

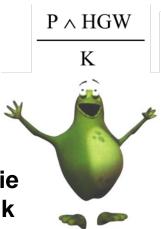
# Maschinelle Intelligenz - Verfahren und Innovationspotentiale

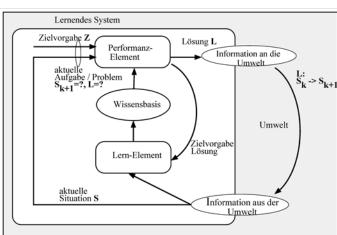
Meeting Point Internationalisierung der ClusterAgentur Baden-Württemberg Künstliche Intelligenz in der Anwendung – Potenziale und Grenzen der Kooperation mit Frankreich und anderen europäischen Ländern Mittwoch, 22. Januar 2020, Haus der Wirtschaft

Karlsruhe Institute of Technology - Institute for Applied Computer Science (IAI)

Dr. Hubert B. Keller Leiter Fachgebiet Advanced Automation Technologies

Karlsruher Institut für Technologie Institut für Angewandte Informatik





### Inhalt



- Vorbemerkungen
- Aristoteles Erfinder der künstlichen Intelligenz
- Schlüsse ziehen beim Menschen
- Schlüsse ziehen mit Logik
- Neurocomputing
- Maschinen lernen
- Reiz und Reaktion Lernen
- Prämissen und Konsequenzen intelligente Maschinen

### **Zur Person**



- Leiter Fachgebiet Advanced Automation Technologies A2T
- Leiter Arbeitsgruppe Reliable, safe &secure Software and Systems RS4
- Forschungsthemen
  - Maschinelle Intelligenz, Sichere Software, Intelligente Sensorik
  - Energiesystem der Zukunft, industrielle Prozesse
  - Dozent Technische Informatik, Echtzeitsysteme, Wissensbasierte Systeme
  - Autor mehrerer Bücher
     Maschinelle Intelligenz
     Safety technische Sicherheit
     Entwicklung von Echtzeitsystemen
  - Kastel "Sicherheit für Energiesysteme"



Kompetenzzentrum für angewandte Sicherheitstechnologie



## Komplex und kompliziert



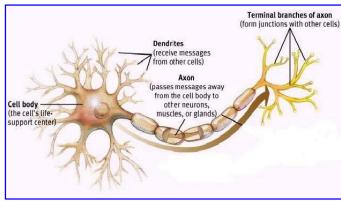
- Kompliziert (beherrschbar)
  - Viele verschiedenartige Elemente
  - Einfach: ein Spieß mit nur Fleisch
  - Kompliziert: ein Spieß mit jeweils nur 1 Stück unterschiedlicher Dinge (n>>1: 1 Stück Fleisch, 1 Stück Paprika, 1 Stück Zwiebel, 1 Stück …)
  - Nur sehr geringe Bezüge zwischen den Elementen (Nachbar links, Nachbar rechts)
- Komplex (schwierig, unterschätzt)
  - Eine große Anzahl (n>>1) von gleichartigen Elementen (Halma Stäbchen)
  - Eine sehr große Anzahl (n>>1) von gegenseitigen Beziehungen
  - Komplex: menschliches Gehirn mit 100 Milliarden Neuronen
  - Jedes Neuron ist mit 1.000 anderen Neuronen verbunden
  - Alle Neuronen sind über 3 Stufen mit jedem anderen verbunden
  - Funktion wird durch Wechselwirkung hervor gebracht

# ...Komplex und kompliziert

Menschliches Gehirn (ZNS)

- Gehirn enthält etwa 100 Milliarden Neuronen
- Über drei Stufen verschaltet:1 x 10.000 x 10.000 x 10.000
- Sehr wenig erforscht!



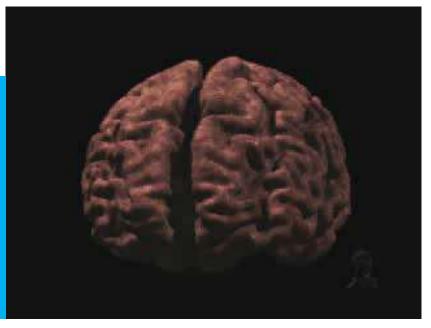


### Beispiel Genetik

Code entschlüsselt, Bedeutung unklar Code steuert sich selbst in Abhängigkeit von Zustand, sich selbst und der Umgebung einschließlich Vererbung von Umgebungsanpassungen

**Autonomes Fahren** 

... später



# **Artificial Intelligence (AI)**



- Intelligenz (welche?) → Machine Intelligence (MI)
  - Symbolische AI starke AI
    - Wissensverarbeitung (Schlussfolgern deduktiv, induktiv)
      - Logik klassisch nichtmonoton
      - Regeln klassisch Fuzzy
      - Semantische Netze Frames Scripte
      - **...**
    - Lernen
      - Algebraische Verfahren Bacon, Fahrenheit
      - Induktionsbäume (TDIDT), ILP, ...
      - · ...
  - Subsymbolische AI Konnektionismus (Lernmatrix → Steinbuch 1961)
    - Überwacht Backpropagation, Deep Learning, ...
    - Unüberwacht Self Organizing Featrure Maps (Kohonen)
    - Reinforcement Bonus/Malus Lernen
    - ...

