



Standardisierungen von KI-Systemen im E-Learning-Kontext von Hochschulen

DINI-Jahrestagung 2019

Universität Osnabrück

Kai-Uwe Kühnberger, Institut für Kognitionswissenschaft – 08.10.2019

- Was ist Künstliche Intelligenz?
 - Ursprünge der Künstlichen Intelligenz
 - Methoden der Künstlichen Intelligenz
- Standardisierungen der Künstlichen Intelligenz
 - Internationale KI-Strategien
 - Leitlinien
 - Was könnte standardisiert werden?
- Standardisierungen in E-Learning Systemen
- Trends / Ausblick

Was ist Künstliche Intelligenz?

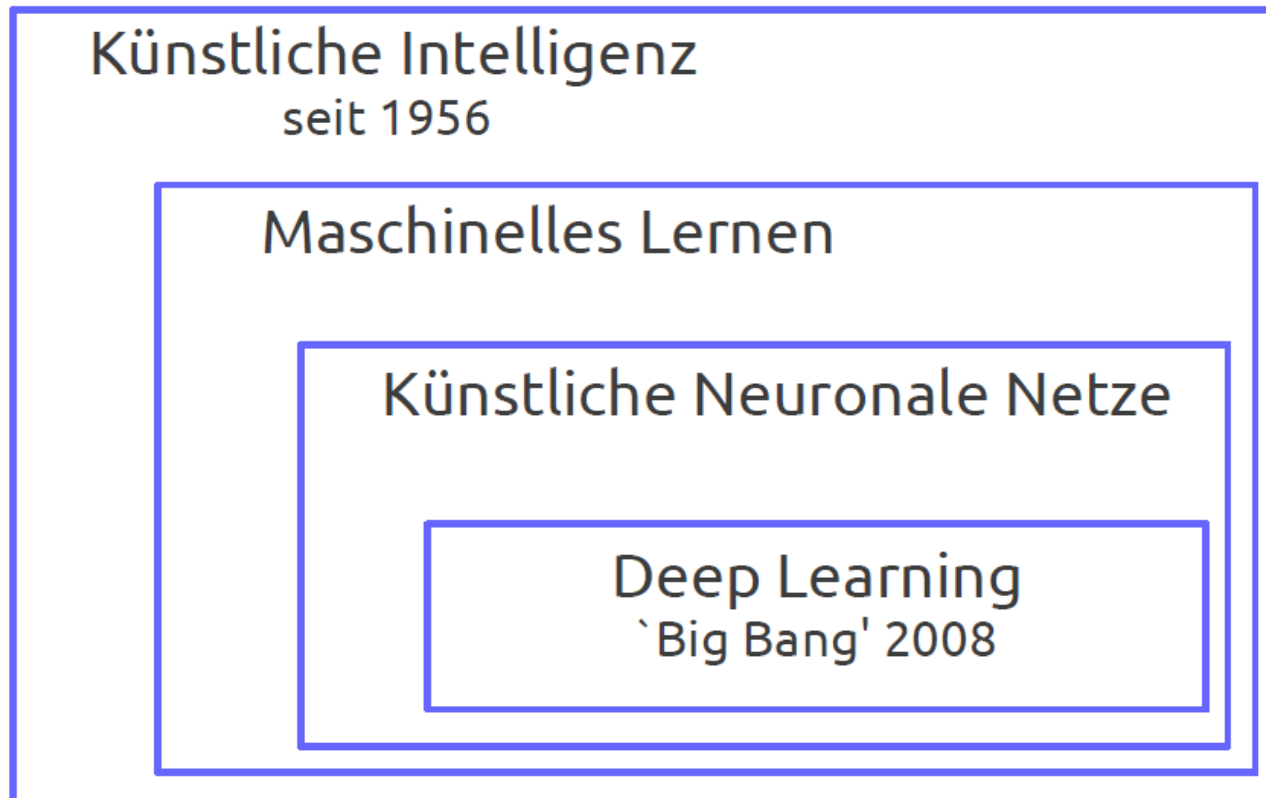
- Ursprünge
- Was ist neu an KI?
- Methoden der KI

Was ist Künstliche Intelligenz?

- KI ist die Simulation menschlicher Intelligenz durch Computerprogramme oder Roboter.
- Beispiele für menschliche Intelligenz sind:
 - Entscheidungen fällen
 - Strategien verfolgen
 - Wahrnehmen
 - motorische Handlungen durchführen
 - abstrakte Konzepte lernen
 - Sprache benutzen
 - Musik komponieren oder spielen
 - einen Roman schreiben
 - Etc.

