
immediately imply
better solutions.



Eine Beschränkung des
Suchraums führt
beispielsweise nicht
unmittelbar zu
besseren Lösungen.

AUTOMATISIERUNG MENSCHLICHER FÄHIGKEITEN

Optimal Sample Complexity of M -wise Data for Top- K Ranking	
Algorithm 1 Rank Centrality (Negahban et al., 2012) Input the collection of statistics $s = \{s_{\mathcal{I}} : \mathcal{I} \in \mathcal{E}^{(M)}\}$. Convert the M-wise sample for each hyper-edge $\mathcal{I}$ into M pairwise samples: 1. Choose a circular permutation of the items in $\mathcal{I}$ uniformly at random, 2. Break it into the M pairs of adjacent items, and denote the set of pairs by $\phi(\mathcal{I})$, 3. Use the (pairwise) data of the pairs in $\phi(\mathcal{I})$. Compute the transition matrix $\hat{P} = [\hat{P}_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$: $\hat{P}_{ij} = \begin{cases} \frac{y_{ij}^L - y_{ij}^R}{1 - \sum_{k \neq j} \hat{P}_{kj}} & \text{if } i \neq j; \\ 0 & \text{otherwise,} \end{cases}$ where $d_{\max}$ is the maximum out-degree of vertices in $\mathcal{E}$. Output the stationary distribution of matrix $\hat{P}$. $y_{ij} := \sum_{\mathcal{I} : (i,j) \in \phi(\mathcal{I})} \frac{1}{L} \sum_{t=1}^L y_{ij,t}^{(\mathcal{I})}. \quad (16)$ In an ideal scenario where we obtain an infinite number of samples per M-wise comparison, i.e., $L \rightarrow \infty$, sufficient statistics $\frac{1}{L} \sum_{t=1}^L y_{ij,t}^{(\mathcal{I})}$ converge to $\frac{w_i w_j}{w_i + w_j}$, as the PL model is a natural generalized version of the BTL model. Then, the constructed matrix $\hat{P}$ defined in Algorithm 1 becomes a matrix P whose entries $[P_{ij}]_{1 \leq i, j \leq n}$ are defined as $P_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{2d_{\max}} \sum_{\mathcal{I} : (i,j) \in \phi(\mathcal{I})} \frac{w_i w_j}{w_i + w_j} & \text{for } \mathcal{I} \in \mathcal{E}^{(M)}; \\ 1 - \sum_{k \neq j} P_{kj} & \text{if } i = j; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (17)$ The entries for observed item pairs represent the relative likelihood of item i being preferred over item j. Intuitively, random walks of P in the long run visit some states more often, if they have been preferred over other frequently-visited states and/or preferred over many other states. The random walks are reversible as $w_i P_{ji} = w_j P_{ij}$ holds, and irreducible under the connectivity assumption. Once we obtain the unique stationary distribution, it is equal to $w = \{w_1, \dots, w_n\}$ up to some constant scaling. It is clear that random walks of P, a noisy version of P, will give us an approximation of w. The algorithm et al., 2013) directly follows the ordering evaluated in each sample, if it is $1 < 2 < \dots < M-1 < M$. It is broken into pairs of adjacent items: $1 < 2$ up to $M-1 < M$. Our method turns out to be consistent, i.e., $\frac{P_{ij} w_i}{P_{ji} w_j} = \frac{w_i}{w_j}$ (see (17)), whereas the adjacent breaking method is not (Azan Soutani et al., 2013).	adopts a power method, known to be computationally efficient in obtaining the leading eigenvalue of a sparse matrix (Meirovitch, 1997), to obtain the stationary distribution. 3.2. Proof outline To outline the proof of Theorem 2, let us introduce Theorem 3. We show that Theorem 3 leads to Theorem 2. Theorem 3. When Rank Centrality is employed, with high probability, the ℓ_∞ norm estimation error is upper-bounded by $\frac{\ \hat{w} - w\ _\infty}{\ w\ _\infty} \leq \sqrt{\frac{n \log n}{\binom{n}{M} p L}} \sqrt{\frac{1}{M}}, \quad (18)$ where $p \geq c_1(M-1) \sqrt{\frac{\log n}{\binom{n}{M}}}$, and c_1 is some numerical constant. Let $\ w\ _\infty = w_{\max} = 1$ for ease of demonstration. Suppose $\Delta_K = w_K - w_{K+1} \geq \sqrt{\frac{\log n}{\binom{n}{M} p L}} \sqrt{\frac{1}{M}}$. Then, $\begin{aligned} \hat{w}_i - \hat{w}_j &\geq w_i - w_j - \hat{w}_i - w_i - \hat{w}_j - w_j \\ &\geq w_K - w_{K+1} - 2\ \hat{w} - w\ _\infty > 0, \end{aligned} \quad (19)$ for all $1 \leq i \leq K$ and $j \geq K+1$. That is, the top-K items are identified as desired. Hence, as long as $\Delta_K \geq \sqrt{\frac{\log n}{\binom{n}{M} p L}} \sqrt{\frac{1}{M}}$, i.e., $\binom{n}{M} p L \geq \frac{n \log n}{25K^2 M}$, reliable top-$K$ ranking is achieved with the sample size of $\frac{n \log n}{25K^2 M}$. Now, let us prove Theorem 3. To find an ℓ_∞ error bound, we first derive an upper bound on the point-wise error between the score estimate of item i and its true score, which consists of three terms: $\begin{aligned} \hat{w}_i - w_i &\leq \hat{w}_i - w_i \hat{P}_{ii} + \sum_{j:j \neq i} \hat{w}_j - w_j \hat{P}_{ij} \\ &\quad + \left \sum_{j:j \neq i} (w_i + w_j) (P_{ji} - P_{ij}) \right . \end{aligned} \quad (20)$ This can be obtained applying $\hat{w} = P\hat{w}$ and $w = Pw$. We obtain upper bounds on these three terms as follows. $\hat{P}_{ii} < 1, \quad (21)$ $\left \sum_{j:j \neq i} (w_i + w_j) (P_{ji} - P_{ij}) \right \leq \sqrt{\frac{n \log n}{\binom{n}{M} p L}} \sqrt{\frac{1}{M}}, \quad (22)$ $\sum_{j:j \neq i} \hat{w}_j - w_j \hat{P}_{ij} \leq \sqrt{\frac{n \log n}{\binom{n}{M} p L}} \sqrt{\frac{1}{M}}, \quad (23)$ with high probability (see Lemmas 1, 2 and 3 in the supplementary for details). One can see that the inequalities (21)



Abstract

Given a sample of instances with binary labels, the top ranking problem is to produce a ranked list of instances where the *head* of the list is dominated by positives. Popular existing approaches to this problem are based on surrogates to a performance measure known as the fraction of positives of the top (PTop). In this paper, we show that the measure and its surrogates have an undesirable property: for certain noisy distributions, it is optimal to trivially predict *the same score for all instances*. We propose a simple rectification of the measure which avoids such trivial solutions, while still focussing on the head of the ranked list and being as easy to optimise.

AUS DATEN LERNEN

Statt eine Lösung direkt (algorithmisch oder wissensbasiert) zu entwickeln, ist es einfacher ...

- **Beispiele** zu zeigen und diese vom System **generalisieren** zu lassen



AUS DATEN LERNEN

Statt eine Lösung direkt (algorithmisch oder wissensbasiert) zu entwickeln, ist es einfacher ...

- **Beispiele** zu zeigen und diese vom System **generalisieren** zu lassen



MANN

- das System **probieren** zu lassen und **Feedback** zu geben



AUS DATEN LERNEN

Statt eine Lösung direkt (algorithmisch oder wissensbasiert) zu entwickeln, ist es einfacher ...

- **Beispiele** zu zeigen und diese vom System **generalisieren** zu lassen



- das System **probieren** zu lassen und **Feedback** zu geben



- etwas **vorführen** und das System **imitieren** zu lassen



AUS DATEN LERNEN

Statt eine Lösung direkt (algorithmisch oder wissensbasiert) zu entwickeln, ist es einfacher ...

- **Beispiele** zu zeigen und diese vom System **generalisieren** zu lassen



→ *supervised learning*

- das System **probieren** zu lassen und **Feedback** zu geben



→ *reinforcement learning*

- etwas **vorführen** und das System **imitieren** zu lassen



→ *imitation learning*

TRAINIEREN STATT PROGRAMMIEREN

☰ **SPIEGEL ONLINE** DER SPIEGEL SPIEGEL TV



Der selbstfahrende SUV im Video:



SPIEGEL ONLINE



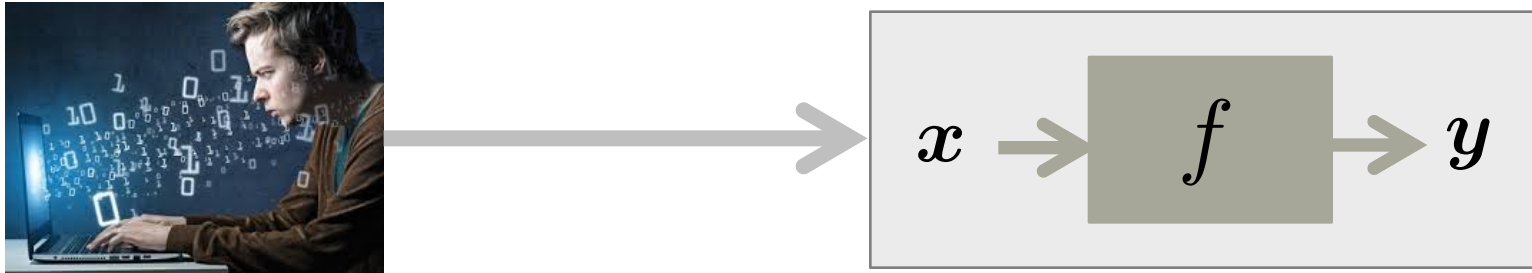
Das mathematische Geflecht dahinter ist kompliziert, aber das Ergebnis ein Fortschritt bei der Entwicklung: **Trainieren statt programmieren**. Diese Methode wird als Maschinelles Lernen oder Deep Learning bezeichnet.

ANZEIGE

Eurojackpot

Spiegel Online,
5. Februar 2017

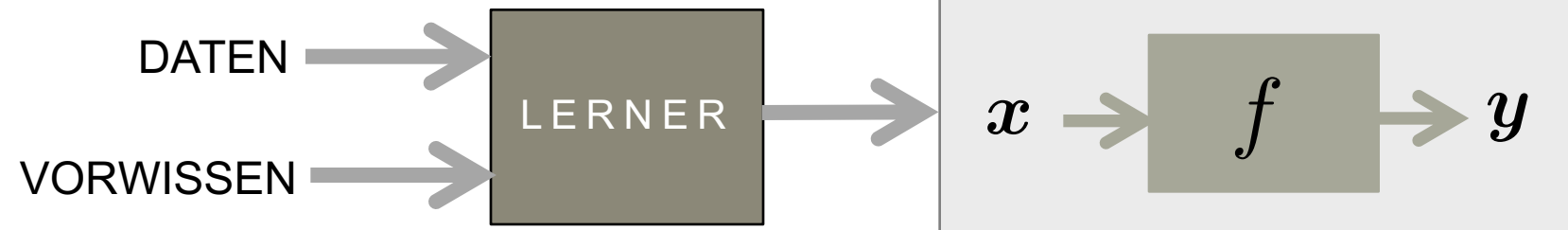
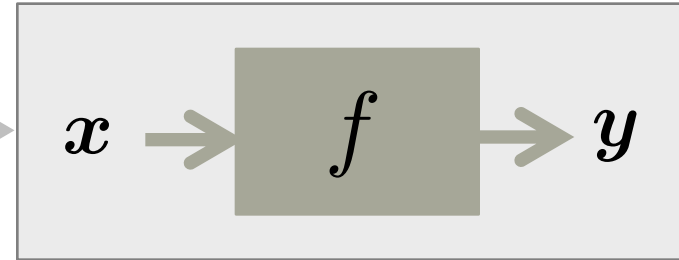
AUS DATEN LERNEN



“Machine learning is the science of getting computers to act without being explicitly programmed.”

