



KI und Technik

Prof. Dr.-Ing. Marco Huber
marco.huber@ipa.fraunhofer.de

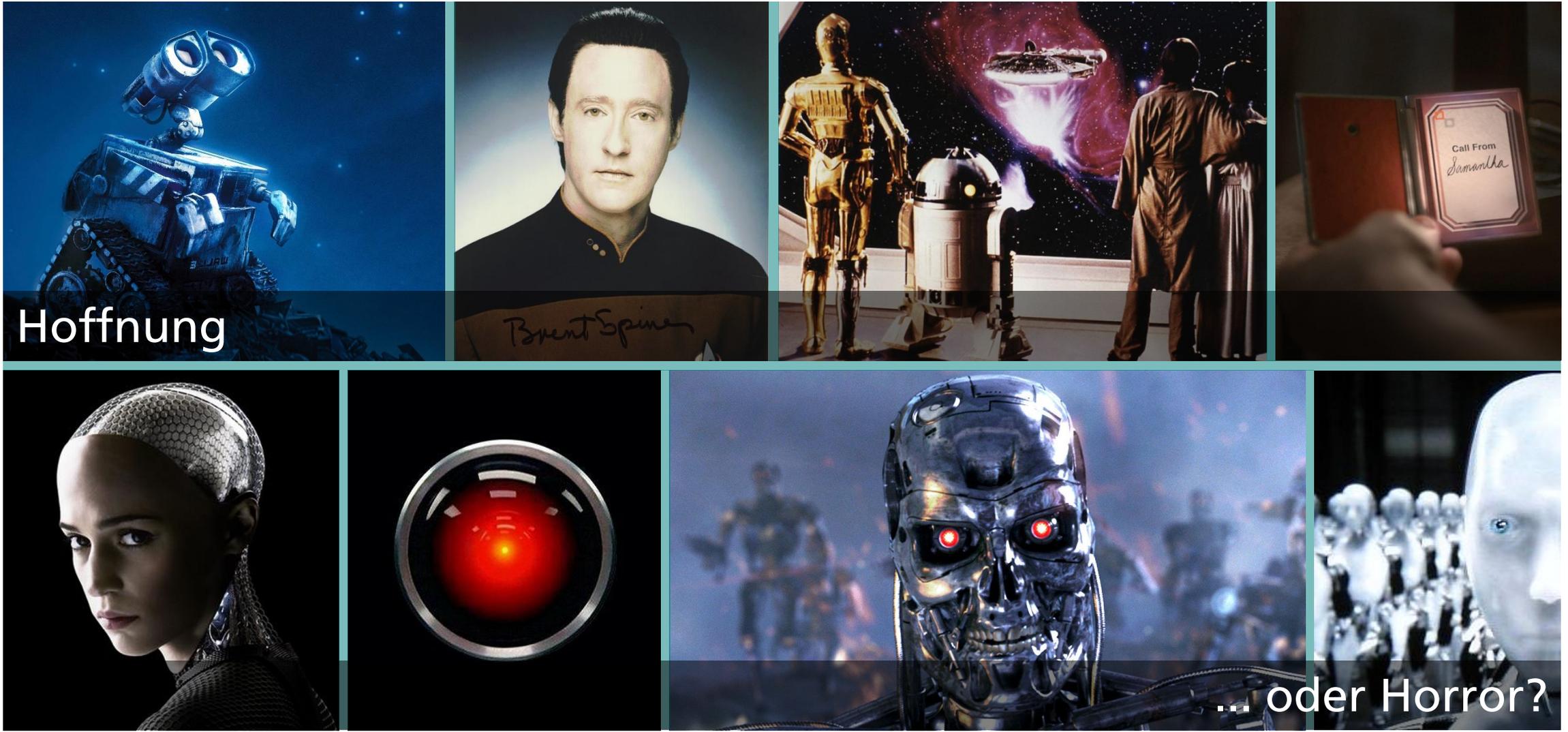


Zentrum für Cyber Cognitive Intelligence (CCI)
Abteilung für Bild- und Signalverarbeitung
Fraunhofer IPA, Stuttgart
www.ipa.fraunhofer.de/ki



Kognitive Produktionssysteme
Institut für Industrielle Fertigung und Fabrikbetrieb IFF
Universität Stuttgart
<https://www.iff.uni-stuttgart.de>

Künstliche Intelligenz (KI) in den Medien



KI: Chance oder Risiko?

Vertrautheit mit künstlicher Intelligenz



Quelle: Bosch KI-Zukunftskompass 2020

Definition(en) von KI

Menschlich denken

»The exciting new effort to make computers think ... machines with minds, in the full and literal sense.«

– Haugeland, 1985

→ Der *kognitive* Ansatz

→ Denkvorgang & das WIE sind wichtig

Rational denken

»The study of mental faculties through the use of computational models.«

– Charniak and McDermott, 1985

→ Der *Laws of Thought* Ansatz

→ Logik zählt

Menschlich handeln

»The art of creating machines that perform functions that require intelligence when performed by people.«

– Kurzweil, 1990

→ Der *Turing Test* Ansatz

→ Menschen nachahmen.

Rational handeln

»Computational Intelligence is the study of the design of intelligent agents.« – Poole et al., 1998

→ Der *rationaler Agent* Ansatz

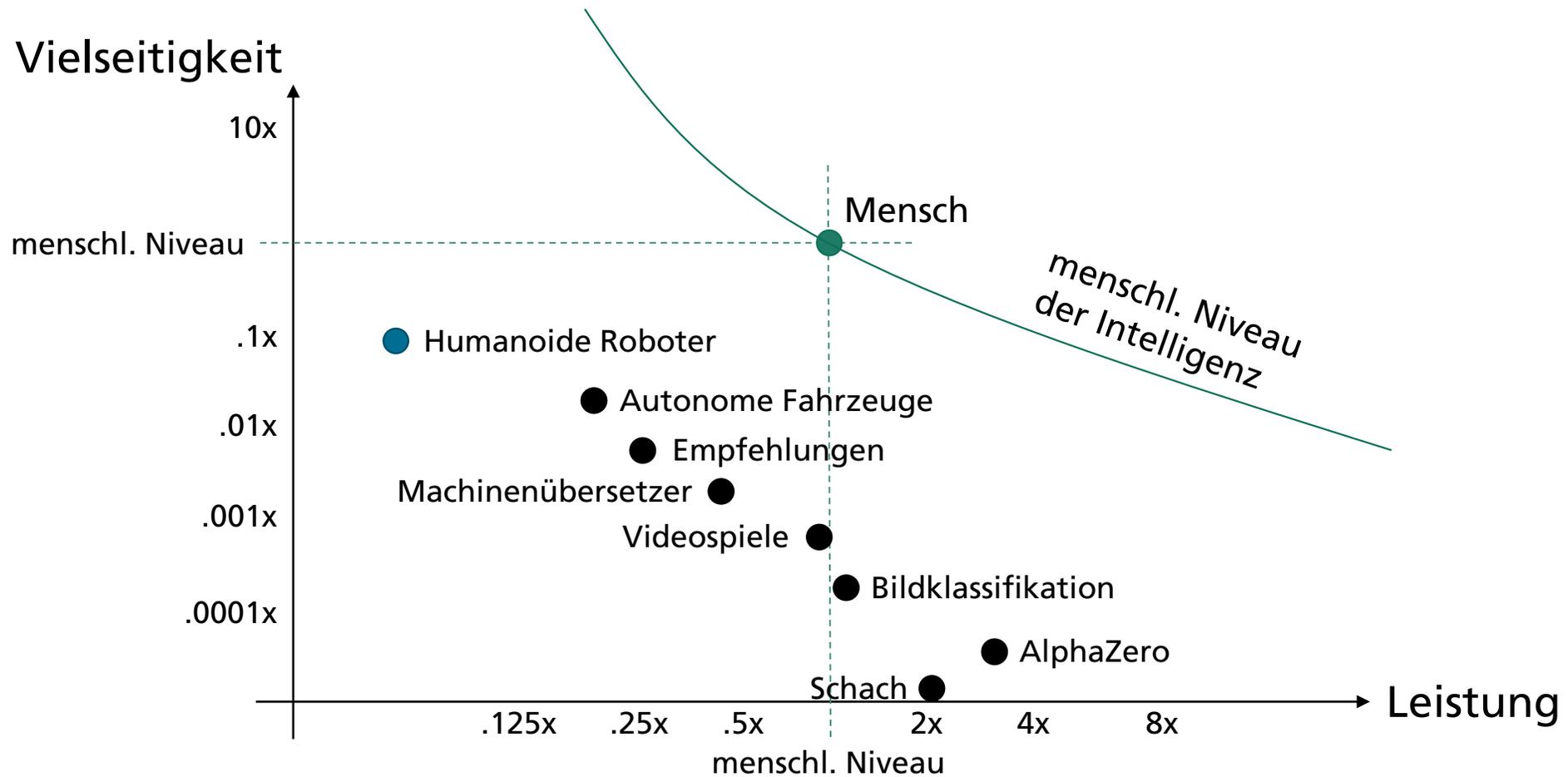
→ „Beste“ Entscheidung treffen.