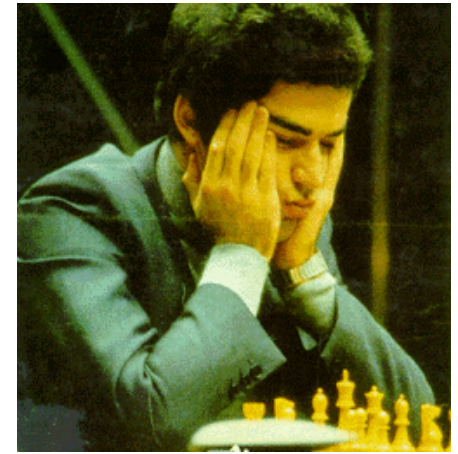
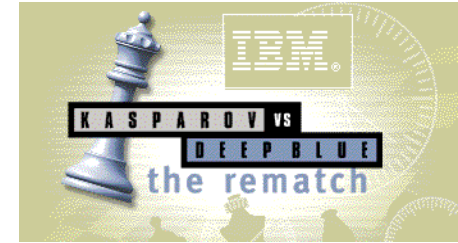
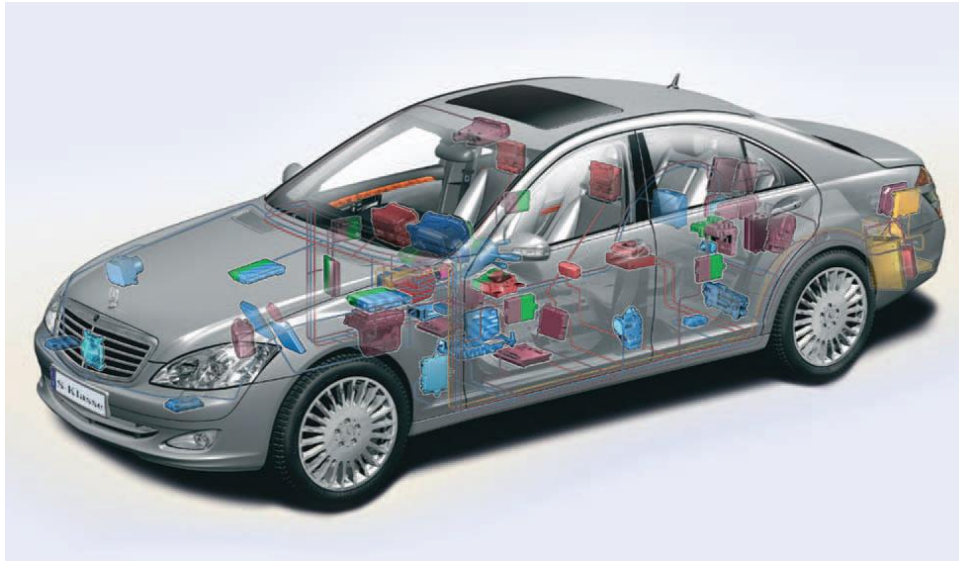
Ist KI neu?

- Künstliche Intelligenz und Maschinelles Lernen (ML) sind nicht neu.
- ML ist Teilmenge von Künstlicher Intelligenz



Source: Ute Schmid

Klassische KI: Anwendungen



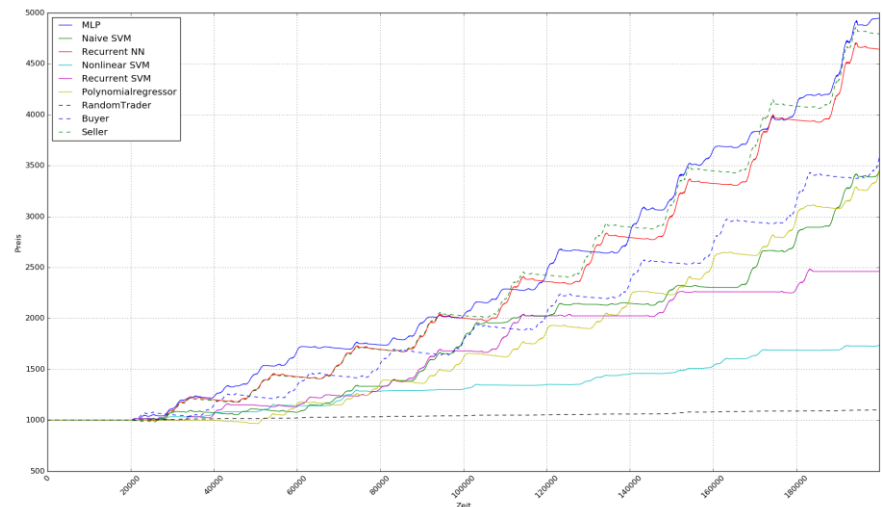
- Plan season for a sports league (tournament)