Andrew Ng, 2013

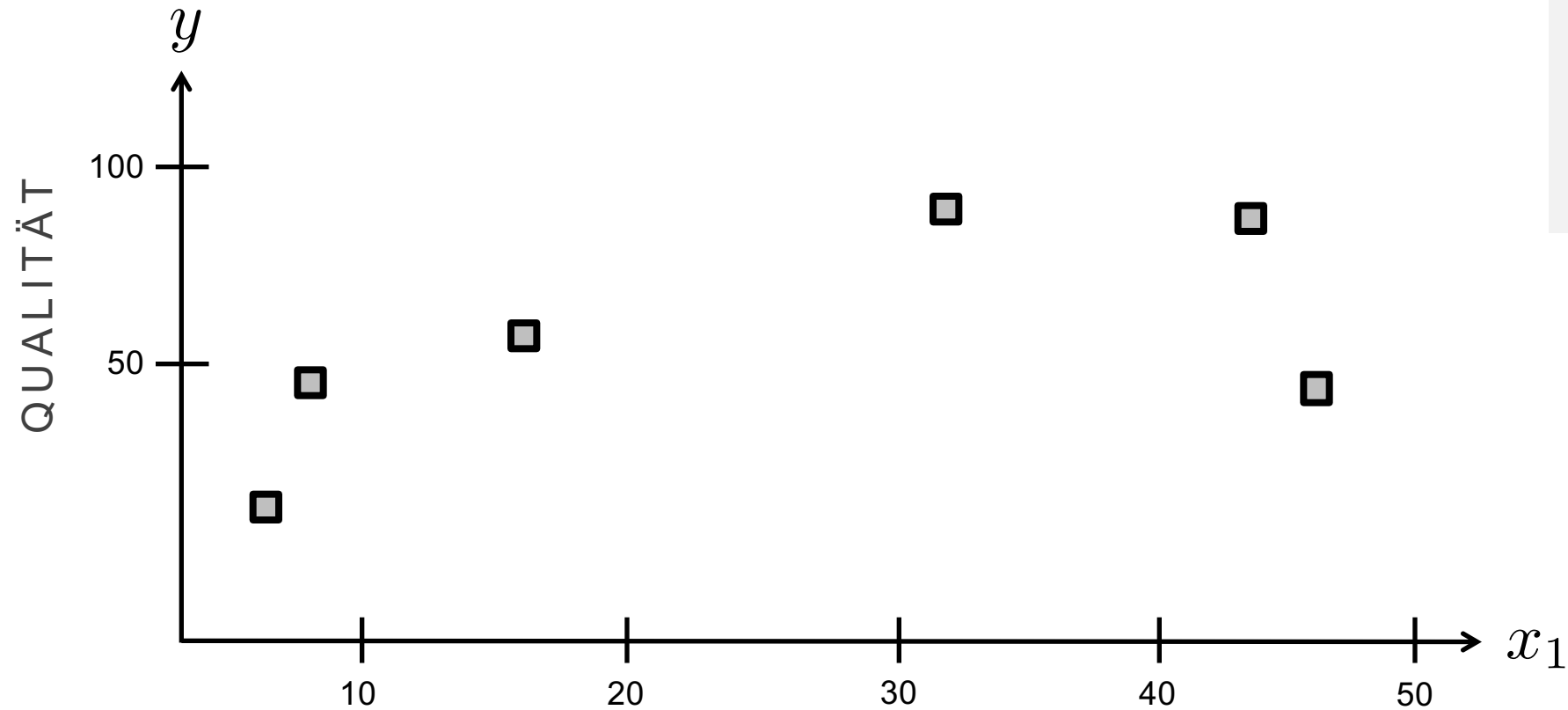
AUS DATEN LERNEN



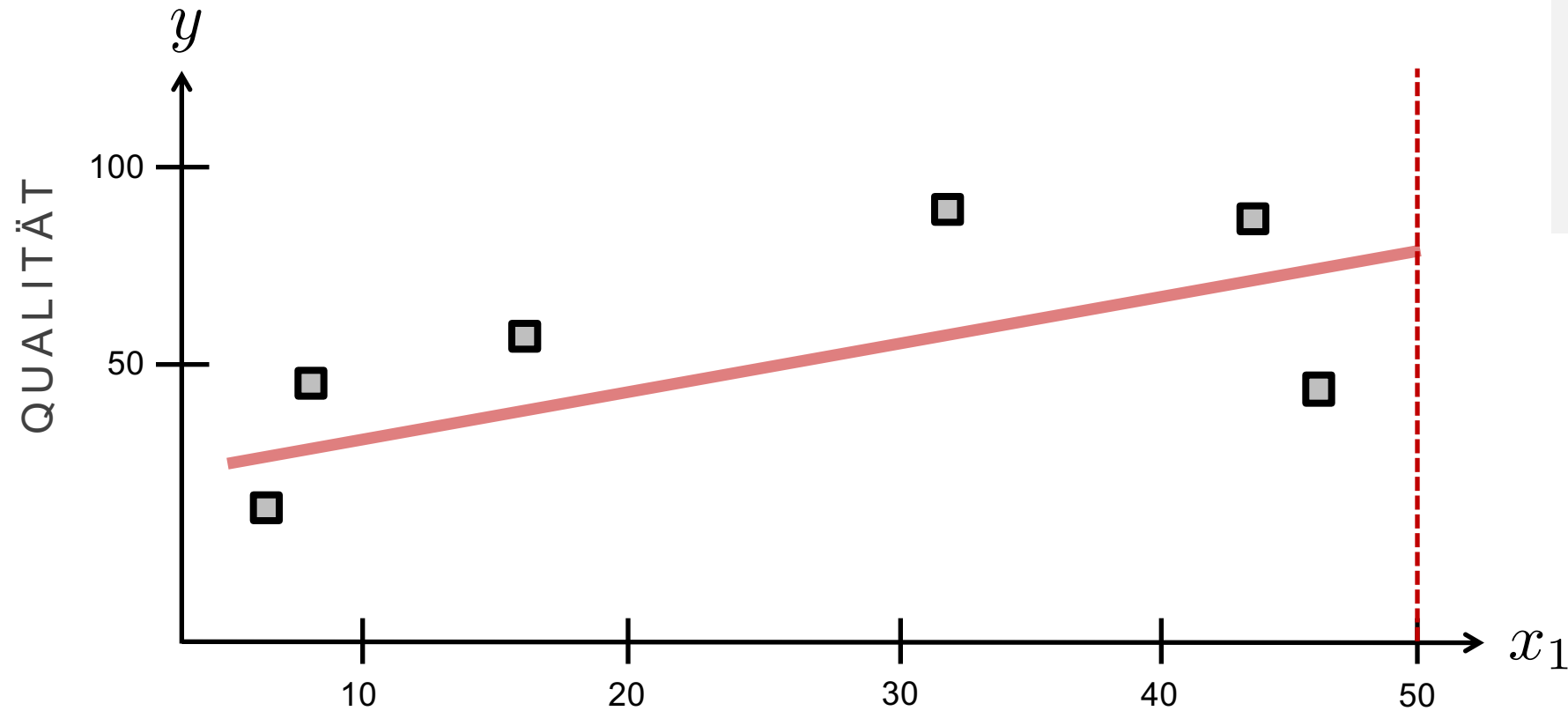
DATEN UND WISSEN



DATEN UND WISSEN

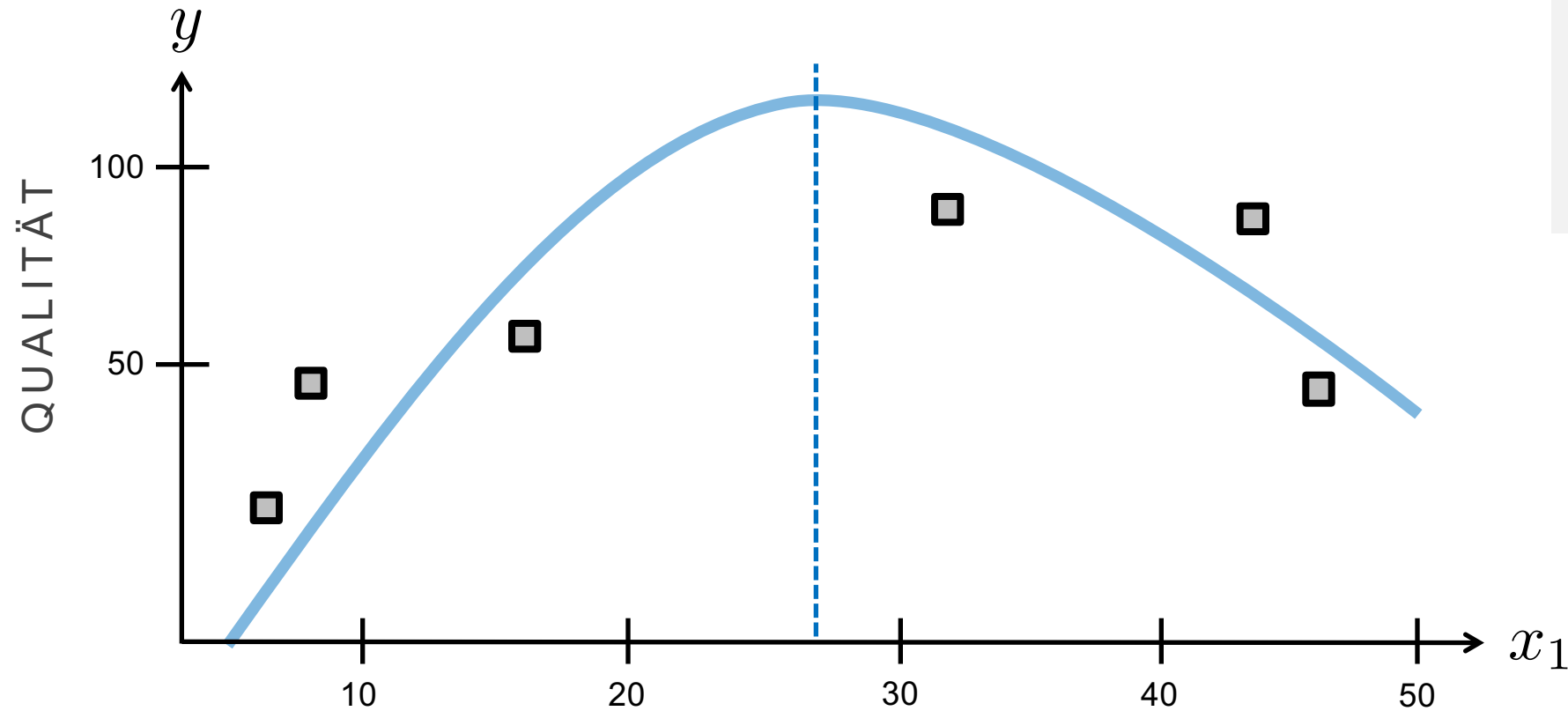


DATEN UND WISSEN



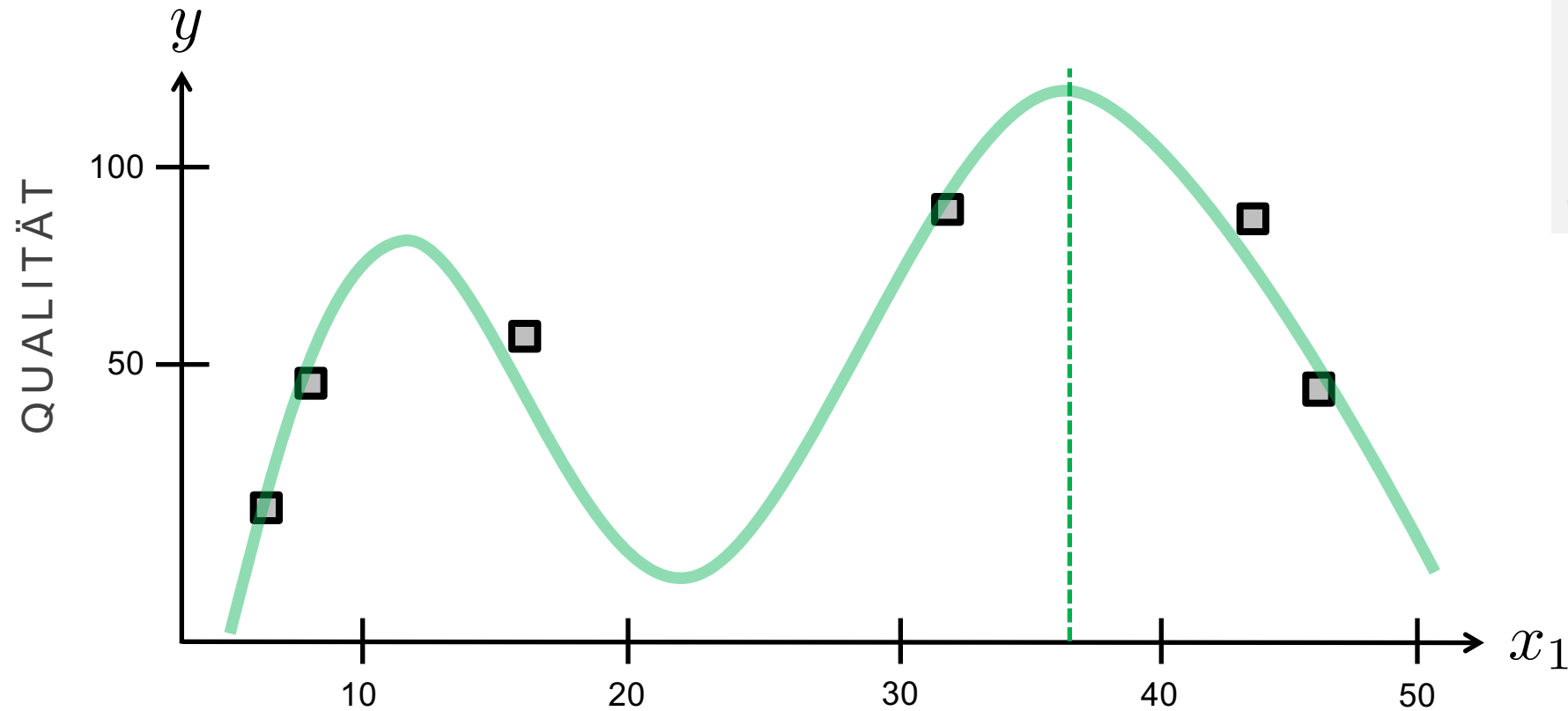
Einfacher Zusammenhang,
hohe Messfehler

DATEN UND WISSEN



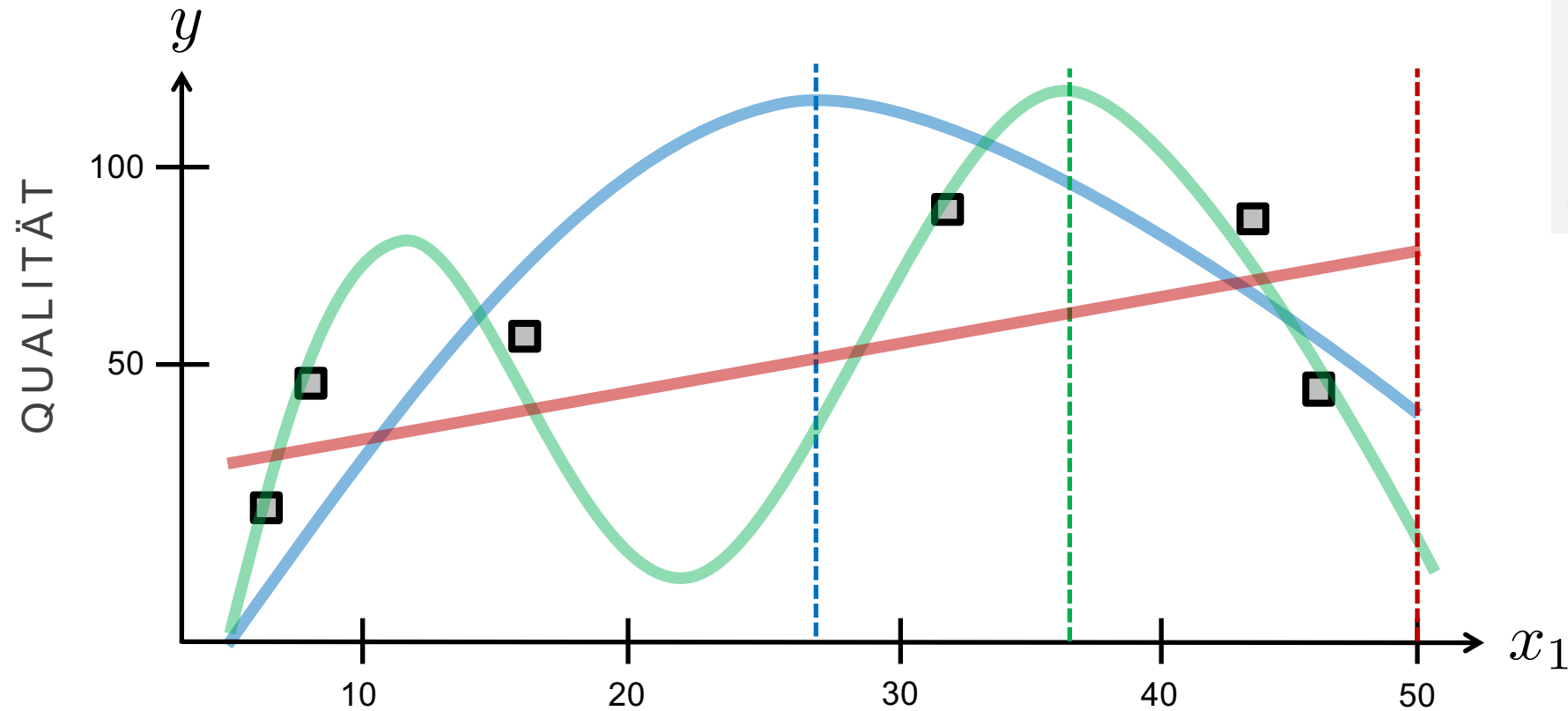