# Aristoteles – Erfinder der künstlichen Intelligenz



Assoziationen-Modell

 Konzept der raum-zeitlichen Nähe Elemente, welche raum-zeitlich eng zueinander in Bezug stehen werden miteinander assoziiert

Tisch+Stuhl, Schalter ein → Lampe ein

- Konzept der Ähnlichkeit Elemente, die einander ähnlich sind ebenfalls Smart+Ferrari (→ Ladekapazität)
- Konzept des Kontrastes (Gegensatz)
   aufgrund von direkten Gegensätzen ergeben sich ebenfalls Assoziationen
   Tag+Nacht, Sonnenschein+Regen

Aristoteles, 384 v. Chr. in Stageira; † 322 v. Chr. in Chalkis

# Schlussfolgern beim Menschen (1)



Logisches Schließen (Modus Ponens)

Aussage 1 (Dieses ist ein Ball.)

Aussage 2 (Alle Bälle sind eckig)

■ ⇒ Schluss (Dieser Ball ist eckig.).

Schluss ist logisch korrekt - aber inhaltlich falsch.

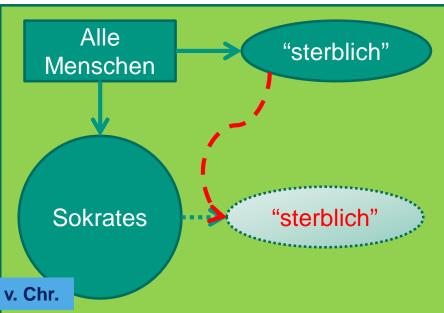
### Hintergrundwissen:

Alle Menschen sind sterblich Prämisse:

Sokrates ist ein Mensch

Folgerung:

Sokrates ist sterblich



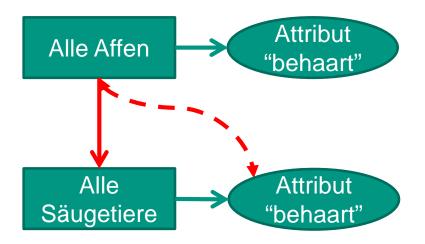
Sokrates, 469 v. Chr. in Alopeke, Athen; † 399 v. Chr.

# Schlussfolgern beim Menschen (2)

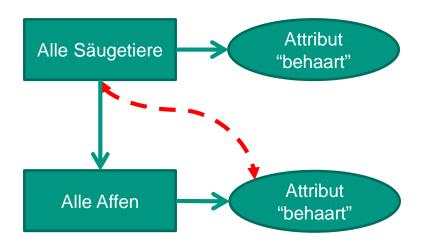


### Teddybären, Reifen, ...

- Alle Säugetiere sind behaart
- Alle Affen sind behaart Und jetzt?



Alle Säugetiere sind Affen!
"Menschen sind eben auch Affen,
wussten wir ja!"



Menge aller Säuger ist größer als Menge aller Affen

→ Alle Affen sind Säugetiere!

Konstruktive Induktion

# Schlussfolgern mit Logik (1)



### Kommissar Logik hat 3 Verdächtige:

- A, B, C
- Falls A schuldig und B unschuldig ist, so ist C schuldig.
- C arbeitet niemals allein.
- A arbeitet niemals mit C.
- Nur A, B, C kommen als Täter in Frage.
- Wer war es?

### **George Boole**

(\* 2. November 1815 in Lincoln, England;

† 8. Dezember 1864 in Ballintemple,

in der Grafschaft Cork, Irland)

Friedrich Ludwig Gottlob Frege

(\* 8. November 1848 in Wismar;

† 26. Juli 1925 in Bad Kleinen)