	1.	2.	3.	4.	5.
SVW	FCB	HSV	VFL	BVB	S04
HSV	BVB	SVW	S04	VFL	FCB
VFL	S04	FCB	SVW	HSV	BVB
FCB	SVW	VFL	BVB	S04	HSV
BVB	HSV	S04	FCB	SVW	VFL
S04	VFL	BVB	HSV	FCB	SVW



Maschinelles Lernen: Anwendungen

- Maschinelles Lernen brachte in verschiedenen Bereichen neue Anwendungsmöglichkeiten.



schufa

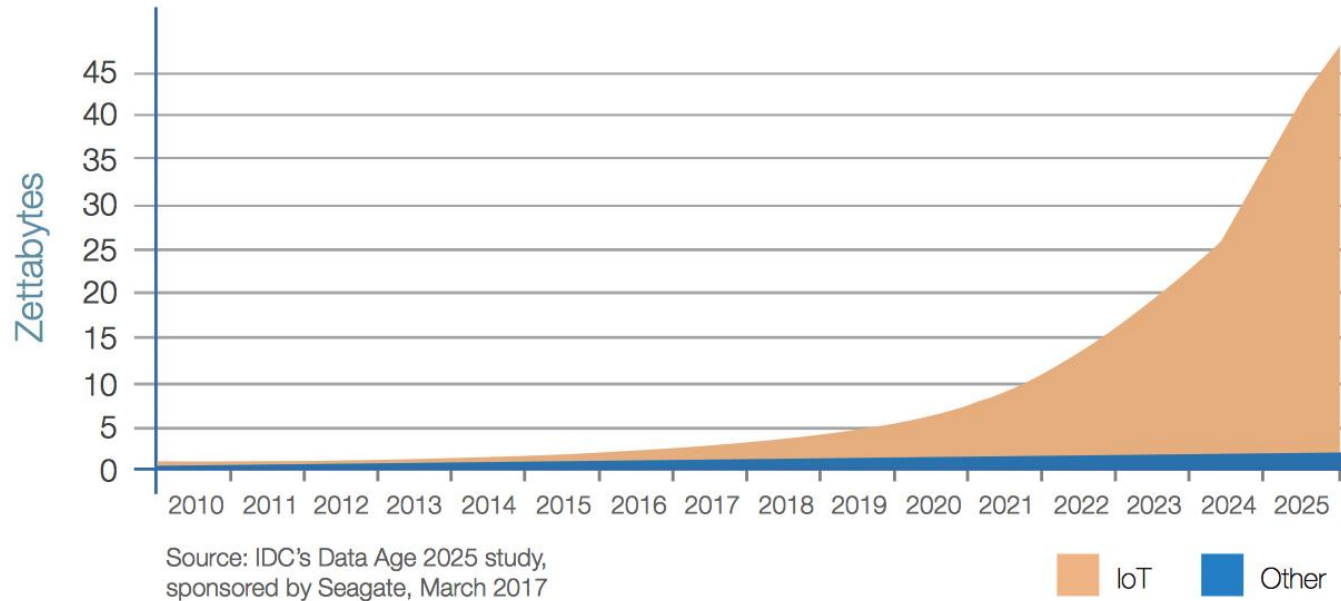
Neuronale Netze / Deep Learning



Source: Gunther Heidemann

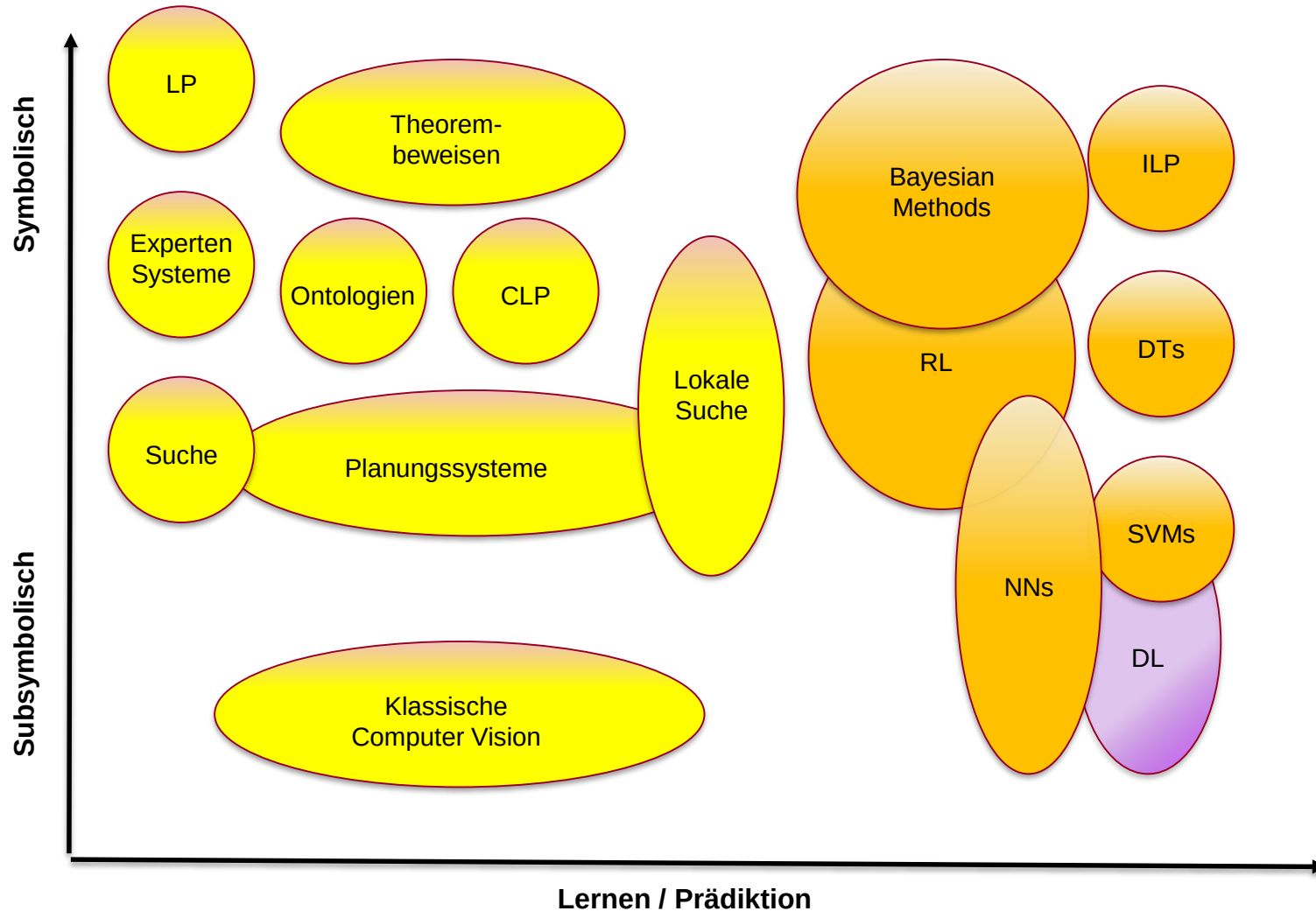
Was ist neu an der jetzigen Situation?

- Exponentielles Wachstum vom Daten



- Verschiedene Dinge können heute “smarter” integriert werden: Technologien & Datentypen & Modalitäten
- Starkes Wachstum von Ressourcen
- **Daten + Integration + Ressourcen = „Rise of AI“**

Methoden der KI (Beispiele)



- Oft ist die Anwendung klassischer KI-Methoden besser „erklärbar“ als Methoden des maschinellen Lernens:
 - Mathematisch beweisbare Eigenschaften der Algorithmen (hinsichtlich Terminierung, Optimalität, Konsistenz etc.)
 - Kategorisierung in Komplexitätsklassen
 - Teilweise handkodierte Systeme
 - Meist bessere Kontrolle der verwendeten Daten
- Allerdings gilt für klassische KI-Methoden:
 - Verrauschte Daten tendenziell schlecht anwendbar
 - Gewöhnlich schlechte Lerneigenschaften
 - Gewöhnlich schlecht anwendbar auf Bilder, Videos etc.
 - Gewöhnlich schlecht anwendbar auf Big Data (Skalierung)

Maschinelles Lernen

- *Parameter Tuning*
 - Kunst oder Wissenschaft?
- *Erklärbarkeit / Transparenz*
 - Z.B. welche Feature / Feature-Kombinationen sind der Grund für eine Klassifikation
- *Eigenschaften der Algorithmen*
 - Oft fehlen beweisbare Resultate zum Konvergenzverhalten, zur Komplexität etc.
- *Datengrundlage*
 - Oft problematisch, insbesondere hinsichtlich Big Data
- *Inferenz / Klassifikation*
 - Ab wann ist eine Klassifikation „gut genug“ für eine Anwendung?
- ...