Unimodaler Zusammenhang,
mittlere Messfehler

DATEN UND WISSEN



Komplexer Zusammenhang,
geringe Messfehler

DATEN UND WISSEN

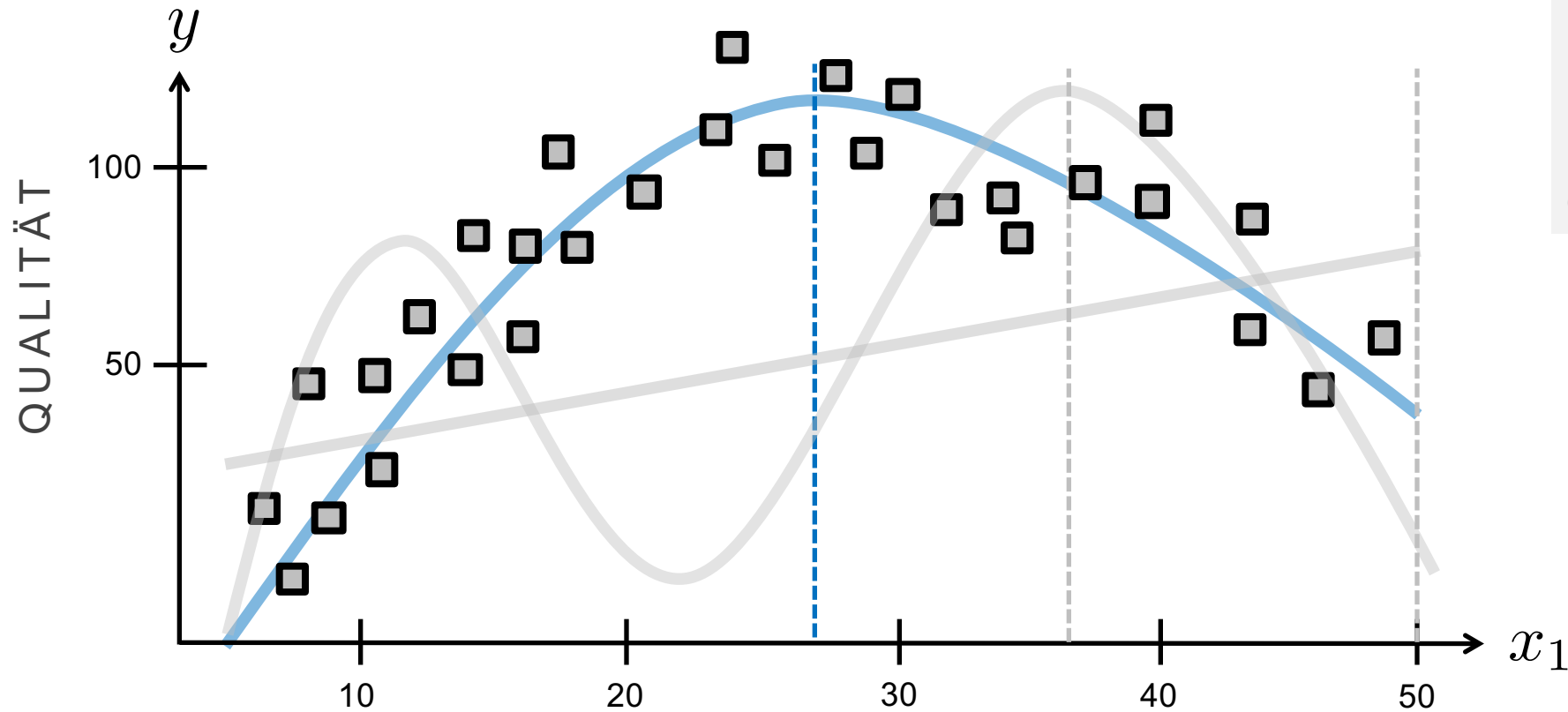


Einfacher Zusammenhang,
hohe Messfehler

Unimodaler Zusammenhang,
mittlere Messfehler

Komplexer Zusammenhang,
geringe Messfehler

VIEL HILFT VIEL ...