### **Umformung in Logik**

- 1: A ∧¬B → C
- 2:  $C \rightarrow A \lor B$
- 3: ¬ (A∧C)
- 4: A ∨ B ∨ C

### Umformung für die Maschine

Aus 1:  $\neg A \lor B \lor C$ 

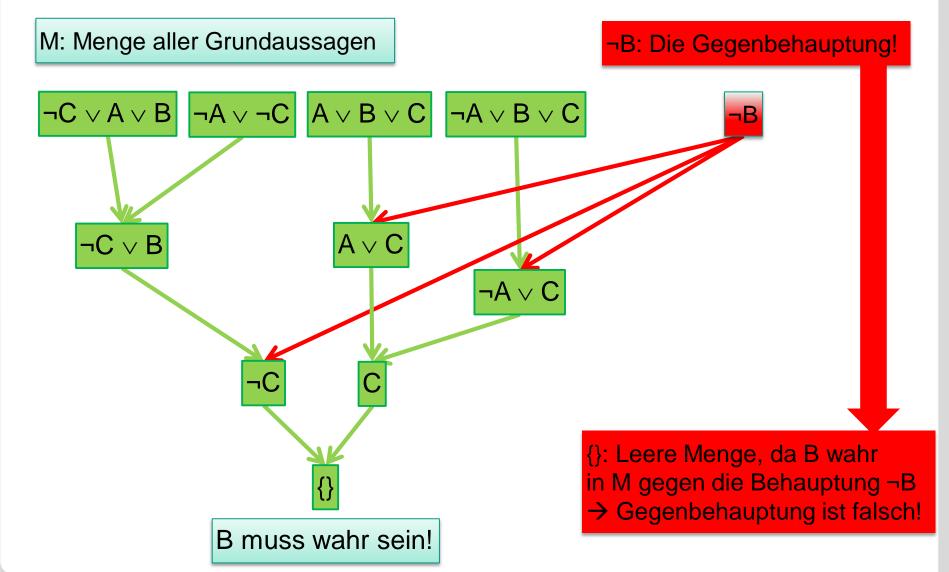
Aus 2:  $\neg C \lor A \lor B$ 

Aus 3:  $\neg A \lor \neg C$ 

Aus 4:  $A \lor B \lor C$ 

# Schlussfolgern mit Logik (2) - Frage: War B der Täter?





# Schlussfolgern mit Logik (3)



### Resolutionsverfahren in der Logik: Beweis durch Widerspruch!

- Frage: War B der Täter?
- Ansatz für den Computer: Behauptung, er war es nicht! → ¬B

5. ¬B

6. 1+5: 
$$(\neg A \lor B \lor C) \land (\neg B) \vdash \neg A \lor C$$

7. 
$$4+5: (A \lor B \lor C) \land (\neg B) \vdash A \lor C$$

8. 2+3: 
$$(\neg C \lor A \lor B) \land (\neg A \lor \neg C) \vdash \neg C \lor B$$

9. 5+8: 
$$(\neg B) \land (\neg C \lor B) \vdash \neg C$$

10. 6+7: 
$$(\neg A \lor C) \land (A \lor C) \vdash C$$

11. 
$$9+10: (\neg C) \land (C) \vdash \{\}$$
 (Widerspruch!)

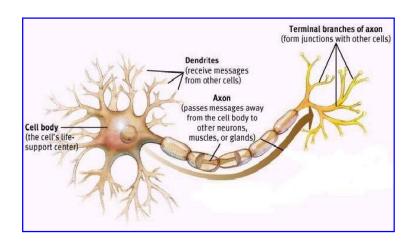
John Alan Robinson (\* 1928 in Yorkshire, Großbritannien)

Macht die Maschine, nicht wir!

B war es also! (Dies kann der Computer berechnen)

# Neurocomputing (1) – Nervensysteme im Computer





$$\begin{aligned} y_i &= x_i \\ y_j &= f_{ij}(net_j - \Theta_j) = \left(1 + \exp(-a \cdot (net_j - \Theta_j))^{-1}\right) \\ net_j - \Theta_j &= \sum_{i=0}^n y_i \cdot w_{ij} \\ y_r &= f_{ij}(net_r - \Theta_r) = \left(1 + \exp(-a \cdot (net_r - \Theta_r))^{-1}\right) \\ net_r - \Theta_r &= \sum_{j=0}^k y_j \cdot w_{jr} \end{aligned}$$



$$E = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^{m} (e_r)^2 = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^{m} (d_r - y_r)^2$$

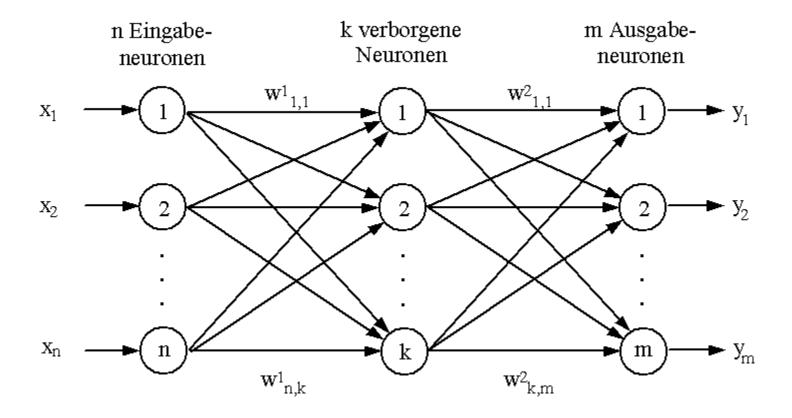
Überwachtes Lernen: Eingang auf Ausgang abbilden Fehler E berechnen Über Ableitung (Gradient dE/dy) mit -1\* anpassen (R-Prop Verfahren)