Bezug zur Ökonomie & Regelungstechnik

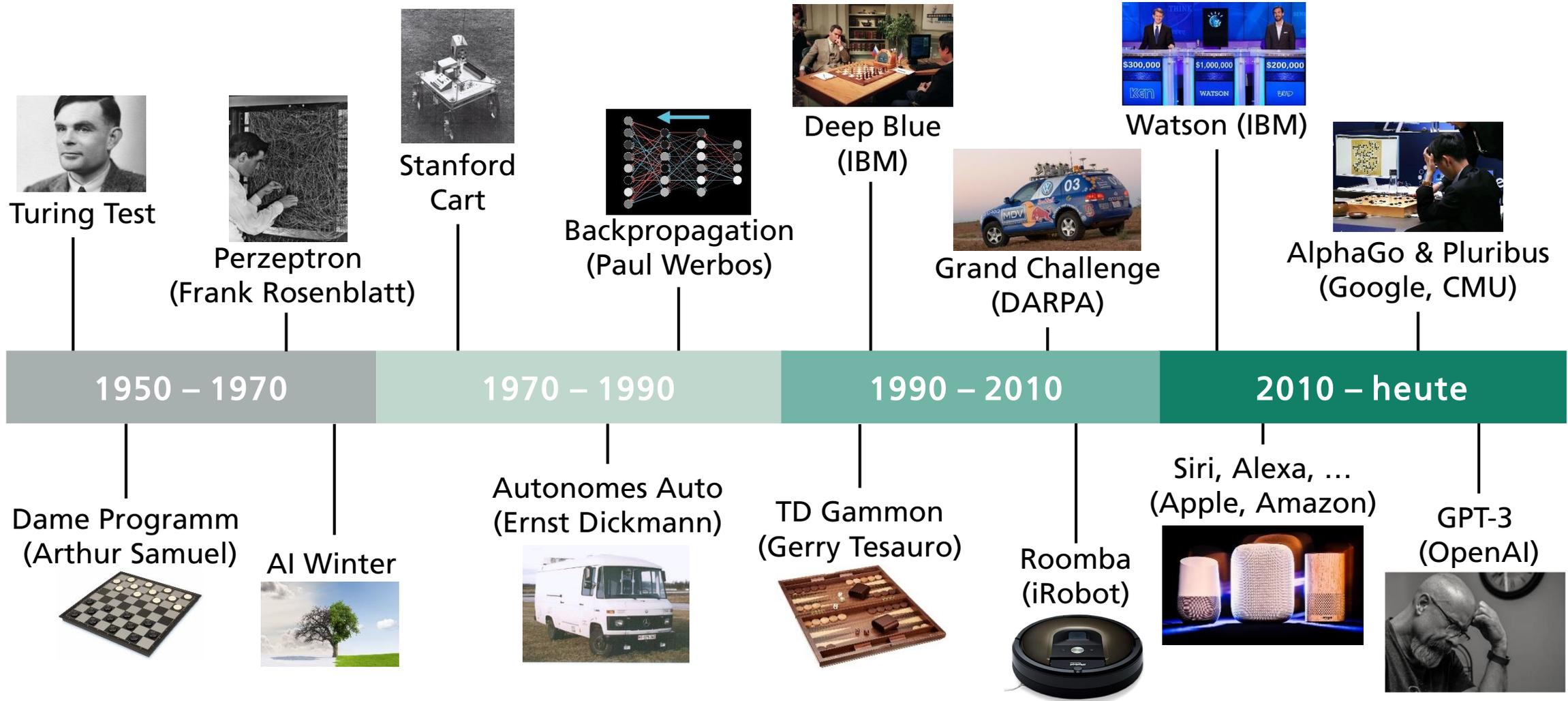
»An airplane flies in a way that's very different from the way a bird flies, but they both fly – it's the same with intelligence«

Prof. Peter Stone, KI Wissenschaftler
University of Texas at Austin.

Annäherung an die menschliche Intelligenz



KI Meilensteine

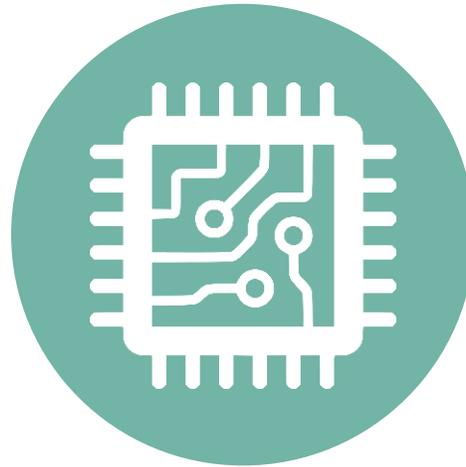


Wieso Heute?

Alter Wein in neuen Schläuchen



Big Data
(Digitalisierung,
Internet)



Rechenleistung
(Moore'sche Gesetz, GPUs,
Cloud Computing)



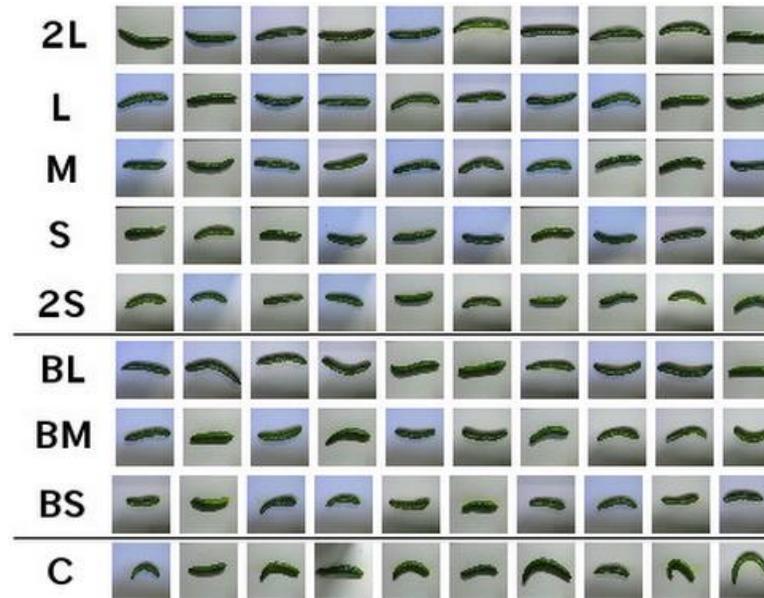
Algorithmen
(Verbesserungen,
Open-Source)

KI einfach anwenden

Qualitätskontrolle bei Gurken

»This was the **first time I tried out machine learning** or deep learning technology, and right away got much higher accuracy than I expected. That gave me the confidence that it could solve my problem«