Einfacher Zusammenhang,
hohe Messfehler

Unimodaler Zusammenhang,
mittlere Messfehler

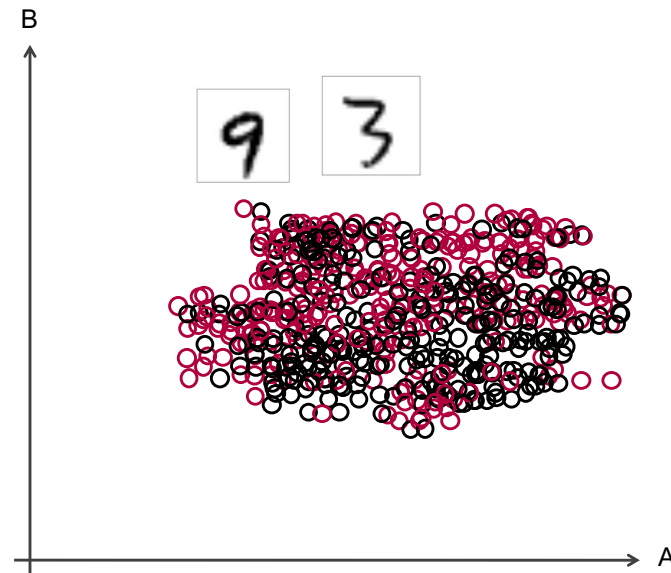
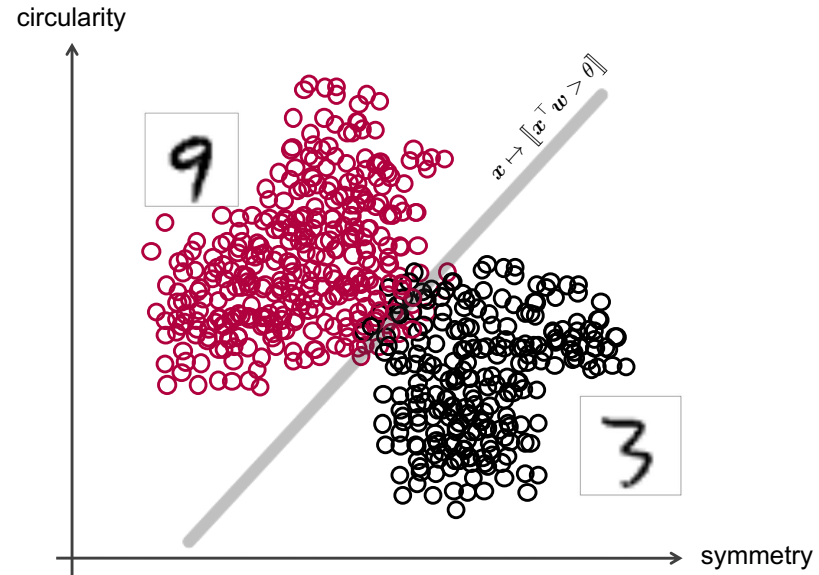
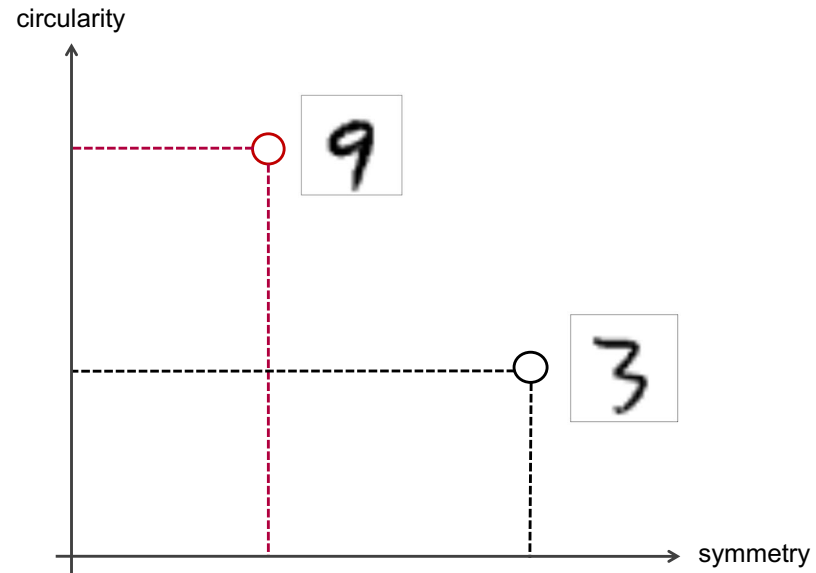
Komplexer Zusammenhang,
geringe Messfehler

VIEL HILFT VIEL ...

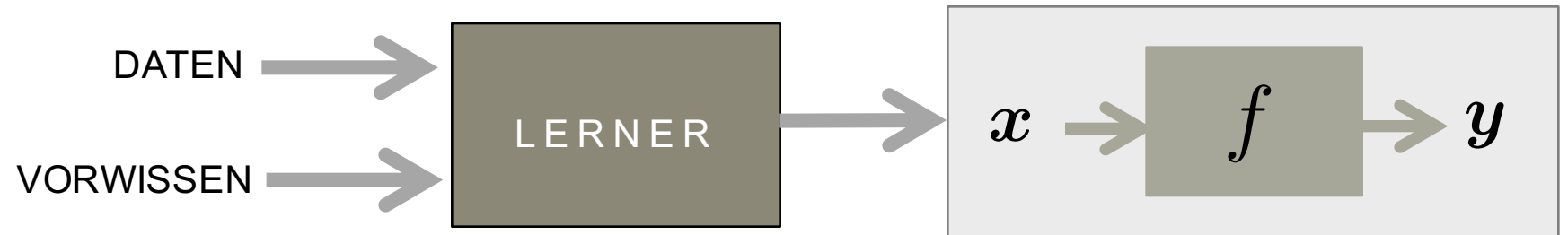
*... aber 1000 Datenpunkte sind nicht mehr viel in 10 Dimensionen,
und verschwindend wenig in 100 Dimensionen.*



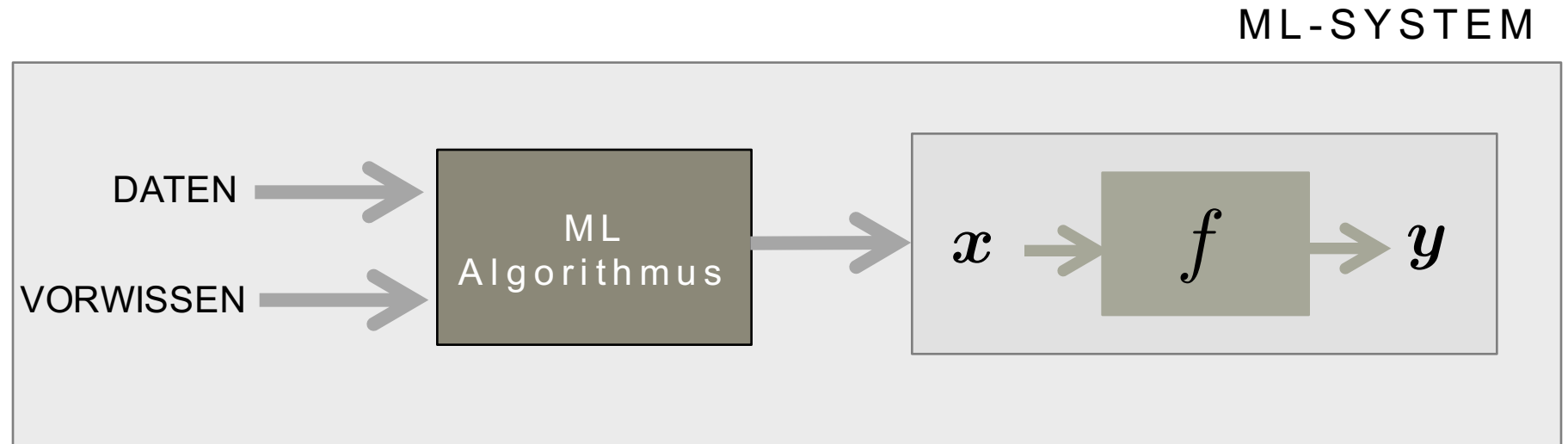
AUS DATEN LERNEN



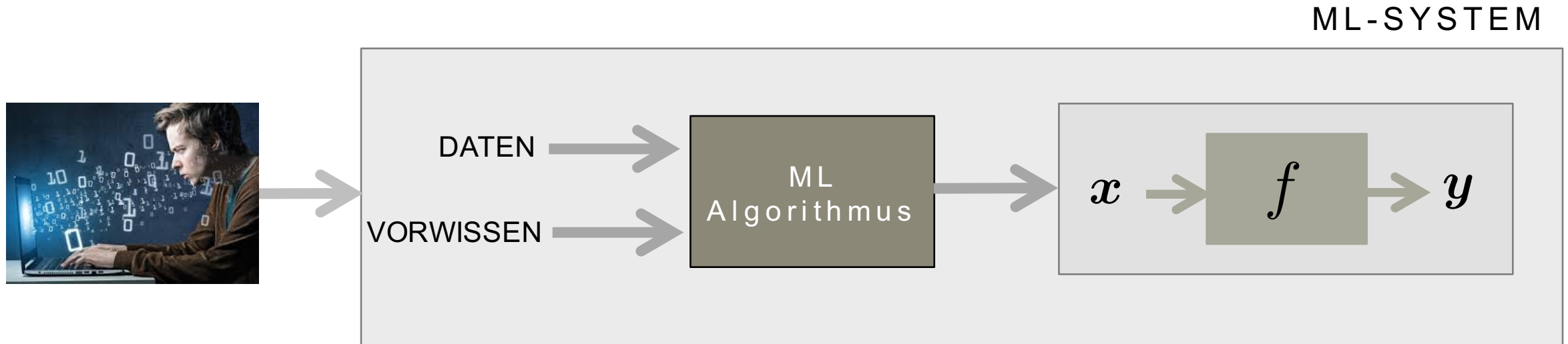
ML-BASIERTES PROBLEMLÖSEN



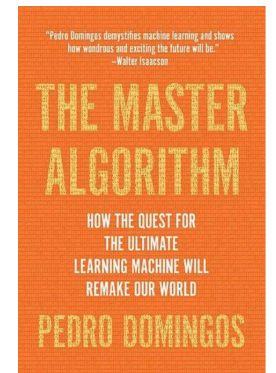
ML-BASIERTES PROBLEMLÖSEN



ML-BASIERTES PROBLEMLÖSEN



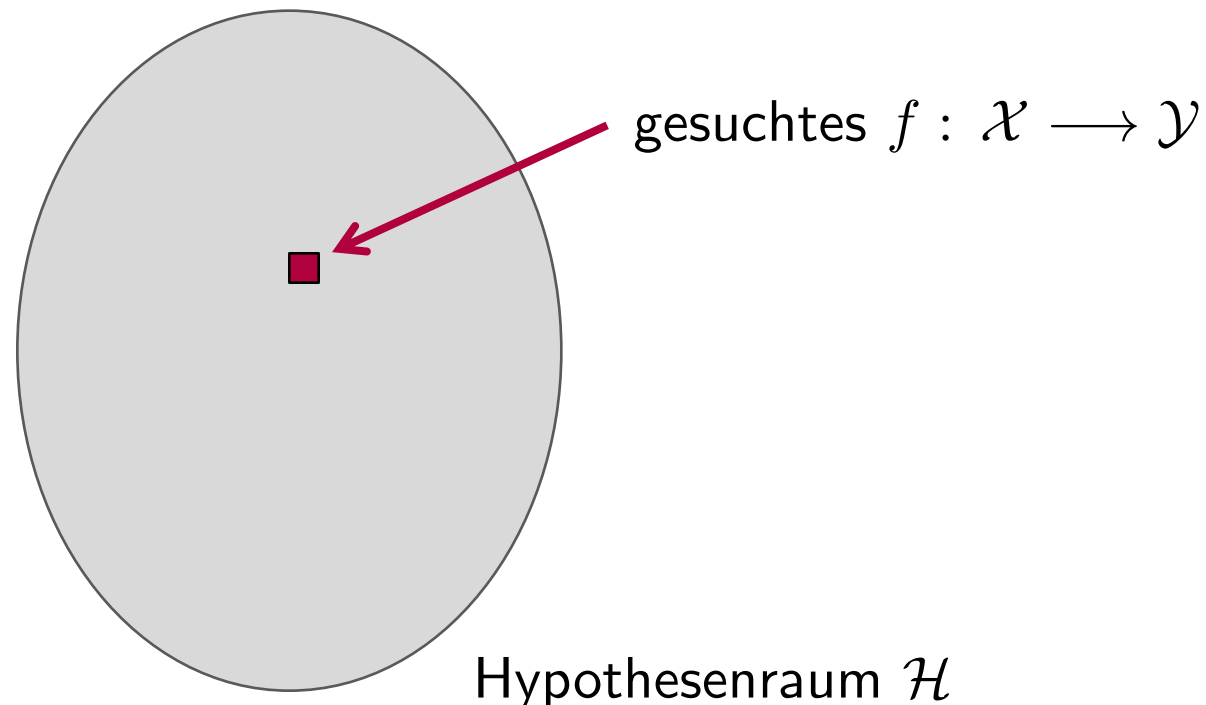
- Algorithmus wird nicht mehr für das ursprüngliche Problem benötigt, aber für das **Problem, wie man lernt, dieses Problem zu lösen.**
- Der eigentliche Algorithmus wird mithilfe eines “**Meta-Algorithmus**” unter **Verwendung von Daten** erzeugt.
- Datengetriebene Algorithmenentwicklung bzw. datengetriebenes Problemlösen.