# **Neurocomputing (2)**

14



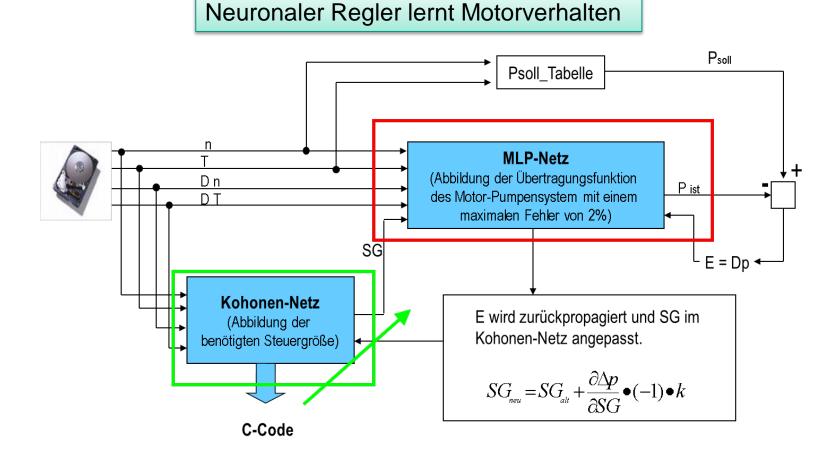
Optimierung der Ölversorgung eines Hochleistungs-Sportwagens



# **Neurocomputing (2)**



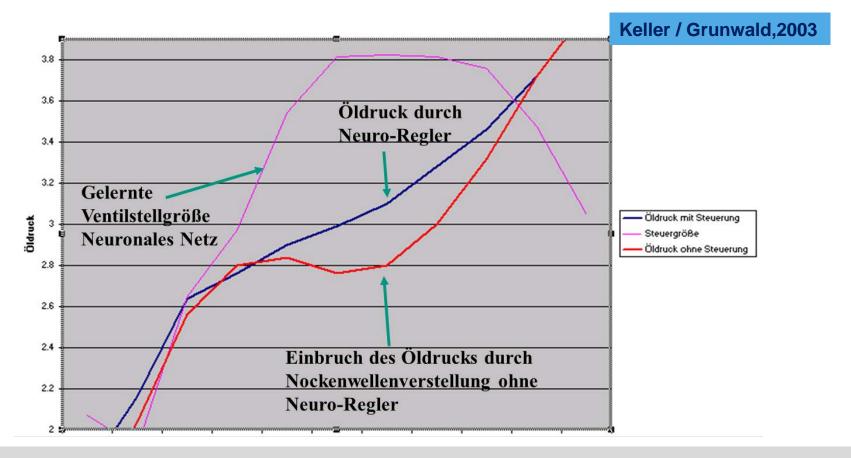
- Optimierung der Ölversorgung eines Hochleistungs-Sportwagens
- MLP+SOFM



# **Neurocomputing (3)**



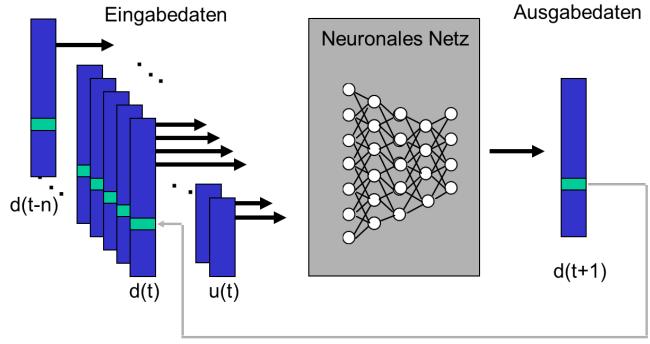
- Druckeinbruch durch Nockenwellenverstellung
- Neuronaler Regler lernt Motorverhalten zu kompensieren frühzeitige Erkennung und Gegenmaßnahme



# Neurocomputing (4) - Simulation technischer Prozesse



- Zeitreihen der Prozessgrößen als Eingabe
- Folgezustand aus Ausgabe → Model Predictive Control (MPC) (Müller/Keller 1996)
- Optimierung mit Evolutionären Algorithmen