– Makoto Koike, jap.
Gurgenbauer



Neun verschiedene Qualitätsklassen

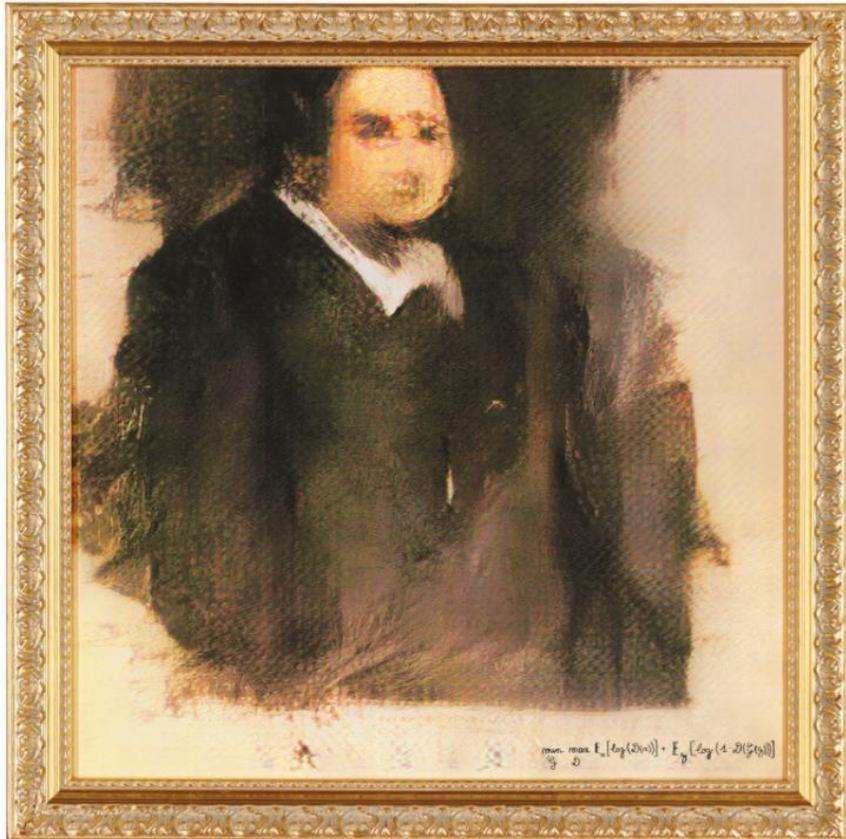


Gurkensortiermaschine, Marke Eigenbau

Quelle: <https://cloud.google.com/blog/products/ai-machine-learning/how-a-japanese-cucumber-farmer-is-using-deep-learning-and-tensorflow>

KI kann auch Kunst

Bilder malen | Musik komponieren



Compose in the style of Chopin - starting with Beethoven's Symphony No. 5

SHOW ADVANCED SETTINGS



Quelle: <https://openai.com/blog/musenet/>

Portrait des Edmond Belamy, 2018, erzeugt mittels GAN. Verkauft für \$432.500 am 25. Oktober 2018 bei Christie's in New York.

Genauigkeit zählt

*Niedrige
Anforderungen*

*Hohe
Anforderungen*



Empfehlungen
in Online-Shops



Finanzen,
Versicherungen



Produktion



Medizin,
auton. Fahren



KI rechnet sich

KI auf Branchenebene



Volkswirtschaftliche Betrachtung

- Zusätzliche Bruttowertschöpfung durch KI im produzierenden Gewerbe in DE in Höhe von 31,8 Mrd. Euro bis 2023 (Seifert et al. 2018)

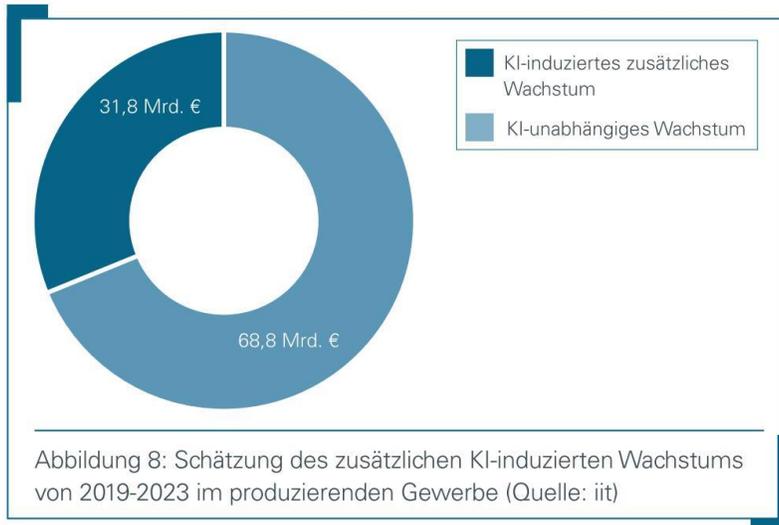


Abbildung 8: Schätzung des zusätzlichen KI-induzierten Wachstums von 2019-2023 im produzierenden Gewerbe (Quelle: iit)

Schätzung des zusätzlichen KI-induzierten Wachstums von 2019-2023 im produzierenden Gewerbe (Seifert et al. 2018)



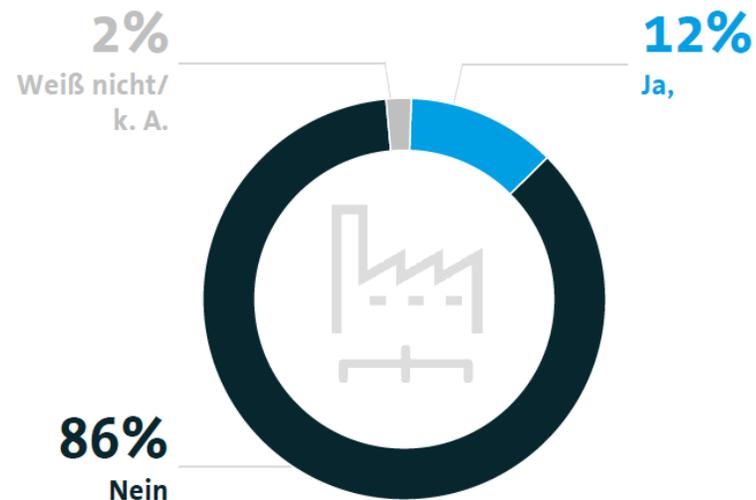
Abbildung 7: KI-induziertes Wachstum p.a. der Bruttowertschöpfung in ausgewählten Wirtschaftszweigen reifer Volkswirtschaften (in Prozent) (Quelle: iit, in Anlehnung an Purdy und Daugherty 2017).

KI-induziertes Wachstum p.a. der Bruttowertschöpfung in ausgewählten Wirtschaftszweigen reifer Volkswirtschaften (in Prozent) (Quelle: iit, in Anlehnung an Purdy und Daugherty 2017). (Seifert et al. 2018)

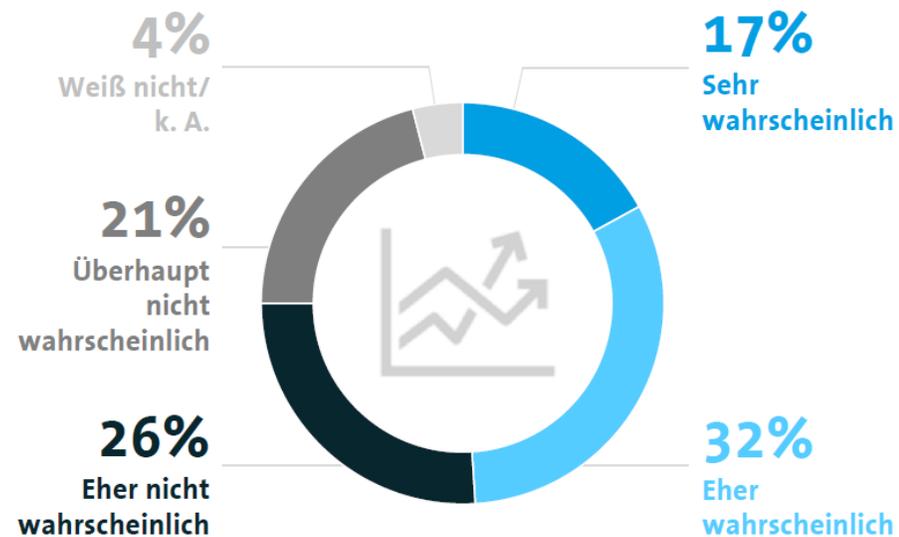
Bislang nur wenige KI-Anwendungen im Produktiveinsatz

KI in der Fabrik

Nutzen Sie in Ihrem Unternehmen Künstliche Intelligenz im Kontext von Industrie 4.0?



Wie wahrscheinlich ist es, dass Künstliche Intelligenz im Kontext von Industrie 4.0 bestehende Geschäftsmodelle disruptiv verändern wird?



4 Basis: 555 Industrieunternehmen ab 100 Mitarbeitern in Deutschland, Mehrfachnennungen möglich | Quelle: Bitkom Research

bitkom

KI für Roboter

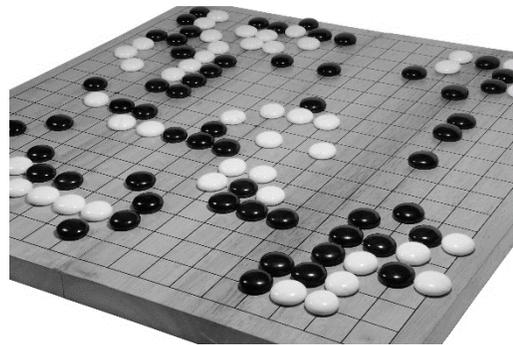
Wieso ist dies so herausfordernd?