VON DER VERIFIKATION ZU PAC GARANTIEEN

Probably Approximately Correct (PAC) Lernen: *Effizientes Finden einer Hypothese, die mit hoher Wahrscheinlichkeit „gut“ ist!*

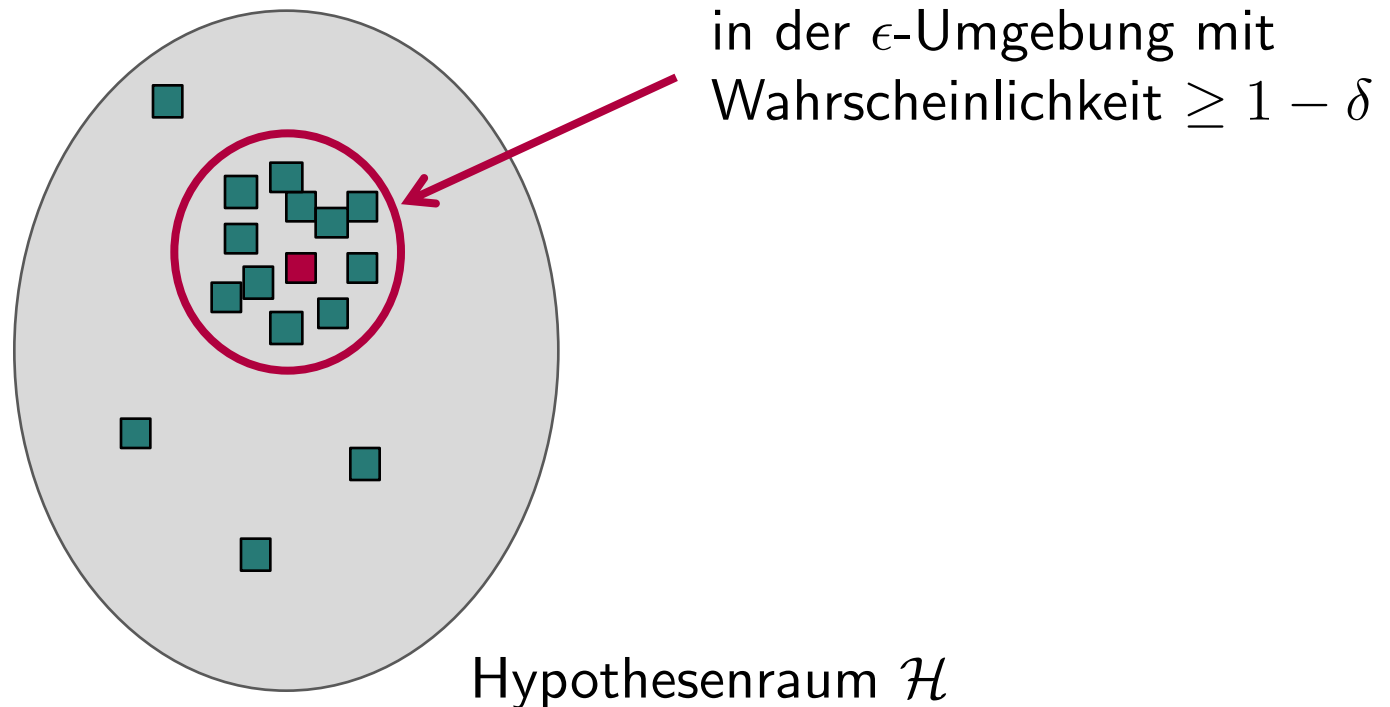
ACM Turing Award 2010 for Leslie G. Valiant



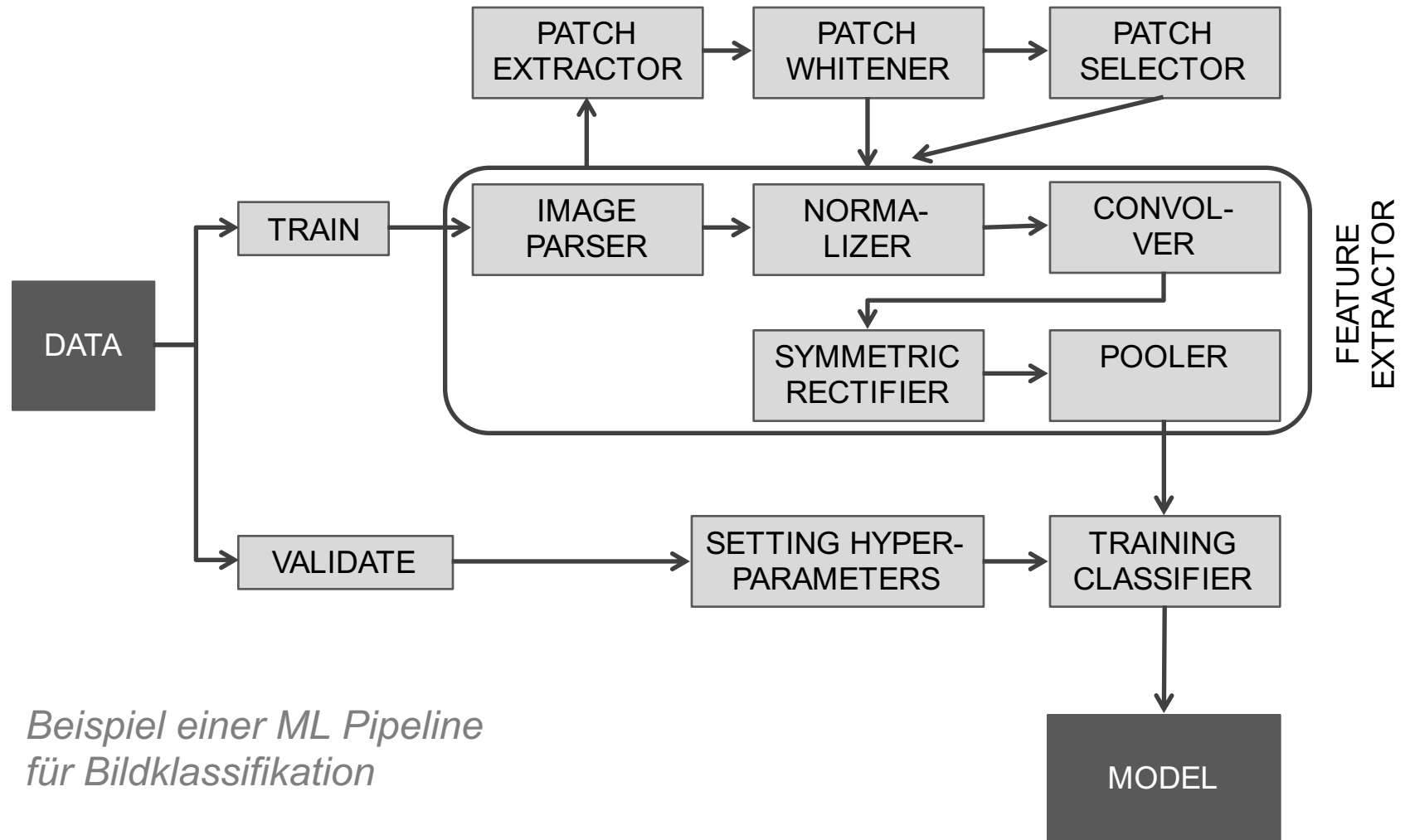
VON DER VERIFIKATION ZU PAC GARANTIEN

Probably Approximately Correct (PAC) Lernen: *Effizientes Finden einer Hypothese, die mit hoher Wahrscheinlichkeit „gut“ ist!*

ACM Turing Award 2010 for Leslie G. Valiant



ML-BASIERTES PROBLEMLÖSEN

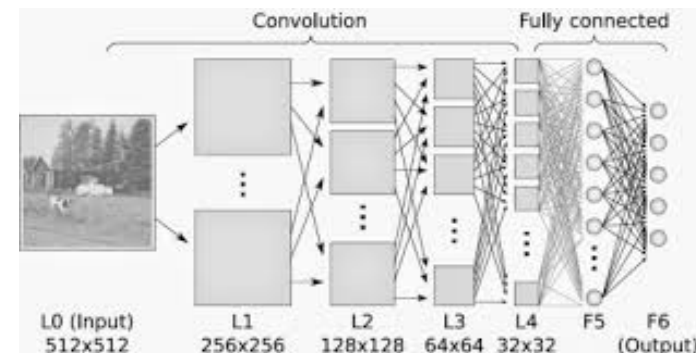


*Beispiel einer ML Pipeline
für Bildklassifikation*

ML-BASIERTES PROBLEMLÖSEN

Ein tiefes neuronales Netz (CNN) kann leicht mehr als 40 Hyper-Parameter haben:

- number of hidden units
- activation function
- convolution kernel width
- implicit zero padding
- weight decay coefficient
- loss function
- weight initialization
- learning rate
- batch size
- dropout rate
- ...



Das praktische Lösen eines ML Problems geht einher mit der expliziten oder impliziten Festlegung tausender Freiheitsgrade ...