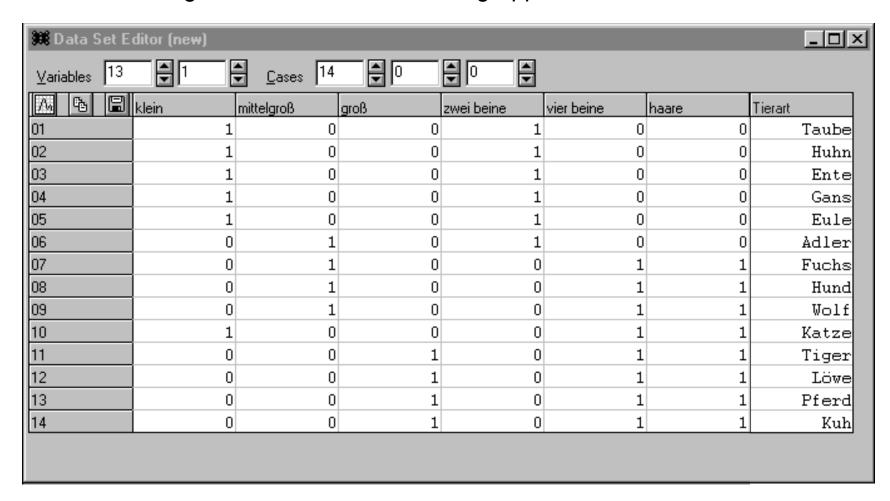
Feedback in der Anwendungsphase

# Neurocomputing (5) - SOFM Eigenschaften von Tieren klassifizieren



14 Tiere / 13 Eigenschaften, Ähnlichkeiten gruppieren

18



# Neurocomputing (6) Eigenschaften von Tieren klassifizieren

19



M & 6	hufe		t			a:1		T:t
01 01	■U nure 0			jäger 0		fliegt	schwimmt 0	Tierart Taube
						1		
02	0					0		Huhn
03	0					0		Ente
04	0					1		Gans
05	0			1	0	1		Eule
06	0			1	0	1		
07	0				0	0		Fuchs
08	0					0		
09	0	1	0	1	1	0	0	Wolf
10	0	0	0	1	0	0	0	Katze
11	0	0	0	1	1	0	0	Tiger
12	0	1	0	1	1	0	0	Löve
13	1	1	0	0	1	0	0	Pferd
14	1	0	0	0	0	0	0	Kuh

# Neurocomputing (7) Eigenschaften von Tieren klassifizieren



	□Hund	□Wolf				□Pferd
Einteilung der Tiere?	□Fuchs			□Löwe		
Nachbarschafts- Beziehung				□Tiger		□Kuh
		□Katze				
	⊡	•				□Huhn
	■Adler	⊡Eule	□Taube	□Gans	□Ente	

Neurocomputing (8)



Eigenschaften von Tieren klassifizieren

Rennen, Fliegen, Jagen, Friedlich

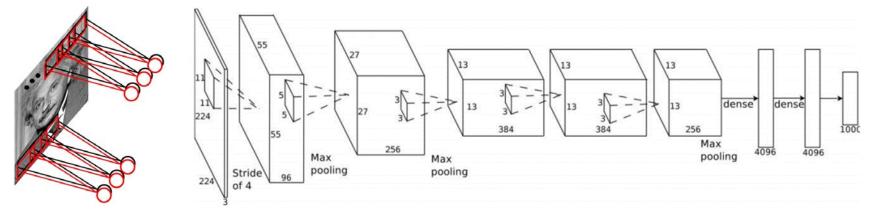


Teuvo Kohonen (\* 11. Juli 1934, Lauritsala, Finnland)

# Deep Learning (a lot of hidden layer)



- Deep Learning setzt Rosenblatts Perceptron auf einen neuen Level
- Bildanalysen über neuronale Netze mit vielen Hidden Layern und lokaler Zuständigkeit mit Faltungen (Filter)
- Ziel ist Eigenschaftselemente (Feature) von Bildern zu extrahieren, daraus Objektteile zusammen zu führen und dann Objekte im Bild zu erkennen
- Kann auch für Verhaltensmodellierung eingesetzt werden
- Einsatz für Bildverstehen im autonomen Fahrzeug
- Anwendbar bei definierten Kontexten → Paketverteilanlage
- Komplexe Kontexte → Fahrzeugumfeld → Robustheit kritisch!



## Deep Learning - Bildverstehen



- "EXPLAINING AND HARNESSING ADVERSARIAL EXAMPLES"
- Panda bleibt Panda für den Mensch

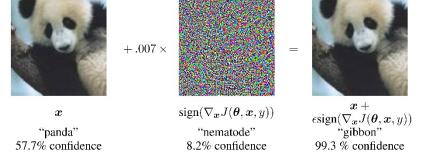


Figure 1: A demonstration of fast adversarial example generation applied to GoogLeNet (Szegedy et al., 2014a) on ImageNet. By adding an imperceptibly small vector whose elements are equal to the sign of the elements of the gradient of the cost function with respect to the input, we can change GoogLeNet's classification of the image. Here our  $\epsilon$  of .007 corresponds to the magnitude of the smallest bit of an 8 bit image encoding after GoogLeNet's conversion to real numbers.

- "Accessorize to a Crime: Real and Stealthy Attacks on State-of-the-Art Face Recognition"
- → eine bunter Brille macht einen anderen Menschen!