Quelle: <https://spectrum.ieee.org/automaton/robotics/humanoids/darpa-robotics-challenge-robots-falling>

KI für Roboter

Wieso ist dies so herausfordernd?



Go

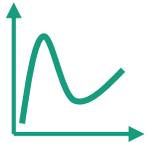


Roboter

Wieso ist dies so herausfordernd?



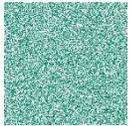
Physis



Nichtlinearitäten



Zustände unzugänglich



Messrauschen



Kontinuierlich



Hochdimensional

Künstliche Intelligenz, Maschinelles Lernen, Deep Learning

Einordnung

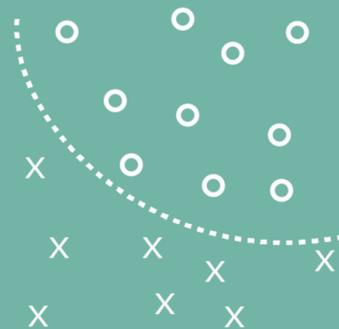
Künstliche Intelligenz (KI)

Lösen von Problemen, welche vom Menschen intelligentes Handeln erfordern



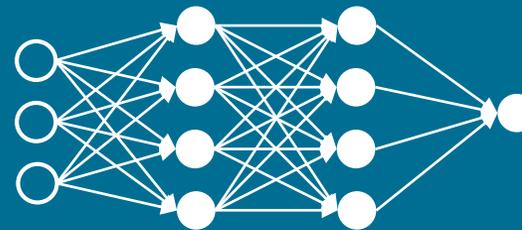
Maschinelles Lernen (ML)

Lernen anhand von Mustern in Daten



Deep Learning (DL)

Lernen mittels tiefer neuronaler Netze



Reinforcement Learning (RL)

Lernen sequentielle Entscheidungsprobleme zu lösen



Maschinelles Lernen

Traditionelle Datenverarbeitung



Problem: Schreiben des Programms ist ein Flaschenhals!

Maschinelles Lernen

Traditionelle Datenverarbeitung



Maschinelles Lernen

Problem: Schreiben des Programms ist ein Flaschenhals!

A. Samuel, 1959: „Machine Learning is the field of study that gives computer the ability to learn without being explicitly programmed.“

→ Lernen an **Beispielen** → verallgemeinern

Wann ist Maschinelles Lernen sinnvoll?

- Ursachen-Wirkzusammenhänge analytisch nur schwer/nicht beschreibbar oder nicht bekannt
- Optimierungen mittels physikalischer Modelle aufwändig

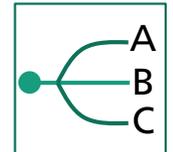
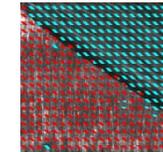
Praxisfälle des Maschinellen Lernens für kognitive Produktionssysteme

Praxisfall

Klassifizierung

Merkmalsunterscheidung:

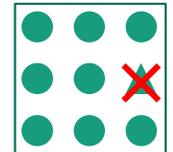
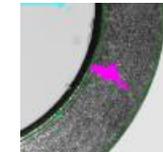
- Ist das A, B, C ...?



Erkennung von Anomalien

Ausreißer-Erkennung:

- Ist das i.O.? Gehört das hierhin?



Regression

Vorhersagen:

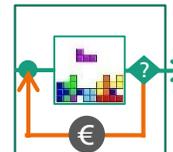
- Wie viele? Welcher Zustand? Wann?



Verstärkungslernen / Reinforcement Learning

Passende Strategie lernen:

- Was als nächstes? War das o.k. so?



Anwendungsbeispiel

KI4DRONES – BASF SE

Aufgabe

- Detektion von Schäden an der Gebäudeinfrastruktur der BASF SE
- Segmentierung des Objekts von der Umgebung

Ziel

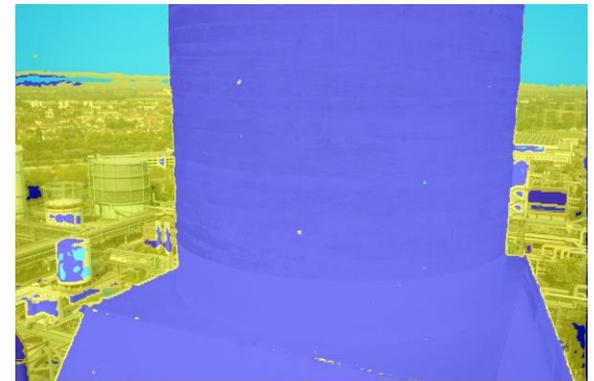
- Nachweis KI-Machbarkeit und Erweiterbarkeit auf weitere Anwendungsfälle
- Messbare Ziele: Genauigkeit des Verfahrens in % gegenüber von manuellem Inspekteur gelabelten Bildern, Zeitgewinn

Ergebnis

- Nutzung eines CNNs zur semantischen Segmentierung der Bilder
- Segmentierung relevanter Gebäudeinfrastruktur funktioniert mit hinreichender Genauigkeit

Weiteres Vorgehen

- Segmentierung der Defekte in den segmentierten Gebäuden
- Hierzu Labeling und Training eines weiteren Netzwerks notwendig



Anwendungsbeispiel

Verringerung der Pseudofehlerrate in der automatischen optischen Inspektion – Pilz GmbH & Co. KG

Problemstellung:

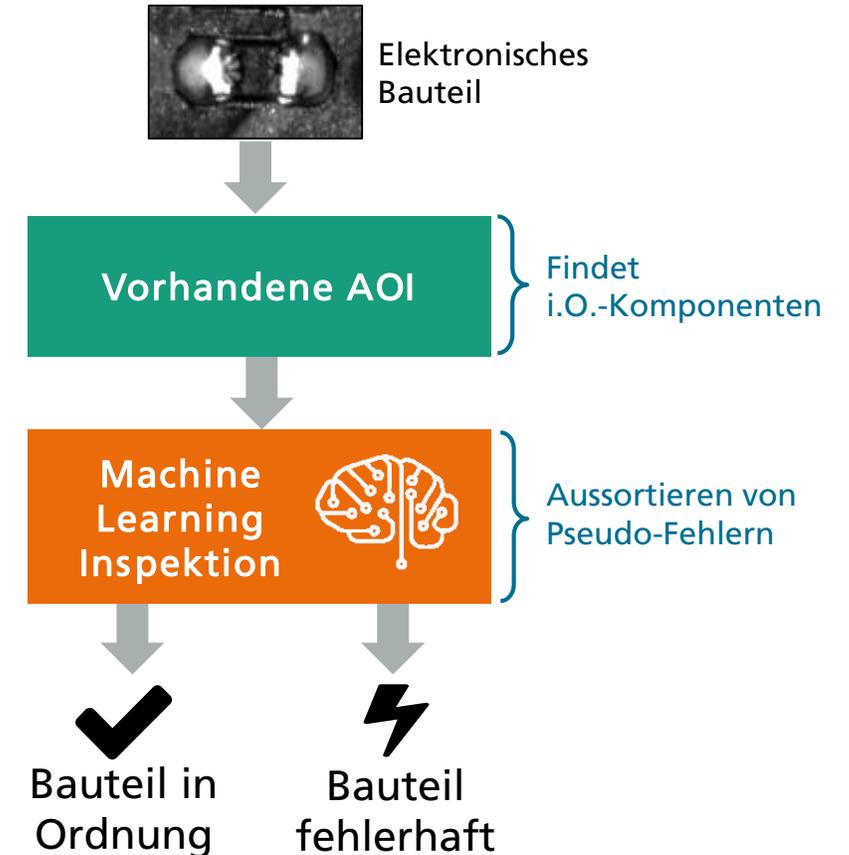
- Bestehende automatische optische Inspektion (AOI) sorgt für eine sehr hohe Pseudofehlerrate
- < 2% aller angezeigten Fehler sind tatsächliche Echtfehler
- Hoher personeller Aufwand einer manuellen Nachprüfung
- Eintönige Arbeit führt zu Flüchtigkeitsfehlern

Lösungsansatz:

- Anschließen einer Machine-Learning-Inspektion an die AOI, welche nach Pseudo- oder Echtfehlern klassifiziert

Resultat:

- Machine-Learning-Ansatz reduziert die Menge an notwendigen manuellen Nachprüfungen um 96,3%
- Schnelles Re-Training mit neuen Bauteilen möglich



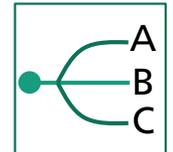
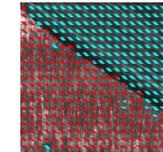
Praxisfälle des Maschinellen Lernens für kognitive Produktionssysteme

Praxisfall

Klassifizierung

Merkmalsunterscheidung:

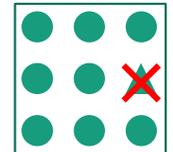
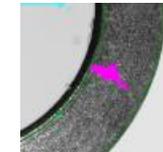
- Ist das A, B, C ...?