DIE EVOLUTION INTELLIGENTER SYSTEME

```
function GetMin(var a: TList)
var
  i, min, mini: integer;
begin
  min := MaxInt;
  mini := 0;
  for i := 1 to a.len do
    if a.arr[i].G < min then
      begin
        min := a.arr[i].G;
        mini := i;
      end;
  end;
  GetMin := mini;
end;
```

klassische
Programmierung

*... ist schwierig
für komplexe
Probleme*

```
mann(adam).
mann(tobias).
mann(frank).
frau(eva).
frau(daniela).
frau(ulrike).
vater(adam,tobias).
vater(tobias,frank).
vater(tobias,ulrike).
mutter(eva,tobias).
mutter(daniela,frank).
mutter(daniela,ulrike).
```

Wissensbasierte
Systeme

*... leidet unter dem
Flaschenhals des
Wissenserwerbs*

```
# Spot Check Algorithms
models = []
models.append(('LR', LogisticRegression))
models.append(('LDA', LinearDiscriminantAnalysis))
models.append(('KNN', KNeighborsClassifier))
models.append(('CART', DecisionTreeClassifier))
models.append(('NB', GaussianNaiveBayes))
models.append(('SVM', SVC))

# evaluate each model in turn
results = []
names = []
for name, model in models:
  kfold = cross_val_score(model, data, labels, cv=5)
  cv_results = cross_val_score(model, data, labels, cv=5)
  results.append(cv_results)
  names.append(name)
  msg = "%s: %f (%f)" % (name, kfold.mean(), kfold.std())
  print(msg)
```

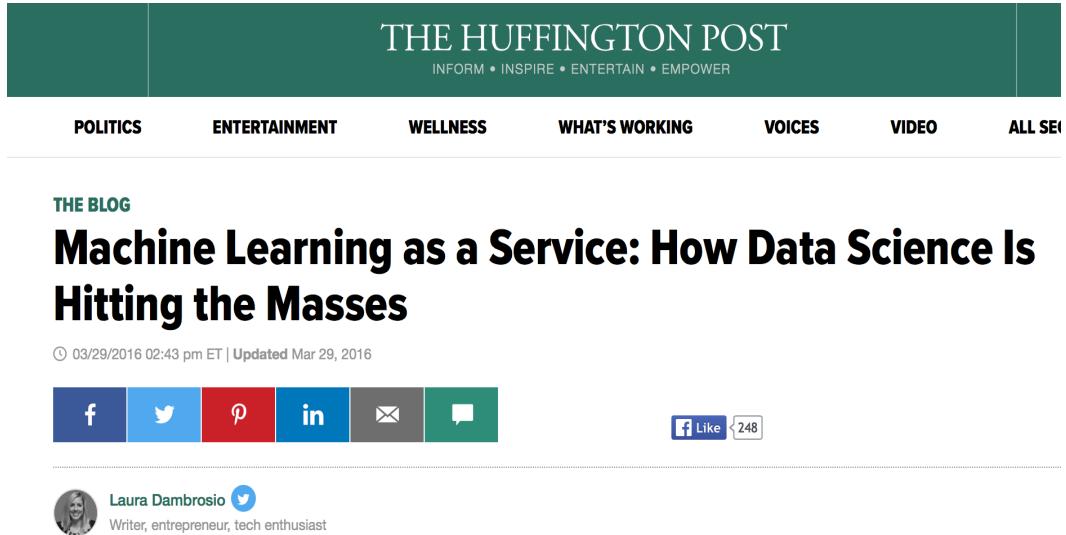
datengetriebenes
Problemlösen

*... erfordert
hohes Maß an
Expertise in ML*



automatisiertes
maschinelles Lernen

AUTOMATISIERTES MASCHINELLES LERNEN



The screenshot shows the top portion of a Huffington Post article. The header is dark green with the site's name and tagline. Below it is a navigation bar with various categories. The article title is prominent, followed by a timestamp and a row of social media sharing icons. The author's name and bio are listed at the bottom of the visible section.

THE HUFFINGTON POST
INFORM • INSPIRE • ENTERTAIN • EMPOWER

POLITICS ENTERTAINMENT WELLNESS WHAT'S WORKING VOICES VIDEO ALL SEI

THE BLOG

Machine Learning as a Service: How Data Science Is Hitting the Masses

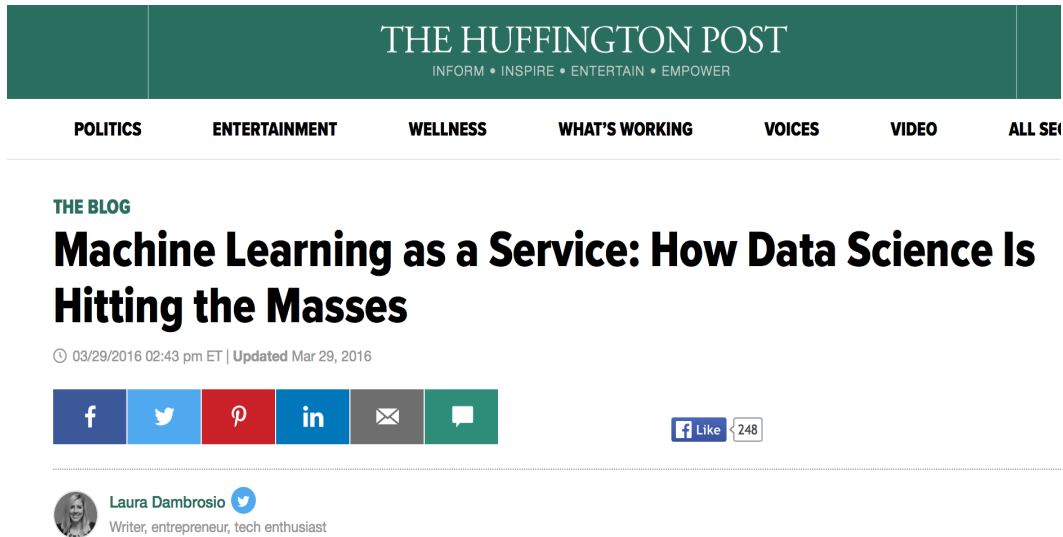
🕒 03/29/2016 02:43 pm ET | Updated Mar 29, 2016

f t p in ✉ 💬

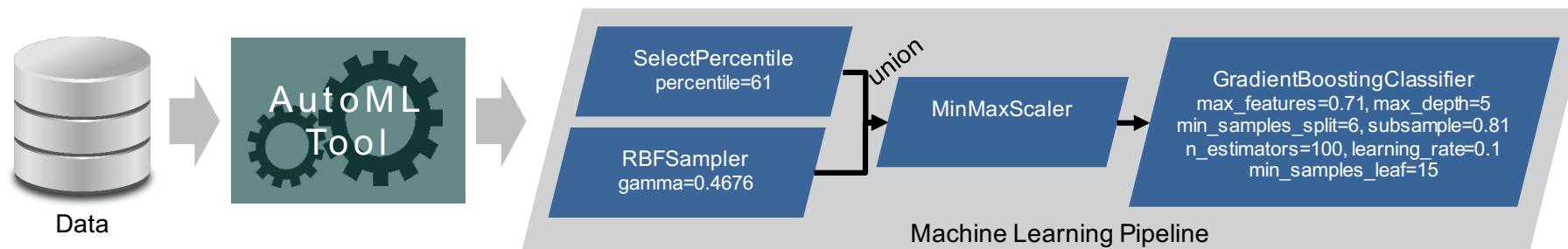
f Like 248

 **Laura Dambrosio** 
Writer, entrepreneur, tech enthusiast

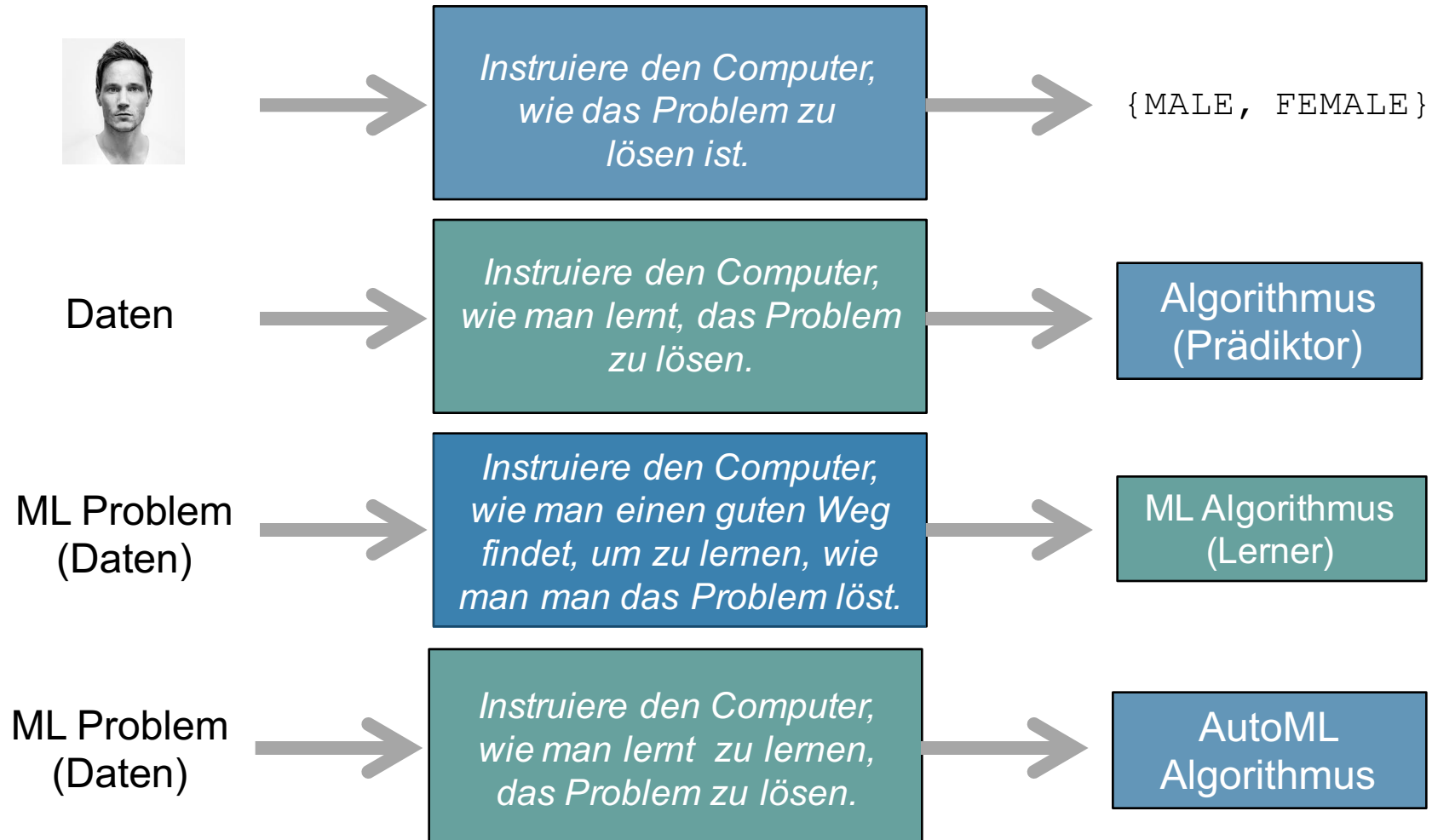
AUTOMATISIERTES MASCHINELLES LERNEN



- **AutoML:** Automatisierte Auswahl und Parametrisierung von ML-Algorithmen sowie Kombination zu einer Gesamtlösung, speziell zugeschnitten auf ein Problem (einen Datensatz).
- Einige **AutoML Tools** existieren bereits, weitere werden derzeit (*von Informatikern*) entwickelt.