Figure 3: An impersonation using frames. Left: Actress Reese Witherspoon (by Eva Rinaldi / CC BY-SA / cropped from https://goo.gl/a2sCdc). Image classified correctly with probability 1. Middle: Perturbing frames to impersonate (actor) Russel Crowe. Right: The target (by Eva Rinaldi / CC BY-SA / cropped from https://goo.gl/AO7QYu).

# Deep Learning - Bildverstehen

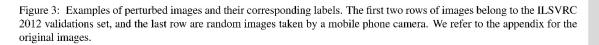


- Deep Learning zur automatischen Erkennung von Situationen und einzelnen Verkehrsteilnehmern
- "Universal adversarial perturbations" sind für den Menschen irrelevant …



... für die Maschine nicht!
 → aus der Wollsocke wird ein indischer Elefant, ... ein Grau-Papagei, ... ein Papagei, ... und so weiter.

24



three-toed sloth

# **Deep Learning - Sicherheit Autonomes Fahren**



### Eine reale Anwendung:

#### **Universal Adversarial Perturbations Against Semantic Image Segmentation**

Jan Hendrik Metzen
Bosch Center for Artificial Intelligence, Robert Bosch GmbH
janhendrik.metzen@de.bosch.com

Mummadi Chaithanya Kumar University of Freiburg chaithu0536@gmail.com

Thomas Brox University of Freiburg brox@cs.uni-freiburg.de

25

Volker Fischer Bosch Center for Artificial Intelligence, Robert Bosch GmbH

volker.fischer@de.bosch.com

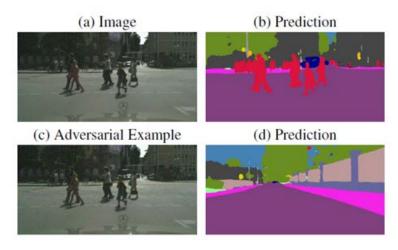
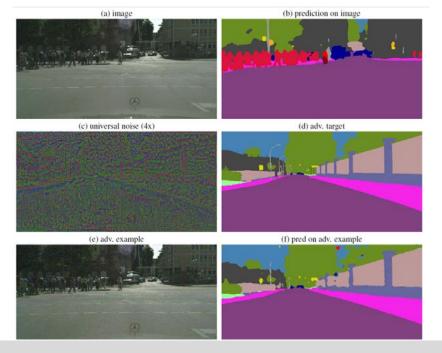


Figure 1. The upper row shows an image from the validation set of Cityscapes and its prediction. The lower row shows the image perturbed with universal adversarial noise and the resulting prediction. Note that the prediction would look very similar for other images when perturbed with the same noise (see Figure 3).



22. Januar 2020 Dr.-Ing. Hubert B. Keller

# **Top Down Inductive Decision Tree - TDIDT**



Lernen zu klassifizieren am Beispiel der Simpsons

- Wer ist m\u00e4nnlich (Male)?
- Wer ist weiblich (Female)?

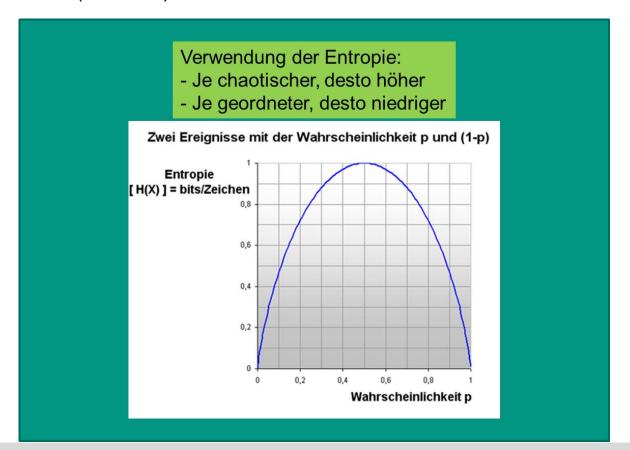
Person		Hair Length	Weight	Age	Class
	Homer	0"	250	36	M
	Marge	10"	150	34	F
	Bart	2″	90	10	М
	Lisa	6"	78	8	F
	Maggie	4"	20	1	F
	Abe	1"	170	70	М
	Selma	8″	160	41	F
	Otto	10"	180	38	М
	Krusty	6″	200	45	М

# **Top Down Inductive Decision Tree - TDIDT**



Lernen zu klassifizieren am Beispiel der Simpsons

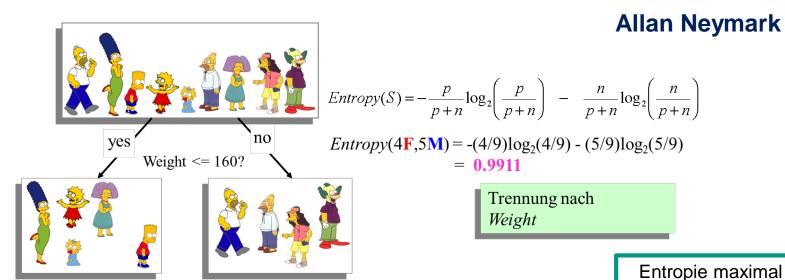
- Wer ist m\u00e4nnlich (Male)?
- Wer ist weiblich (Female)?