Erkennung von Anomalien

Ausreißer-Erkennung:

- Ist das i.O.? Gehört das hierhin?



Regression

Vorhersagen:

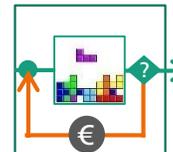
- Wie viele? Welcher Zustand? Wann?



Verstärkungslernen / Reinforcement Learning

Passende Strategie lernen:

- Was als nächstes? War das o.k. so?



Anwendungsbeispiel

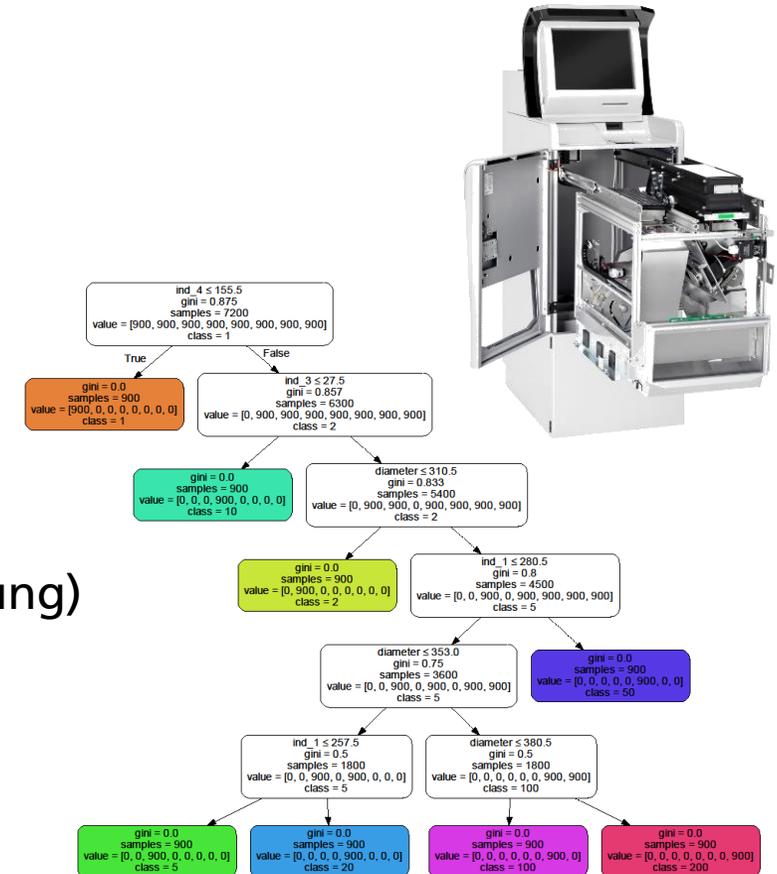
Automatische Münzerkennung und Münzklassifizierung – HESS Cash Systems GmbH & Co. KG

Aufgabe

- Das Anlernen von münzverarbeitenden Systemen erfolgt durch manuelles Anlernen in der Produktion oder im Servicefall
- Kostenintensiver und zeitaufwändiger Prozess
- Gesetzliche Forderung (EU) einer zuverlässigen Unterscheidung von Münzen in Original, Fälschung, Fremdwährung

Ergebnis

- Betrachtung beider Probleme (Anlernen und Fälschungserkennung) separat voneinander: ML ist für beide Probleme geeignet
- Erste Tests mit derzeitigen Sensordaten liefern vielversprechende Ergebnisse
- Auftreten weniger False Positives



Anwendungsbeispiel

Werkzeugbruchvermeidung durch intelligente Spindel – Franz Kessler GmbH

»Die Zusammenarbeit mit dem Fraunhofer IPA hat uns sehr dabei geholfen unsere Ideen zur Datenanalyse von Schwingungen zu priorisieren und entsprechende Use Cases daraus abzuleiten. Das hat uns motiviert, zusätzlich zu klassischen Auswertemethoden, verstärkt die Potentiale des maschinellen Lernens zu nutzen.«

Problemstellung:

- **Tieflochbohren** ist Sonderform des Bohrens mit großer Bohrungstiefe
- Verkeilen der Späne in der Spannut kann zu **Werkzeugbruch** führen

Lösungsansatz:

- **Identifikation von Prozessanomalien** beim Tieflochbohren basierend auf Sensordaten aus der Motorspindel

Ergebnisse:

- Entwicklung von Merkmalen zur Quantifizierung der Anomalien (im Zeit- und Frequenzbereich, basierend auf Sensordaten als Zeitreihen)
- Berücksichtigung variabler Prozesskenngrößen (aktuelle Bohrtiefe & -dauer)
- Erstellung von **ML-Algorithmus als Indikator für bevorstehende Werkzeugbrüche** und als Grundlage für nachfolgende Maßnahmen zur Bruchvermeidung



Quelle: Spinx Werkzeuge

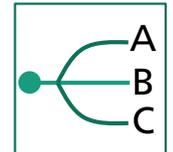
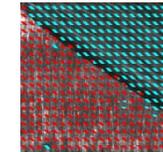
Praxisfälle des Maschinellen Lernens für kognitive Produktionssysteme

Praxisfall

Klassifizierung

Merkmalsunterscheidung:

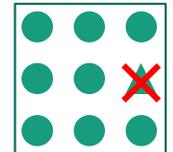
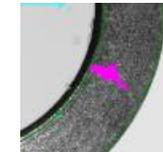
- Ist das A, B, C ...?



Erkennung von Anomalien

Ausreißer-Erkennung:

- Ist das i.O.? Gehört das hierhin?



Regression

Vorhersagen:

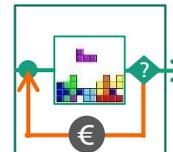
- Wie viele? Welcher Zustand? Wann?



Verstärkungslernen /
Reinforcement Learning

Passende Strategie lernen:

- Was als nächstes? War das o.k. so?



Regression: Griff in die Kiste

- Vereinzelung chaotisch gelagerter Werkstücke
- Objekterkennung in 3D-Punktwolke der Kiste
- **CloudPicking:**
Algorithmen laufen auf einem Cloud-Server
→ höhere Rechenkapazität, vereinfachte Wartbarkeit

Laufzeit- messung	Phasenla- gemessung	Lasertri- angulation	Stereovision
			
MESA SR4000	Sick LMS400	Leuze LPS36	Ensenso N10

Typische Sensoren für Griff in die Kiste

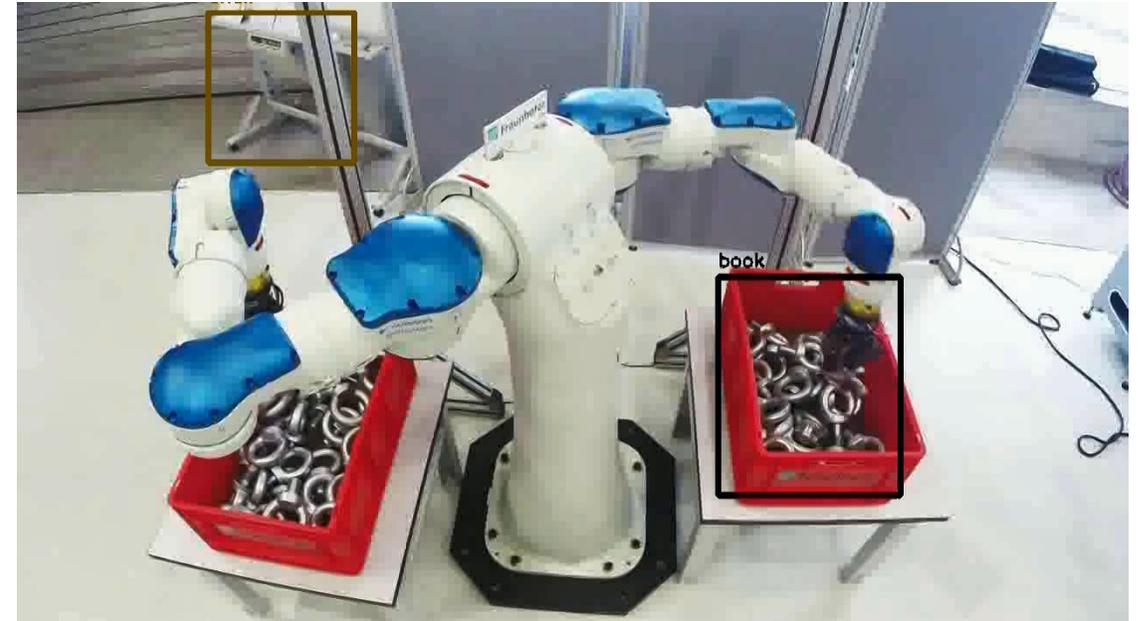


Objektlageerkennung und -klassifizierung

You Only Look Once (YOLO)