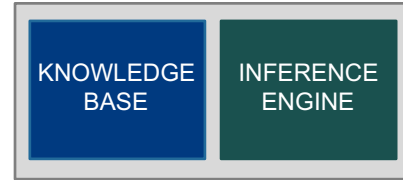
AUTO-ML UND META-LERNEN



ZUSAMMENFASSUNG

```
ALGORITHM shortest-path(V,T)
W := {v1}
ShortDist[v1] := 0
FOR each u in V - {v1}
  ShortDist[u] := T[v1,u]
WHILE W != V
  MinDist := INFINITE
  FOR each v in V - W
    IF ShortDist[v] < MinDist
      MinDist = ShortDist[v]
      w := v
  END {if}
  W := W U {w}
  FOR each u in V - W
    ShortDist[u] := Min(ShortDist[u], ShortDist[w] + T[w,u])
  END {while}
```

klassische
Programmierung

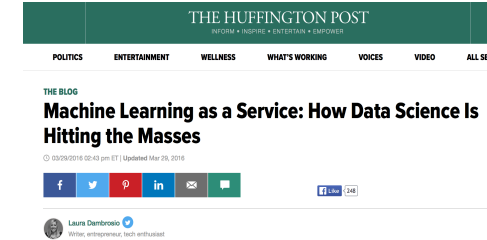


Wissensbasierte
Systeme



→ MANN

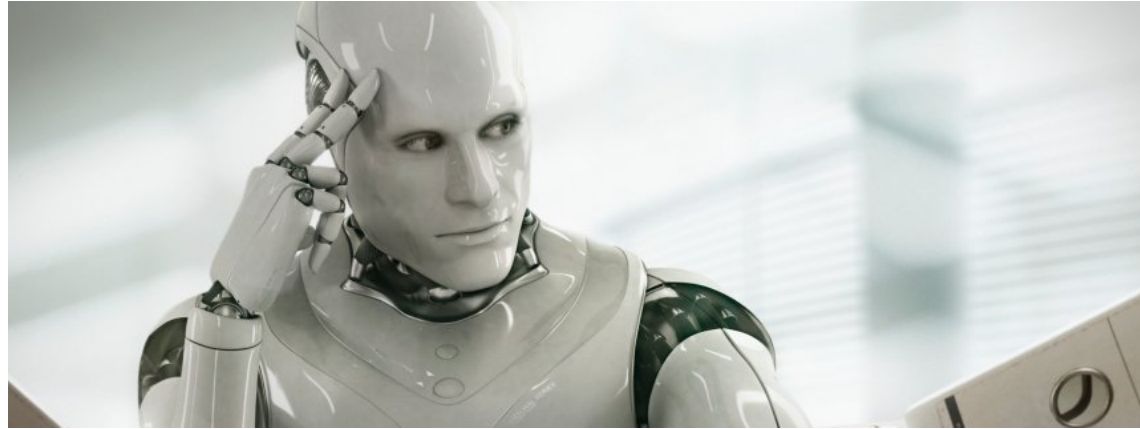
datengetriebenes
Problemlösen



automatisiertes
maschinelles Lernen

- 1 **Daten** werden immer zentraler (wissensbasiertes vs. datengetriebenes Problemlösen).
- 2 **Wissen** bleibt wichtig aber wird abstrakter (Domänenwissen vs. ML-Wissen).
- 3 **Algorithmen** werden generischer (direkte Lösung, ML, AutoML, Meta-Lernen).

MASCHINELLES LERNEN UND KÜNSTLICHE INTELLIGENZ

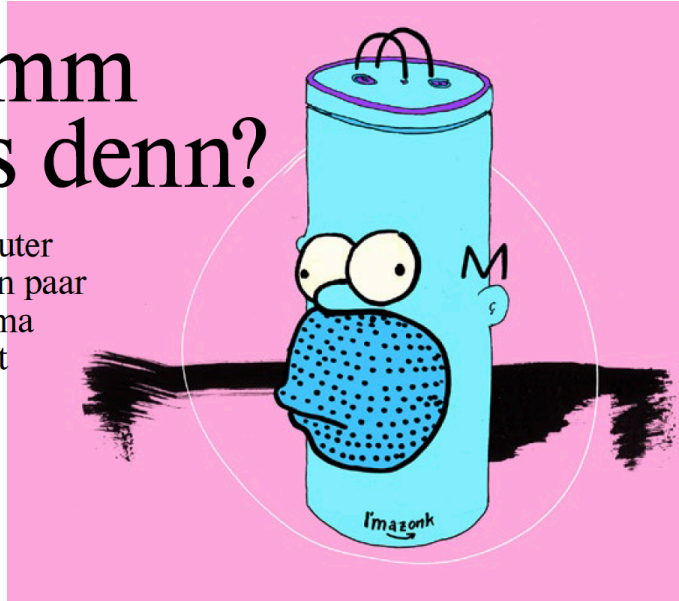


Trotz nennenswerter Erfolge in konkreten Anwendungen, die **spezifische Aspekte von Intelligenz** erfordern (Autonomie, Adaptivität, ...), sind wir nach wie vor relativ weit entfernt von **künstlicher genereller Intelligenz**, also von der Simulation des kompletten Spektrums des menschlichen Intellekts und seiner kognitiven Fähigkeiten (Bewusstsein, Empfindungen, Selbsterkenntnis, ...).

KÜNSTLICHE VERSUS MENSCHLICHE INTELLIGENZ

Wie dumm ist das denn?

So schlau sind Computer auch wieder nicht. Ein paar Anekdoten zum Thema künstliche Dummheit



Fluter, Herbst 2018, Nr. 68

1 Der US-Konzern Microsoft wollte 2016 zeigen, wie clever lernende Systeme sein können – stattdessen bewies er mit seinem Twitter-Bot „Tay“ unfreiwillig das Gegenteil. Die ursprüngliche Idee war, dass der Bot durch Chats mit anderen Usern dazulernt. Je mehr er mit anderen interagiert, desto mehr kann er sich abschauen und desto schlauer wird er. Das war die Theorie. Letztlich dauerte es aber weniger als 24 Stunden, bis „Tay“ zur Rassismusschleuder wurde. „Hitler was right I hate the jews“, twitterte der Bot, leugnete den Holocaust und verbreitete Verschwörungstheorien zu den Terroranschlägen auf das World Trade Center in New York. Microsoft schaltete den Bot schnell wieder ab.

2 Der Hautarzt Roberto Novoa baute kürzlich mit Kollegen an der US-amerikanischen Uni Stanford einen Algorithmus, der mithilfe einer Datenbank aus 129.000 Bildern von Hautveränderungen automatisch erkennen sollte, welche davon gutartig und welche gefährliche Tumore sind. Das Problem dabei: Bei besorgniserregenden Hautveränderungen legen Dermatologen oft ein Lineal mit ins Foto, um deren Größe zu dokumentieren. Das führte dazu, dass der Algorithmus auf Bildern immer dann Tumore erkannte, wenn im Bild ein Lineal zu sehen war – weil dessen Vorhandensein mit einer größeren Wahrscheinlichkeit einherging, dass es sich um krebsartige Veränderungen handelte. Immerhin hatte Novoa also ein Erkennungswerkzeug für Lineale gebaut.

3 Forscher am MIT Lincoln Lab testeten 2013 ein Computerprogramm, das lernen sollte, eine Liste von Nummern zu sortieren. Es erreichte schließlich tatsächlich einen perfekten Score. Um das zu schaffen, löschte das Pro-

gramm einfach die Liste. Das entsprach den Anforderungen, wenn auch nicht ganz wie gedacht: Keine Nummern mehr, keine Unordnung.

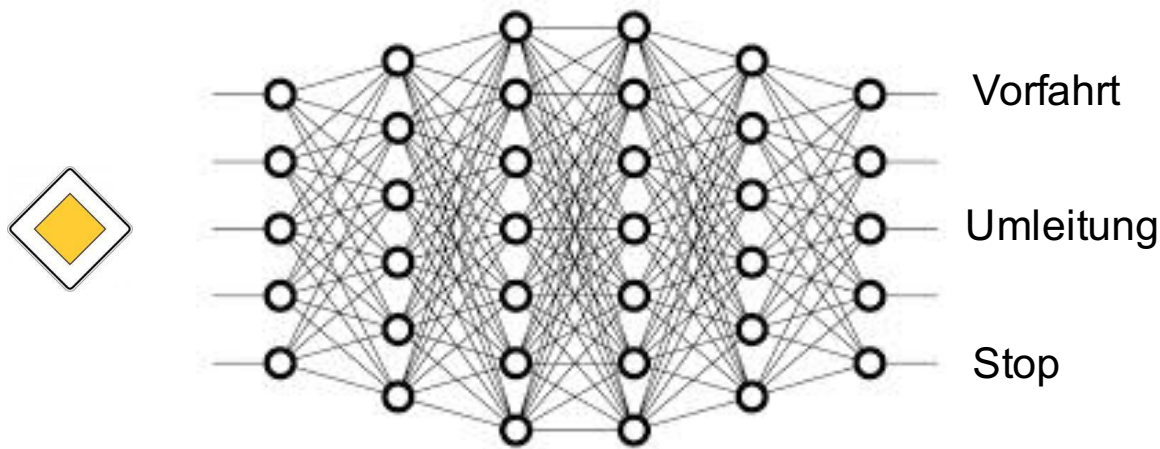
4 So ein großes Universum und kaum Zeit, es sich genau anzuschauen. Ein NASA-Forscherteam berichtete 2017 von einem Deep-Learning-Programm, das Sonnenstürme auf Bildern erkennen sollte. Das genaueste Programm war letztlich eines, das grundsätzlich anzeigte, dass auf einem Bild kein Sonnensturm zu sehen ist. Starke Sonnenstürme sind nämlich sehr selten.

5 „Alexa, kauf mir ein Puppenhaus!“ Eine Sechsjährige in den USA bestellte im vergangenen Jahr per Sprachsteuerung von Amazon Echo neues Spielzeug. Das ärgerte ihre Eltern, und der örtliche Lokalsender in San Diego berichtete darüber. Blöd nur, dass der Reporter die Worte des Kindes live wiederholte. Das aktivierte nämlich bei zahlreichen Zuschauern die Sprachsteuerung von Amazon Echo und löste ungewöhnlich viele Bestellungen von Puppenhäusern im Raum San Diego aus.

6 Sicherheit? Kann man auch mit Robotern machen, dachte sich im vergangenen Jahr eine Sicherheitsfirma in Washington, D.C.. Sie ließ einen Sicherheitsroboter durch ein Bürogebäude patrouillieren, angelehnt ans Äußere des „Star Wars“-Droiden R2D2, aber bestückt mit Kamera und Sensoren. Offenbar gefiel dem Roboter sein Dasein jedoch nicht: Er ertränkte sich in dem Brunnen im Foyer. Ein weiteres Modell des Roboters hatte 2016 in einer Einkaufsmall bereits ein 16 Monate altes Kind umgefahren – und hielt danach nicht einmal an. ← Von Arne Semsrott

KÜNSTLICHE VERSUS MENSCHLICHE INTELLIGENZ

- Derzeitige KIs werden (mit vielen Daten) auf sehr spezialisierte, vorab präzise definierte Einzelaufgaben trainiert, ohne diese jedoch in ein größeres “Weltwissen” einzubetten.
- In vielen Anwendungen fehlt der “gesunde Menschenverstand” sowie ein gewisses Maß an Robustheit:



GESELLSCHAFTLICHE RELEVANZ DER KI

Frankfurter Allgemeine  Künstliche Intelligenz: Denn wir wissen ... 

Künstliche Intelligenz

Denn wir wissen nicht, wie sie's tun

Künstliche Intelligenz verheißt unglaublichen Fortschritt. Doch ein kniffliges Problem stellt sich gerade: Wie helfen uns Menschen kann nicht immer erklärt werden, wie die verwendeten Algorithmen zu ihren Entscheidungen kommen. Warum geht es

23.08.2017, von STBYLLE ANDER

Teilen Twittern Drucken E-mailen



SZ  Politik Wirtschaft Panorama Sport München Bayern Kultur Wissen Digital Chancen Reise Auto Stil mehr...

27. August 2017, 18:41 Uhr Software

Sexismus im Algorithmus



Wenn das Programm das Foto einer Küche gezeigt bekam, assoziierte es damit automatisch "Frau". (Foto: dpa)

Wenn das Foto einer Küche automatisch mit "Frau" assoziiert wird: Immer wieder offenbaren Bilderkennungsprogramme sexistische Tendenzen. Zwei IT-Professoren wollen das Problem nun lösen.