Table 3.1: Chosen configurations for BOW classifiers.

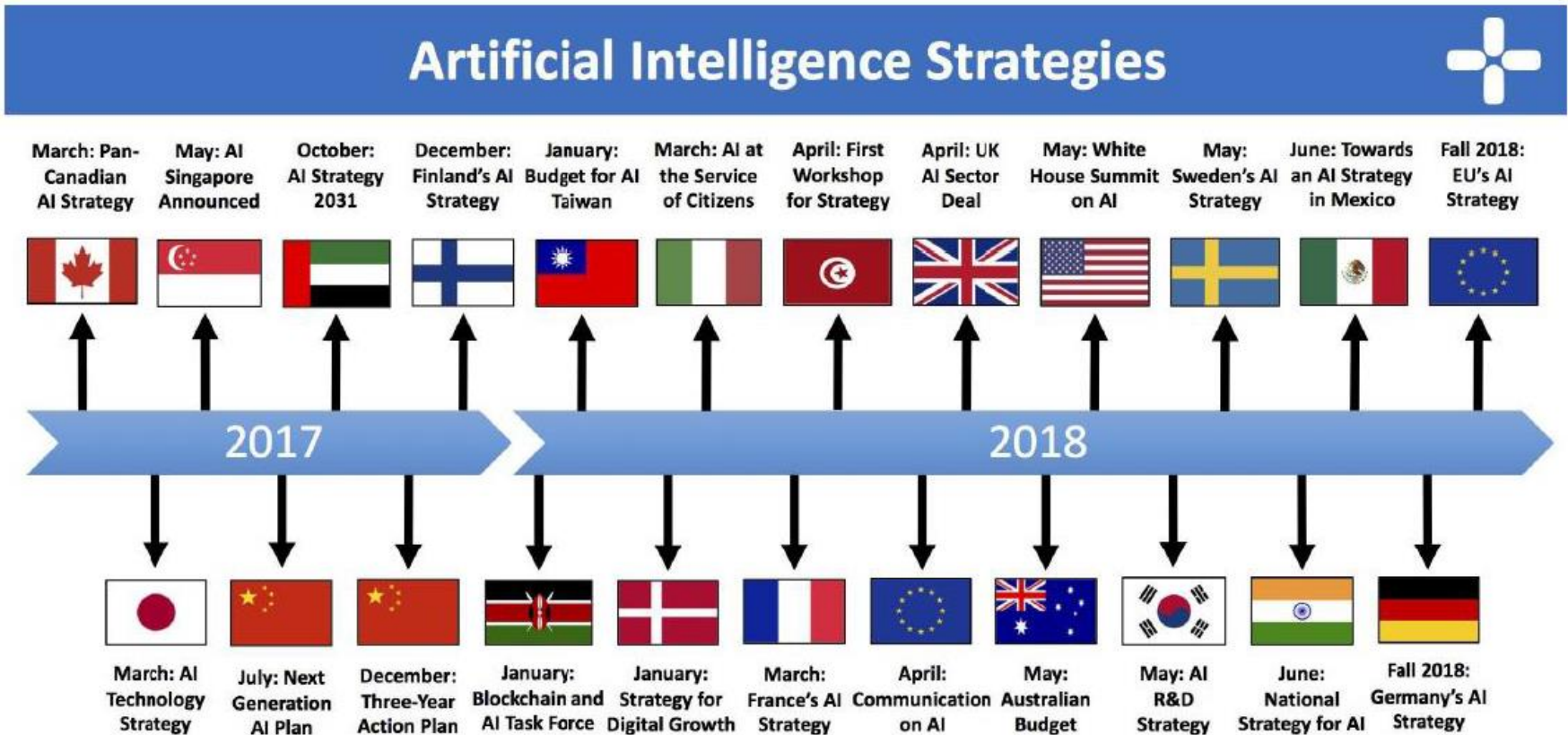
Classifier/Content	Filename	Foldername
RandomForestClassifier	n_estimators = 10/50/100/ None criterion = gini /entropy max_features = sqrt /log2/ None class_weight = balanced/ None bootstrap = True /False min_samples_split = 2/5/ 10	10/50/100/None gini /entropy sqrt/ log2 /None balanced /None True /False 2/5/10
PassiveAggressiveClassifier	C = 1.0/0.1 class_weight = balanced/ None tol = 1e-2/1e-3 loss = hinge/ squared_hinge	1.0/0.1 balanced /None 1e-2/1e-3 hinge/ squared_hinge
KNeighborsClassifier	n_neighbors = 3/5/7 weights = uniform /distance	3/5/7 uniform /distance
LinearSVC	penalty = l1/12 loss = hinge/ squared_hinge tol = 1e-2/1e-3/1e-4 class_weight = balanced/ None C = 1.0/0.1	l1/12 hinge/ squared_hinge 1e-2/1e-3/1e-4 balanced/ None 1.0/0.1
NearestCentroid		
Perceptron	penalty = l1/12/elasticnet/ None class_weight = balanced/ None alpha = 1e-2/1e-3/1e-4 tol = 1e-2/1e-3	l1/12/elasticnet/None balanced/ None 1e-2/1e-3/1e-4 1e-2/1e-3
RidgeClassifier	solver = sparse_cg /lsqr tol = 1e-2/1e-3 alpha = 0.01/0.1/1	sparse_cg /lsqr 1e-2/1e-3 0.01/0.1/1
SGDClassifier	penalty = l1/12/elasticnet loss = hinge /squared_hinge/ modified_huber/perceptron tol = 1e-2/1e-3/1e-4 class_weight = balanced / None alpha = 1e-2/1e-3/1e-4	l1/12/elasticnet hinge /squared_hinge/ modi- fied_huber/perceptron 1e-2/1e-3/1e-4 balanced /None 1e-2/1e-3/1e-4
MultinomialNB	alpha = 1.0/0.1/0.01	1.0/0.1/0.01
BernoulliNB	alpha = 1.0/0.1/0.01	1.0/0.1/0.01