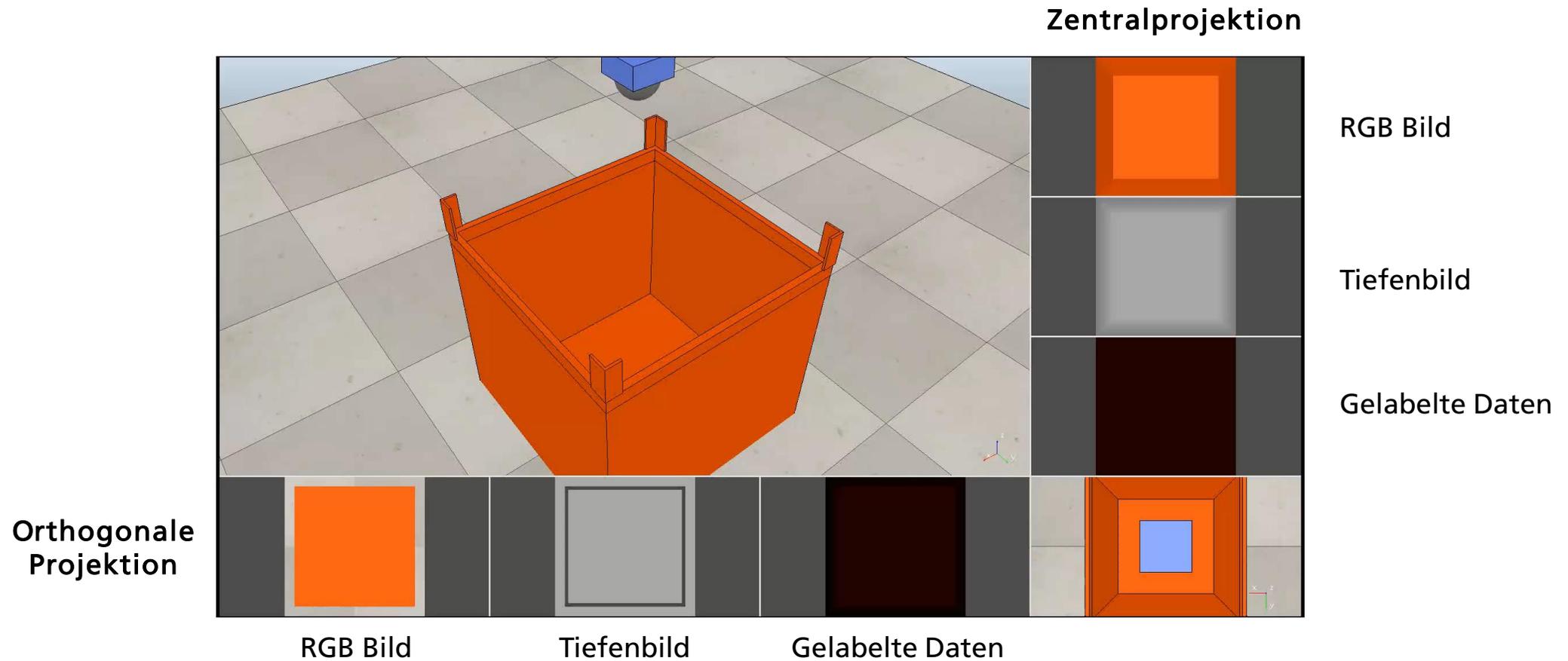
- You only look once (YOLO):
Echtzeit-Objekterkennung
- Tiefes neuronales Netz



- Videoquelle:
<https://www.youtube.com/watch?v=xhTkgajg8wQ>
- Fine-tuning des neuronalen Netzes erforderlich!

Objektlageerkennung und -klassifizierung

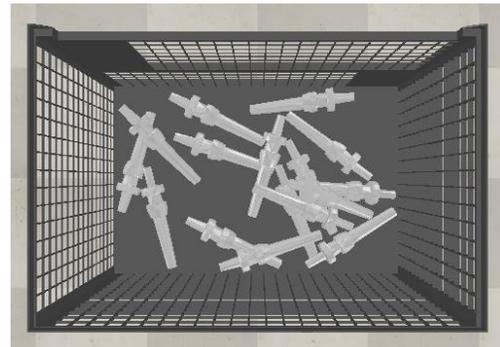
Datenerzeugung: Virtuelle Lernumgebung (V-REP)



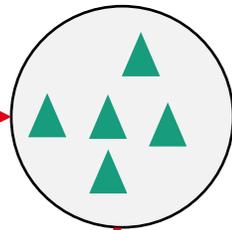
»DeepGrasping«

Erweiterung um »Transfer Learning«

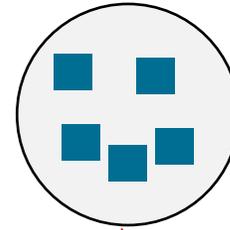
Virtuelle Lernumgebung
(z.B. Handhabungssimulation)



Rauschmodell



Prozessmodell



Prozessmodell

Wissen

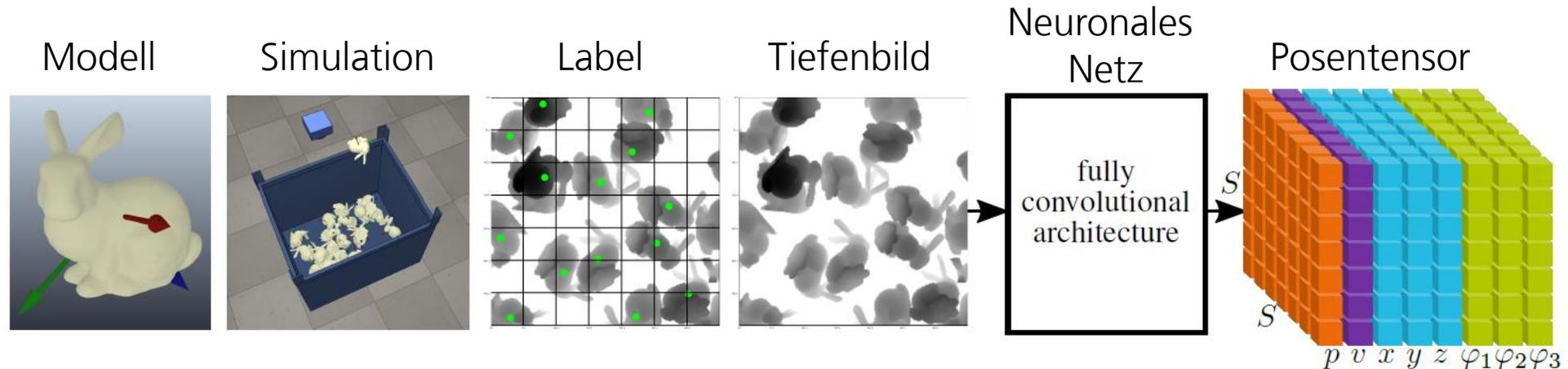
Transfer auf realen Roboter
(mit ähnlichen Werkstücken)



- Lernumgebung dient der Datengenerierung zum Trainieren neuronaler Netze
- Rauschmodelle von realen Systemen → Modellparameter im Physik-Simulator
- Generiertes Wissen (Prozessmodell) wird auf den realen Robotertask transferiert

»DeepGrasping«

Komplette Pipeline und deren Leistungsfähigkeit vgl. State-of-the-Art



	Bunny	Candlestick	pepper	brick	gear	tless 20	tless 22	tless 29
IPA	0.94	0.97	0.98	0.80	0.84	0.88	0.86	0.58
[1]	0.74	0.64	0.43	-	-	-	-	-
[2]	0.37	0.22	0.12	0.13	0.63	0.23	0.12	0.23
[3]	0.45	0.49	0.03	0.39	0.50	0.31	0.21	0.26

[1] J. Sock, K. I. Kim, C. Sahin, T. Kim, "Multi-task deep networks for depth-based 6d object pose and joint registration in crowd scenarios," CoRR, vol. abs/1806.03891, 2018

[2] B. Drost, M. Ulrich, N. Navab, S. Ilic, "Model globally, match locally: Efficient and robust 3d object recognition." in CVPR. IEEE Computer Society, 2010, pp. 998–1005..