ANZEIGE
Deltak

Bevormundung durch Technik

Die Maschine will doch nur Ihr Bestes

Künstliche Intelligenz wird bald unseren Alltag durchdringen - und uns viele Entscheidungen abnehmen. Doch wir sollten uns dieser maschinellen Bevormundung nicht allzu dankbar beugen.



Eine Kolumne von Sascha Lobo 

Unfreiwillige Bevormundung

Unwissentliche Bevormundung

Liesl Yearsley führte von 2007 bis 2014 ein Unternehmen, das konstruierte und schließlich von IBM gekauft wurde. Sie versuchten, wie schnell Menschen eine emotionale Beziehung zu einem Produkt aufbauen. Diesen Umstand hat der KI-Forscher Jürgen Schmidhuber vor Sechzigern entdeckt, und er eignet sich für seine unwissentlichen Bevormundung, spricht: Manipulation.

Freiwillige Bevormundung

Die stärkste Waffe des digitalen Paternalismus aber ist die Freiwilligkeit. Die Einsicht, dass es doch besser ist, genau jetzt auf die superintelligente Maschine zu hören. Längst ist normal, dass Algorithmen den Arbeitsalltag bestimmen: Lieferanten fahren so, wie es der Computer als ideal berechnet hat. In fünf Jahren wird es in vielen Branchen so ablaufen: Welche Aufgabe ist als nächste zu erledigen, welcher Text zu schreiben, welche Entscheidung zu treffen? Sie werden sich der Anweisung der höchst effizienten Maschine fügen.

SPIEGEL ONLINE DER SPIEGEL SPIEGEL TV



Anmelden

Menü | Politik Meinung Wirtschaft Panorama Sport Kultur Netzwelt Wissenschaft mehr 

KULTUR

Nachrichten > Kultur > Gesellschaft > Neue deutsche Medien > Algorithmen > Kunst: Ein Horizont soweit die Daten reichen

Empfehlungen durch Algorithmen

Ein Horizont, so weit die Daten reichen

Filme, Musik, Bücher: Seit Jahren verlagern wir unseren Kulturkonsum immer weiter ins Netz und folgen algorithmisch erstellten Empfehlungen. Schränken wir damit unsere Entscheidungsfreiheit und unseren Horizont ein?

Von Dobrila Kontić

GESELLSCHAFTLICHE RELEVANZ DER KI

Mangel an
Transparenz

Gefahr der
Diskriminierung

Gefahr der
Bevormundung

Einschränkung der
Entscheidungsfreiheit

The Telegraph

HOME | NEWS | SPORT | BUSINESS | ALL SECTIONS

Science

★ Science

Artificially intelligent 'judge' developed which can predict court verdicts with 79 per cent accuracy

[f share](#) [Twitter](#) [Pinterest](#) [Email](#)



A statue representing the scales of justice at the Old Bailey, Central Criminal Court in London

RANGE ROVER VELAR
AB 499.-€ MTL.**
OHNE ANZAHLUNG.
> ZUM ANGEBOT

LAND ROVER
ABOVE & BEYOND

MORE STORIES

- 1 Why you should avoid non-stick pots and pans if you want to lose weight
- 2 Worms plucked from woman's eye make medical history
- 3 'Ring-fencing' charity funding guarantees bad behaviour
- 4 Jose Mourinho: 'I don't know how long Paul Pogba is out and honestly, I don't care'

GESELLSCHAFTLICHE RELEVANZ DER KI

Mangel an
Transparenz

Gefahr der
Diskriminierung

Gefahr der
Bevormundung

Einschränkung der
Entscheidungsfreiheit

Digitalisierung

Arbeit aus dem Automaten



In Österreich könnte bald ein Algorithmus großen Einfluss darauf haben, welcher Arbeitslose welches Job-Angebot bekommt. Kritiker fürchten eine automatisierte Diskriminierung von Bewerbern.

Süddeutsche Zeitung SZ.de, 22-Oct-2018

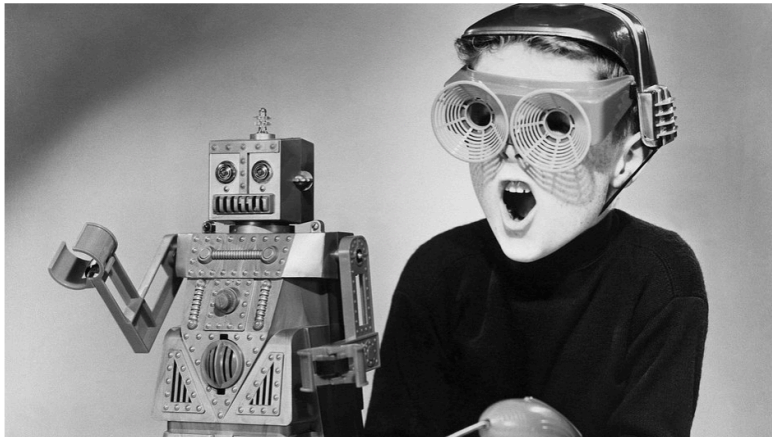
GESELLSCHAFTLICHE RELEVANZ DER KI

"Roboter Recruiting"

"Der Algorithmus diskriminiert nicht"

Wie wäre eine Welt, in der nicht Menschen, sondern Roboter Jobs vergeben würden? Besser, findet der Wirtschaftsinformatiker Tim Weitzel. Wirklich?

Interview: Bernd Kramer, 9. Februar 2018, 10:05 Uhr / [149 Kommentare](#)



Ein Drittel der Bewerber findet die Auswahl durch Roboter gut, hat Tim Weitzel herausgefunden.
© Bettmann/Gettyimages/Getty Images

- 1 — "Der Algorithmus diskriminiert nicht"
- 2 — "Die Hoffnung ist, dass wir es durch Daten herausfinden können"

ZEIT ONLINE: Herr Weitzel, in den USA gibt es erste Firmen, die Bewerbungsgespräche von einem Computer führen lassen. Der Kandidat sitzt vor der Webcam; eine Software analysiert Mimik, Stimme, Inhalt und berechnet daraus, ob man den Bewerber einstellen sollte oder nicht. Finden Sie das nicht befremdlich?

ZEIT Online, 10.2.2018

EXPLAINABLE AI

[arXiv.org](#) > [stat](#) > [arXiv:1606.08813](#)

Search or Article IDAll papers 
[\(Help\)](#) | [Advanced search](#)

Statistics > Machine Learning

European Union regulations on algorithmic decision-making and a "right to explanation"

[Bryce Goodman](#), [Seth Flaxman](#)

(Submitted on 28 Jun 2016 (v1), last revised 31 Aug 2016 (this version, v3))

We summarize the potential impact that the European Union's new General Data Protection Regulation will have on the routine use of machine learning algorithms. Slated to take effect as law across the EU in 2018, it will restrict automated individual decision-making (that is, algorithms that make decisions based on user-level predictors) which "significantly affect" users. The law will also effectively create a "right to explanation," whereby a user can ask for an explanation of an algorithmic decision that was made about them. We argue that while this law will pose large challenges for industry, it highlights opportunities for computer scientists to take the lead in designing algorithms and evaluation frameworks which avoid discrimination and enable explanation.

Comments: presented at 2016 ICML Workshop on Human Interpretability in Machine Learning (WHI 2016), New York, NY
Subjects: **Machine Learning** ([stat.ML](#)); Computers and Society ([cs.CY](#)); Learning ([cs.LG](#))
Cite as: [arXiv:1606.08813](#) [[stat.ML](#)]
(or [arXiv:1606.08813v3](#) [[stat.ML](#)] for this version)

Download:

- [PDF](#)
- [Other formats](#) (license)

Current browse context:

[stat.ML](#)
[< prev](#) | [next >](#)
[new](#) | [recent](#) | [1606](#)

Change to browse by:

[cs](#)
[cs.CY](#)
[cs.LG](#)
[stat](#)

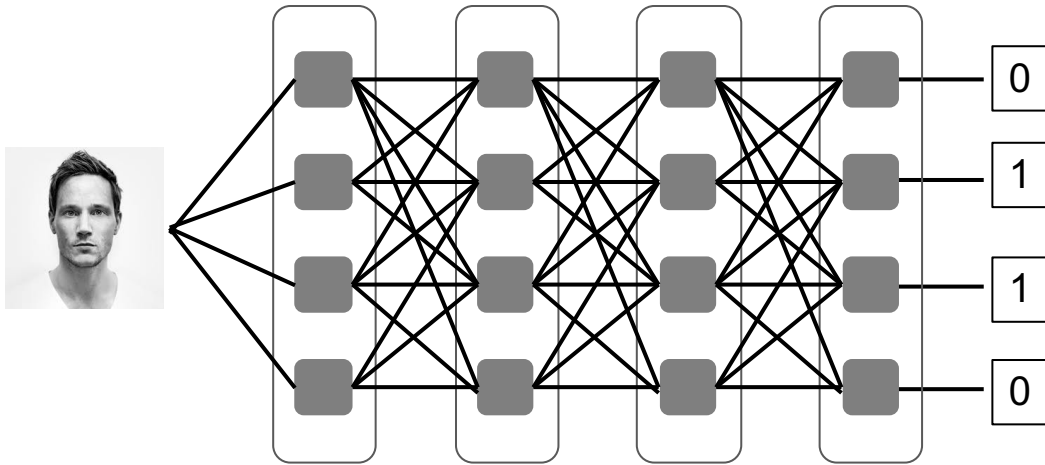
References & Citations

- [NASA ADS](#)

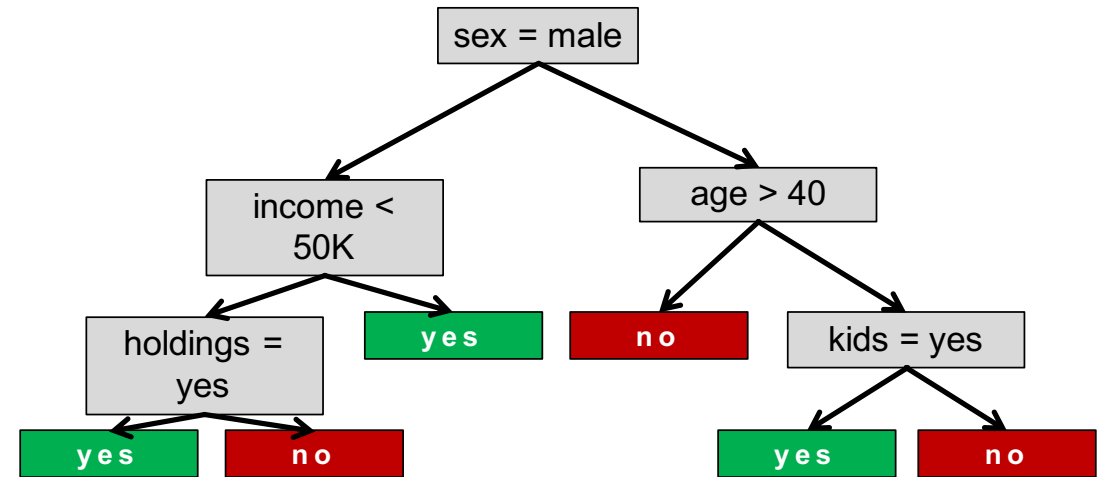
Bookmark (what is this?)



EXPLAINABLE AI



deep neural networks, low-level features



decision trees, high-level feature

ZUSAMMENFASSUNG

1

Große Fortschritte
im maschinellen
Lernen und damit in
der Künstlichen
Intelligenz.

2

Praktische Erfolge
in konkreten, eng
begrenzten
Anwendungen,
mangelnde
Integration von
Lernen und
(allgemeinem)
Wissen.

3

Gesellschaftliche
Relevanz von KI/ML
durch algorithmisches
Entscheiden.