Source: Renato Garita

Standardisierungen der Künstlichen Intelligenz

- Internationale KI Strategien
- Leitlinien
- Was kann standardisiert werden?

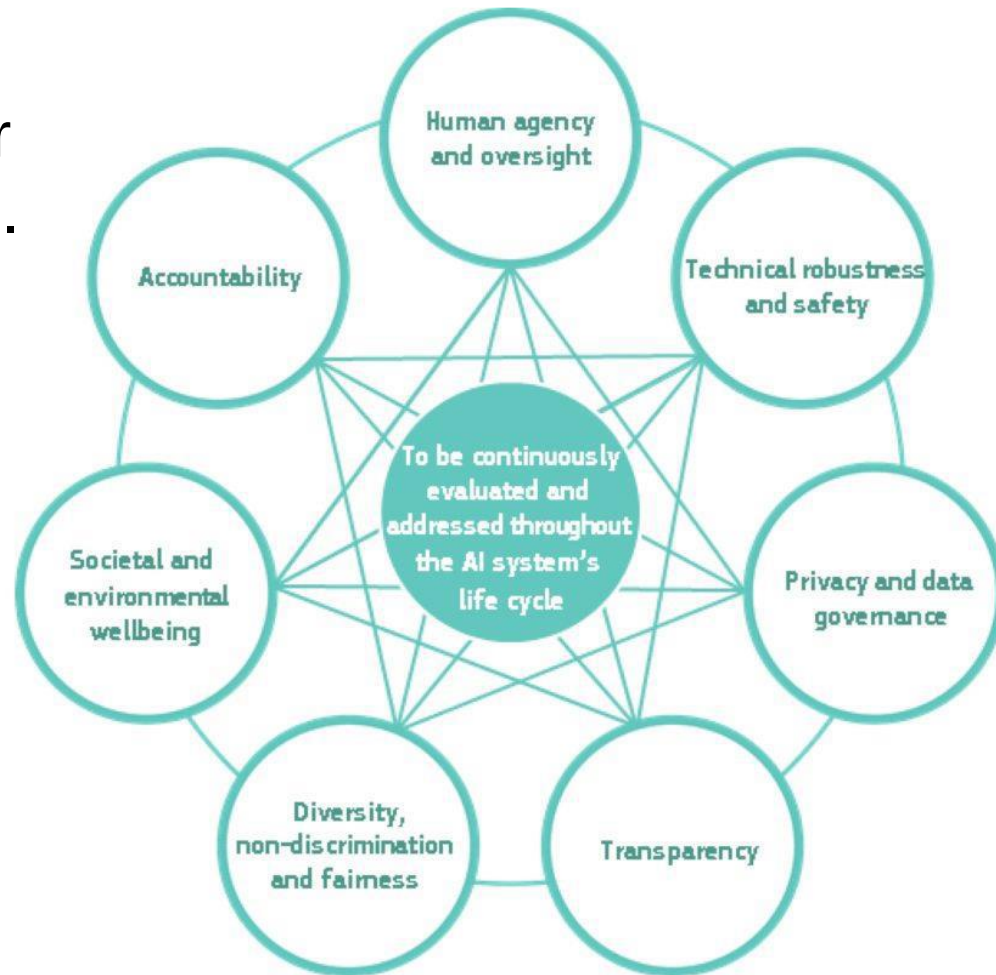
Internationale KI-Strategien



2018-07-13 | Politics + AI | Tim Dutton

Europäische Leitlinien in der KI

- Neben den Initiativen einzelner Staaten gibt es z.B. auch die “Ethics Guidelines for Trustworthy AI” der Europäischen Union



<https://ec.europa.eu/futurium/en/ai-alliance-consultation>

- **Seit 2017 (International)**
 - **ISO/IEC JTC1/SC 42** – Komitee zur KI Standardisierung
 - 3 Standards veröffentlicht, 11 in Entwicklung
 - Themen: Terminologie, Robustheit, Vertrauenswürdigkeit, Ethik,...
 - Fokus: Risikomanagement, Governance Modelle
- **Seit 2016 (International)**
 - **IEEE** – Entwicklung einer Standardserie zu KI
 - 14 Arbeitsgruppen
 - Themen: Transparenz, Privatsphäre, Ethik, Vertrauenswürdigkeit

Was will man in der KI standardisieren?

- Ein KI-System umfasst mindestens die Aspekte Daten, Modell und Inferenz.
 - Dies gilt für klassische KI-Verfahren wie für Verfahren des Maschinellen Lernens.

	Daten	Modell	Inferenz
Performanz	Verteilung, Biases, Labelqualität, Datenformate, Coverage etc.	Aufwand, Komplexität, Portierbarkeit, Effizienz etc.	Korrektheit, True / false positives, true / false negatives accuracy, F-scores etc.
Robustheit	...	...	...
Transparenz	...	...	...
Privatheit	...	...	...
Fairness	...	...	...

Standardisierung und E-Learning

- Zukünftige E-Learning Assistenten
- Standardisierungen im E-Learning Kontext
- Ausblick / Trends