### **TDIDT**



■ Komplexe Rechnerei .... (→ Entropie vor und nach Kriterium)



$$E_{ntropy}(\mathbf{0F}, \mathbf{4M}) = -(0/4)\log_2(0/4) - (4/5)\log_2(4/5) - (1/5)\log_2(1/5)$$

$$= \mathbf{0.7219}$$

$$E_{ntropy}(\mathbf{0F}, \mathbf{4M}) = -(0/4)\log_2(0/4) - (0/4)\log_2(0/4) - (0/4)\log$$

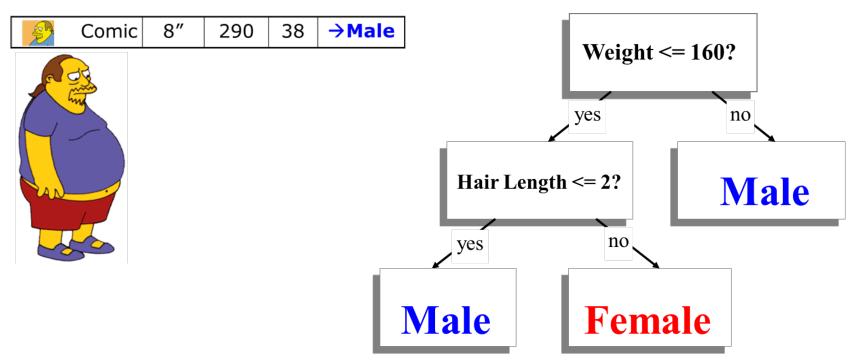
$$Gain(A) = E(Current \ set) - \sum E(all \ child \ sets)$$

$$Gain(Weight \le 160) = 0.9911 - (5/9 * 0.7219 + 4/9 * 0) = 0.5900$$

reduziert = maximale Trennschärfe aller Attribute

### **TDIDT**







29

### **Rules to Classify Males/Females:**

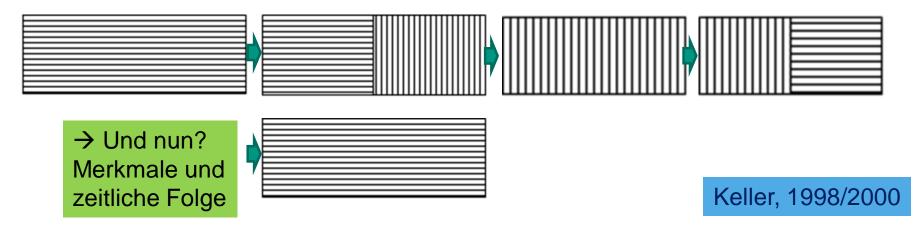
If Weight greater than 160, classify as Male

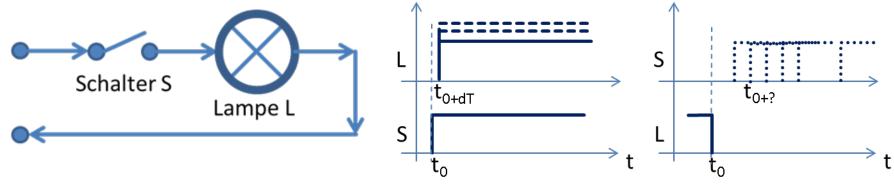
Elseif Hair Length less than or equal to 2, classify as Male

Else classify as Female



## Reiz und Reaktion Lernen (Licht und Schatten)





Zeitliche Koinzidenz Schalter-Lampe System (S->L) ganz nach Aristoteles – raumzeitliche Nähe

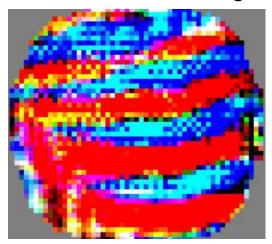
C3R – Children's Cognitive Learning Behaviour for Causal Reasoning about dynamic Systems (Keller/Weinberger 1994)

# KI und Cyber Security und KI



- KI in der Cyber Security
  - Analyse und Lernen von Normalverhalten
  - Analyse und Erkennung von Anomalien (NISTIR Report 8219, Securing Manufacturing Industrial Control Systems: Behavioral Anomaly Detection)
  - Bitstring / symbolische Elemene zur statischen Analyse
  - Klassifikation im Zugang (Security)
  - **...**
- Cyber Security von KI
  - Manipulierbarkeit von KI Verfahren
  - Datenmanipulation (Bilder, Werte, Fake News, ...)
  - Bilderkennung im autonomen Fahren (siehe Bildverstehen)
  - Klassifikationen, Handlungsableitung
  - ...