[3] S. Hinterstoisser et. Al., "Model based training, detection and pose estimation of texture-less 3d objects in heavily cluttered scenes," in ACCV 2012, pp. 548–562.

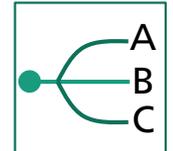
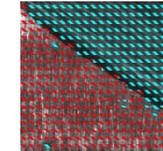
Praxisfälle des Maschinellen Lernens für kognitive Produktionssysteme

Praxisfall

Klassifizierung

Merkmalsunterscheidung:

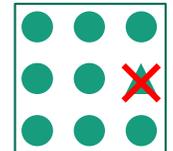
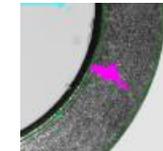
- Ist das A, B, C ...?



Erkennung von Anomalien

Ausreißer-Erkennung:

- Ist das i.O.? Gehört das hierhin?



Regression

Vorhersagen:

- Wie viele? Welcher Zustand? Wann?



Verstärkungslernen /
Reinforcement Learning

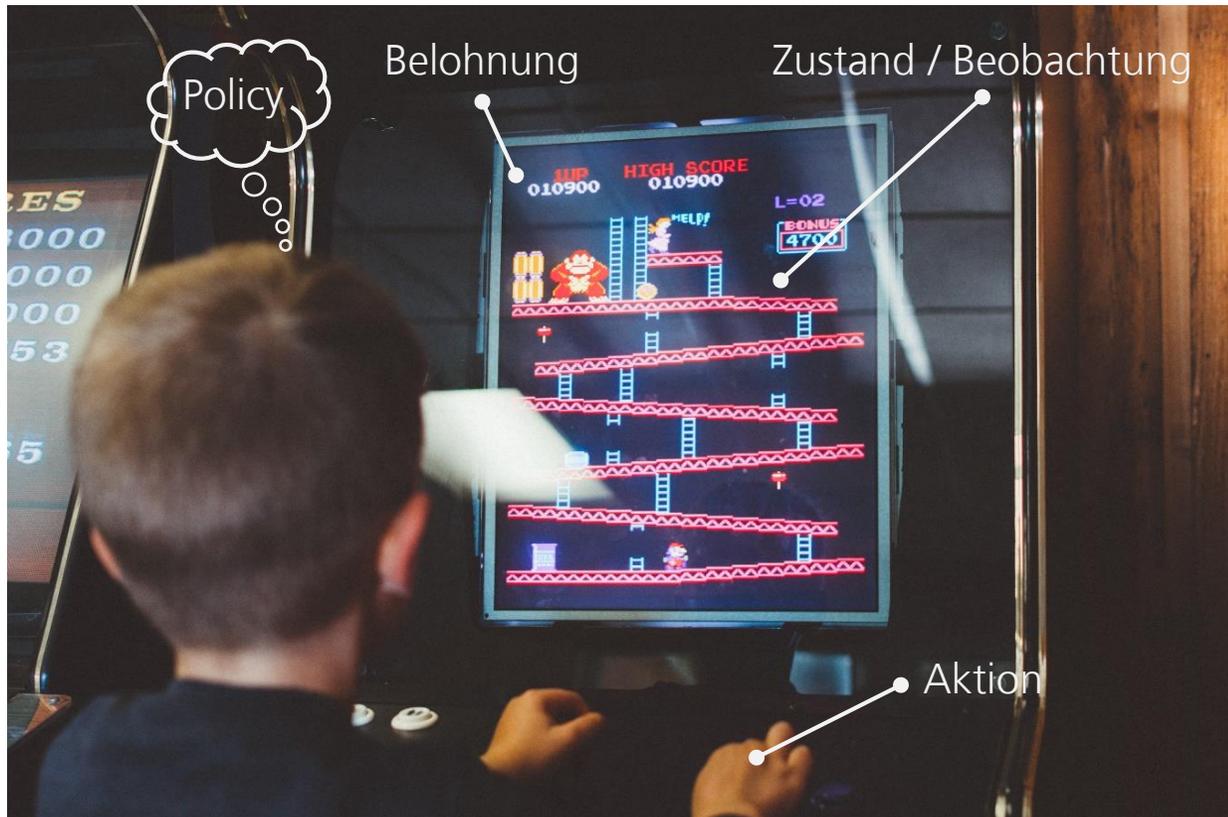
Passende Strategie lernen:

- Was als nächstes? War das o.k. so?



Reinforcement Learning

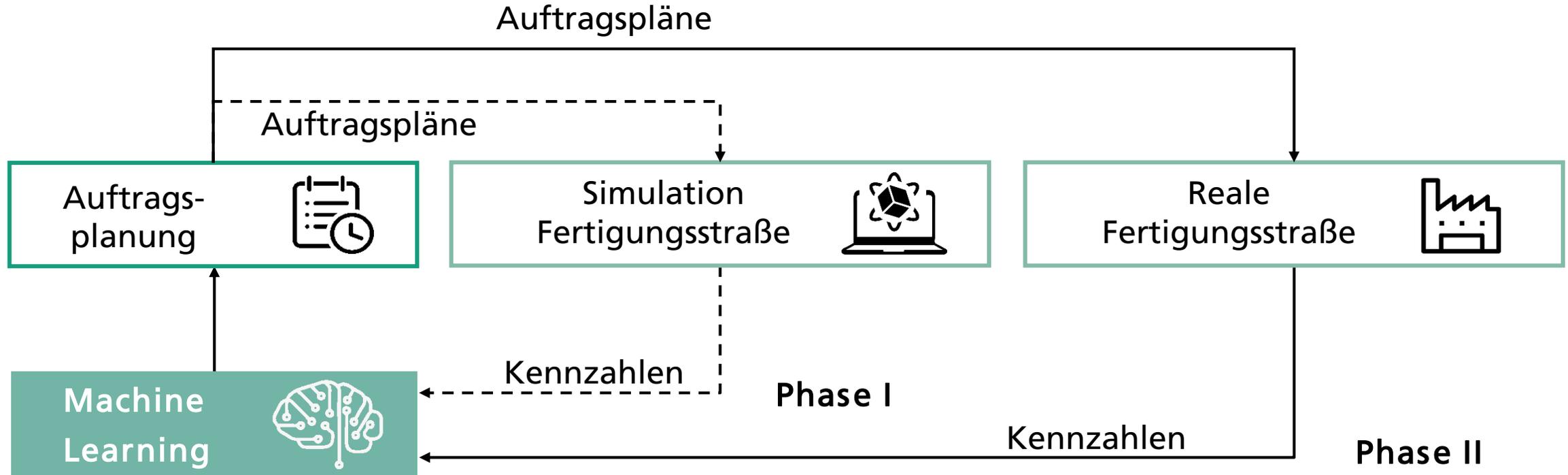
Eine kleine Einführung



Bildquelle: <https://medium.com/swlh/how-i-spent-my-summer-of-1982-59638293f358>

Quelle: Google DeepMind, Atari 2600 Games

Lernende Auftragssteuerung



Eine aktuelle Dissertation, durchgeführt in Kooperation mit einem deutschen Halbleiterhersteller, führt zu einer **Leistungssteigerung von bis 10%**