DINI-Thesen - Deutsche Initiati x

DINI-Jahrestagung 2019 zum Ti x

Programm - Deutsche Initiative x

My courses - Universität Osn x

Vorlesung und Übung: Methods x

+

← → ↻ 🏠

🔒 <https://studip.uni-osnabrueck.de/dispatch.php/course/overview?cid=d69142539c26df001ebz>

⋮ 📧 ☆

🔍 Search

🔖 ⬇️ 🖨️ 📅 👤 ⋮

Universität Osnabrück

What are you looking for? 🔍 3 👤

🏠 ²

🔄 Courses

📁 Files

✉️ ³⁸ Messages

👥 Community

👤 Profile

📅 ⁴² Planner

🔍 Search

🔧 Tools

📢 ¹⁴ Notice board

STUD.IP

Overview Administration Participants Files Schedule Blubber Vips Opencast More ...

Vorlesung und Übung: Methods of AI (Lecture + Practice) - Brief information

 ?



Brief information

Details

Share

🔗 Copy link to this course

Basic details

Time / Course location

Monday: 12:00 - 14:00, weekly (from 22/10/18), Location: 93/E31
Tuesday: 12:00 - 14:00, weekly (from 23/10/18), Location: 93/E31
Wednesday: 12:00 - 14:00, weekly (from 07/11/18), *Methods of AI: Tutorial*, Location: HS - SL 103
Thursday: 12:00 - 14:00, weekly (from 01/11/18), *Methods of AI: Tutorial*, Location: HS - SL 203
Dates on Tuesday. 11.12.18, Tuesday. 05.02.19 12:00 - 14:00, Wednesday. 17.04.19 09:00 - 11:00, Room: 15/323-324, 50/E08

First date

Mon , 22.10.2018 12:00 - 14:00, Room: 93/E31

Lecturers

Prof. Dr. phil. Kai-Uwe Kühnberger, Dr. rer. nat. Nico Potyka

Announcements

 + 📡

No new announcements. To create a new announcement, click +

Dates

 ⚙️

No current dates available. To create new dates click on the cogwheel icon on the right.

Evaluations

 📝

No evaluations available. To create a new evaluation, click the edit icon.