### Farbmuster MPI Tübingen



# Wissen Experten was sie wissen?



### Realität komplexer Problemstellungen

- Lohausen, Dörner:
   Versuchspersonen sollen als Bürgermeister einer Kleinstadt (komplexes System) agieren.
- Die Anforderungen waren hoch, die Versagensquote ebenfalls.
- Die Versuchspersonen (Manager aus der Industrie) konnten kein anwendbares mentales Modell ableiten.
- Die vorhandenen Heuristiken waren zur Beherrschung der Komplexität nicht adäquat genug.
- Die heuristische Kompetenz, d. h. die Fähigkeit des Menschen mit einer solchen Problemstellung umgehen zu können, hängt dabei auch von der jeweiligen Erfahrung ab.

## **Menschliche Expertise**



### Kühlhausexperiment

- Reichert:
   Einfaches dynamisches System mit Totzeitverhalten (Kühlhaus) wurde an
   Versuchspersonen zur Führung übergeben mit der Maßgabe, eine bestimmte
   Temperatur sicherzustellen.
- Es zeigte sich, dass auch hier Probleme in der heuristischen Kompetenz auftraten.
- Erkenntnis:
  - "die Fähigkeit, das erworbene Wissen zu verbalisieren, in keinen klaren Zusammenhang zu der Steuerungsfähigkeit steht".
  - Bei einem korrektem internen heuristischen und entsprechend richtig angewandten mentalen Modell ist das verbalisierte Erklärungsmodell grundverkehrt.
  - Implizit gelernte und durchgeführte Problemlösung ist nicht "verstanden"!!

# Intelligenz von Experten



- Experten benötigen bis zu 10 Jahren an Erfahrung für Aufbau von Wissen durch die Beobachtung des Verlaufs der Werte von Systemvariablen über der Zeit und die Integration dieser Beobachtungen in bisherige Erfahrungen.
- "Man muss wohl davon ausgehen, dass (vom Bediener) Wissen über das System erworben und verwendet werden kann, ohne dass dieses unmittelbar verbalisierbar ist." (Reichert).
- Hochqualifizierte Experten stützen sich auf Hypothesen, die sie im Verlauf der Problemlösung evaluieren (kontextabhängiges Agieren, in der aktuellen Situation wird das mentale Modell geändert).
- Theoretisches Expertenwissen ist nicht unbedingt Handlungswissen.
- Theoretische Kenntnisse über das Systemverhalten (z. B. in Grenzbereichen) werden bei der (Handlung nicht unbedingt umgesetzt.
- Bsp.: Reaktorunglück in Tschernobyl

# Menschliche Intelligenz



Intelligenz ist (rational, sozial, emotional, ...)

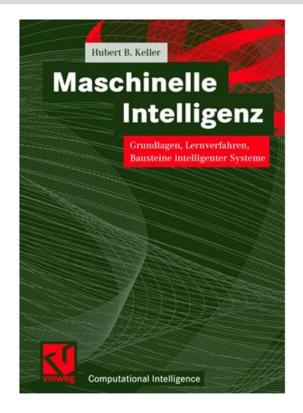
- die zielorientierte Entwicklung von Werkzeugen mit entsprechend intendierten Gebrauch, deren Vorhaltung und permanenten Optimierung
- Modell vom Ich, Umwelt und Werkzeug (Differenz)
- Abstraktion über Handlungen
- Fähigkeit der Reflektion und Moral bei Entscheidungen!

Wenn die Informatik *LERNENDE* Maschinen baut, falls das je funktioniert, *WAS* und WIE lernen diese Maschinen dann und wissen wir, was diese Maschinen dann tun werden?

# Prämissen und Konsequenzen zum Bau intelligenter Maschinen



- Menschliches Handeln ist komplex (Emotion, Motivation, Aufmerksamkeit usw.)
- Innere Vernetzung der Variablen ist komplex
   (Signalchemie, Zellvorgänge, Zellverbände, Wahnehmung, ...
- Genetische Determination, Konditionierung durch Umwelt, Unterbewohner, Selbststeuerung von Denkprozessen (Denken beeinflusst Denken)
- "Was kann ich" → "Was will ich" → "Was brauche ich dazu" (Modell vom ICH, Modell der Umwelt und Modell der Werkzeuge)
- Intelligenz ist ein sehr frühe Lernprozess, beherrscht nicht jeder gleich gut (Stufen 4+5: Piaget, Lerntheoretiker)





# Danke für Ihre Aufmerksamkeit!





### Zum Nachlesen:

Hubert B. Keller, Maschinelle Intelligenz - Grundlagen, Lernverfahren, Bausteine intelligenter Systeme, Vieweg Verlag 2000

Biologische Psychologie, Springer-Lehrbuch, Niels

Birbaumer, Robert F. Schmidt

Dörner diverse Bücher

37

Kontakt: Hubert.Keller@KIT.EDU

22. Januar 2020 Dr.-Ing. Hubert B. Keller