Questionnaires

 + 📝

🌐 🔍 Type here to search



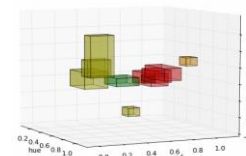
⬆️ 🔊 🔌 DEU 00:37 08/10/2019

Zukünftige E-Learning Assistenten

■ Eigenschaften von zukünftigen smarten E-Learning Assistenten

- Multi-modale Inhalte (Text, Bild, Video etc.)
- Verschiedene Repräsentationsformen eines Sachverhalts
- Verschiede Abstraktionsstufen von Inhalten
- Nutzung externer und interner Datenquellen
- Variabilität von Interaktion: Texte, Quizze, Aufgaben, Foren, automatisierte Fragen beantwortende KIs
- Interpretation des Feedbacks von Nutzern
- Nutzer-Adaptivität
- Bei Fehlern des Nutzers: Erklärung dieser Fehler durch die KI (XAI)
- Etc.

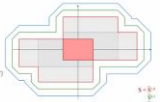
3D visualization - hue, round, sweet



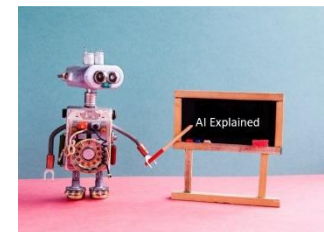
```
# define the conceptual space
domains = {"color":{0}, "shape":{1}, "taste":{2}}
dimension_names = ["hue", "round", "sweet"]
space.init(3, domains, dimension_names)

# standard weights for the dimensions within each domain
w_dim = {"color":{0:1}, "shape":{1:1}, "taste":{2:1}}

# define pear concept
c_pear = Cuboid([0.5, 0.4, 0.35], [0.7, 0.6, 0.45], domains)
s_pear = Core(c_pear, domains)
w_pear = Weights({"color":0.59, "shape":1.25, "taste":1.25}, w_dim)
pear = Concept(s_pear, 1.0, 24.0, w_pear)
space.add_concept("pear", pear, 'g')
```



$$M(\vec{C}) = \frac{\mu_0}{c^n \prod_{d \in D} w_d(d) \sqrt{w_d}} \sum_{i=0}^n \left(\sum_{\substack{D \\ d_1, \dots, d_i}} \left(\prod_{d \in D} a_d \right) \cdot \prod_{d \in \Delta(d_1, \dots, d_i)} \left(n_d! \cdot \frac{\pi^{-\frac{n_d}{2}}}{\Gamma(\frac{n_d}{2} + 1)} \right) \right)$$



- Konsequenzen für Daten, Modell und Inferenz
 - Daten
 - Heterogen, multi-modal
 - Eventuell verrauscht
 - Verschiedene Repräsentationsformen von Inhalten und Feedback des Nutzers
 - Modell
 - Hybrid: strukturierte Wissensbasen / Ontologien, semi-strukturierte Daten (z.B. Texte), Deduktionen, Klassifikatoren auf unstrukturierten Daten etc.
 - Methodisch / algorithmisch vielfältig
 - Integration von subsymbolischen und symbolischen Inhalten
 - Inferenz
 - Qualität abhängig von verschiedenen Faktoren

Standardisierungen im E-Learning Kontext

- Standardisierungen hinsichtlich des Aspekts der Performanz:
 - Performanz (Data)
 - Welche Daten werden für KI-Methoden genutzt?
 - Welche Datenformate werden genutzt?
 - Qualität der Daten: Sind diese repräsentativ? Wie sind die Daten verteilt?
 - Performanz (Modell)
 - Welche Methoden werden genutzt?
 - Mit welcher Effizienz arbeiten diese?
 - Performanz (Inferenz)
 - Was ist ein sinnvolles Maß für die Qualität der KI-Methoden in E-Learning Anwendungen?
- Diese Aspekte gilt es hinsichtlich Robustheit, Transparenz, Privatheit, Fairness etc. zu standardisieren.

- Hypothesen zu Trends im E-Learning in Hochschulen in den nächsten Jahren:
 - Tendenz zu hybriden und integrierten Systemen
 - Z.B. neuro-symbolisches Lernen und Schließen
 - Komplexes Zusammenspiel verschiedener Algorithmen
 - E-Learning als kognitives Assistenzsystem
 - Intelligente & innovative Schnittstellen
 - Nutzer ist in beständiger nicht-trivialer Interaktion mit dem System
 - Multimodale Integration & Interaktion (visuell, auditiv, haptisch)
 - Nutzung von direktem aber auch indirektem Feedback der Nutzer
 - E-Learning Systeme werden erklären können, warum sie eine bestimmte Entscheidung getroffen haben (XAI).

Herzlichen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!