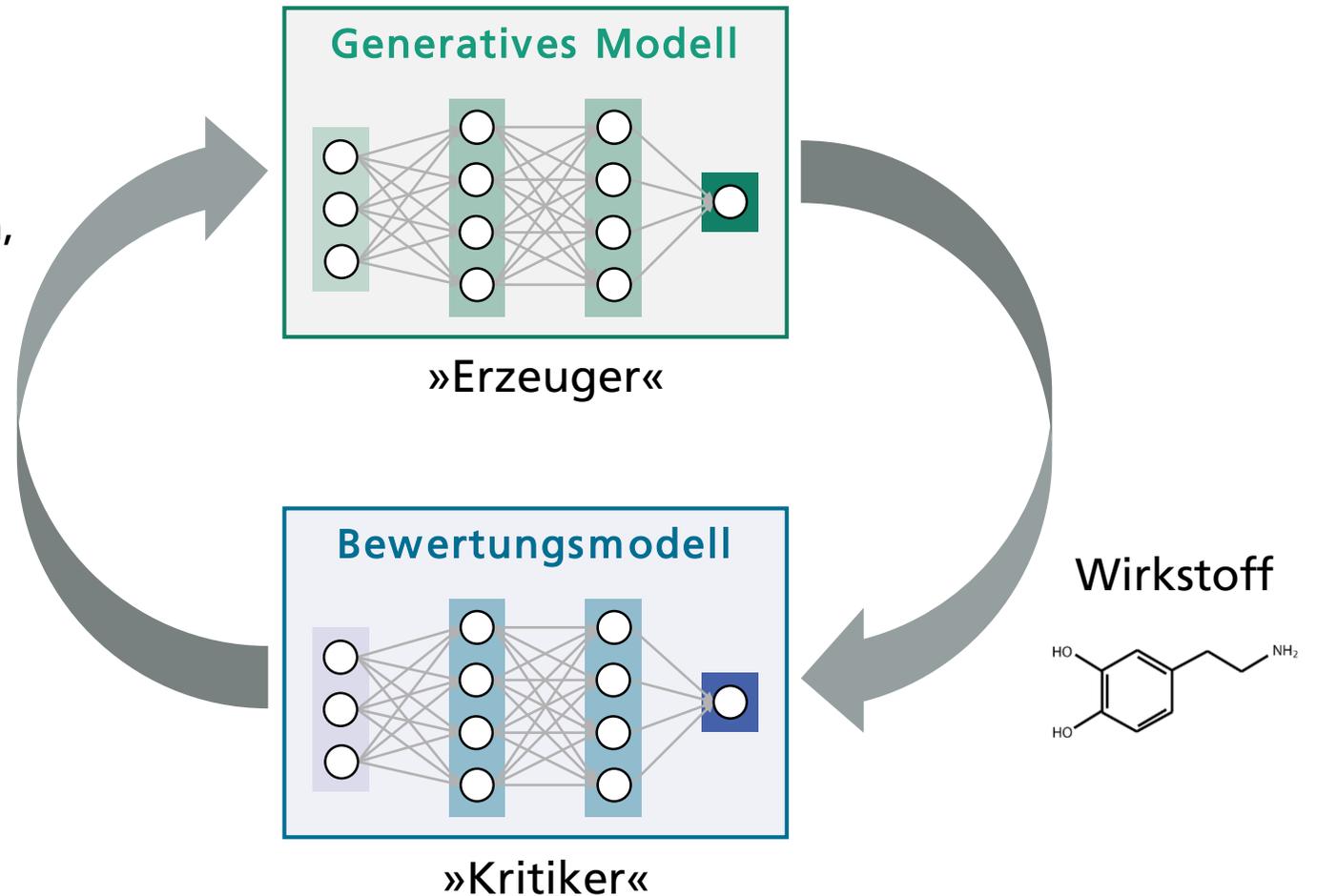
Werkstoffentwicklung in der Pharmaindustrie

Reinforcement Learning / Generative Adversarial Networks

Bewertung
(physiko-chem. Eigenschaften,
Bioaktivität ...)

In-silico Drug Design

- Virtuelle Erzeugung neuer Wirkstoffe
- Zwei neuronale Netze die im Wechselspiel zueinander treten
- **Erzeuger** schlägt neue Wirkstoffe vor, **Kritiker** bewertet diese



Einhändiges Rubik's Cube Lösen

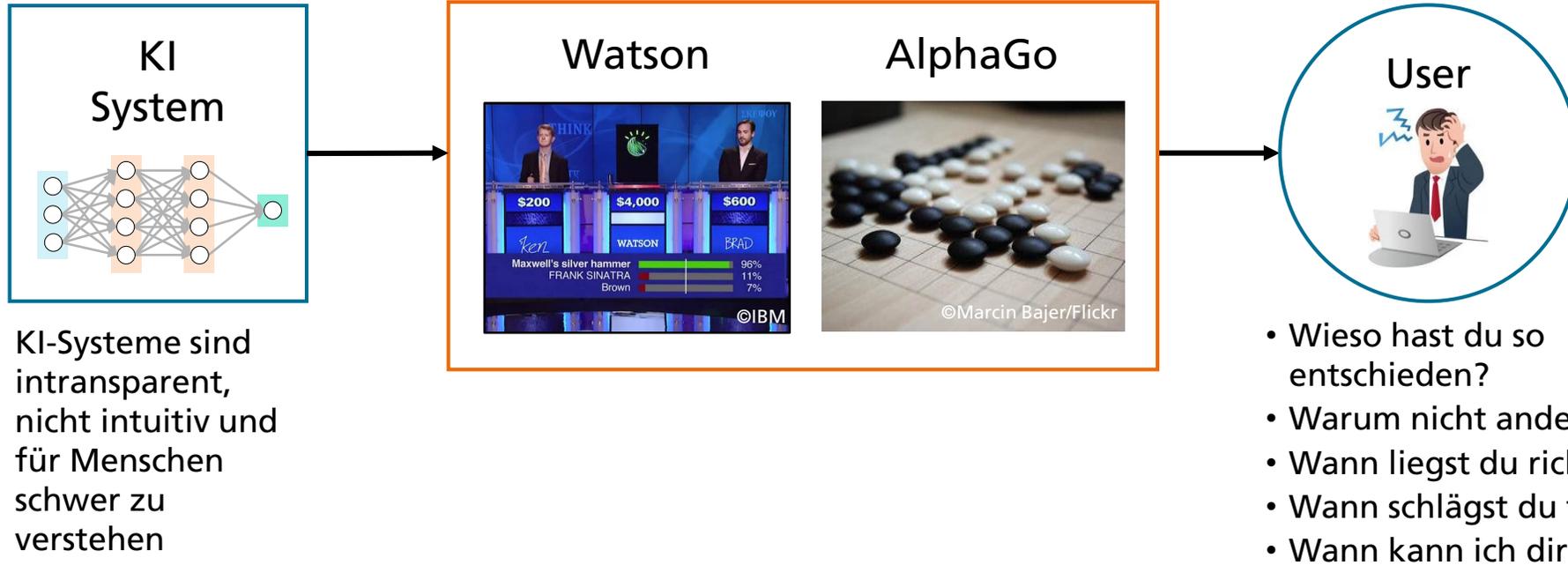
openAI



Quelle: <https://openai.com/blog/solving-rubiks-cube/>



Herausforderung: Erklärbarkeit und Transparenz

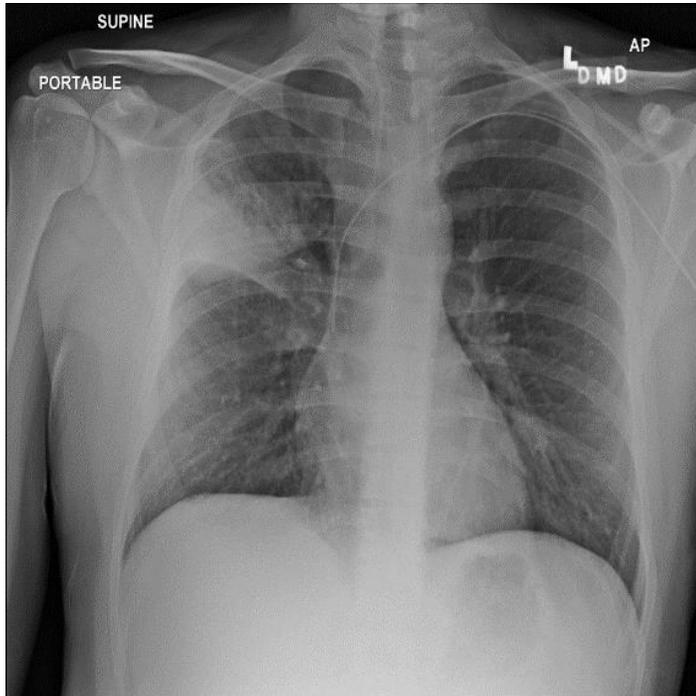


- KI bietet erhebliche Vorteile, aber ihre Wirksamkeit wird durch die Unfähigkeit eingeschränkt, den Benutzern ihre Entscheidungen und Aktionen zu erklären.
- **Erklärbare KI** ist unerlässlich, wenn Benutzer die Ergebnisse des KI-Systems verstehen, angemessen vertrauen und effektiv verwalten wollen.

Quelle: DARPA

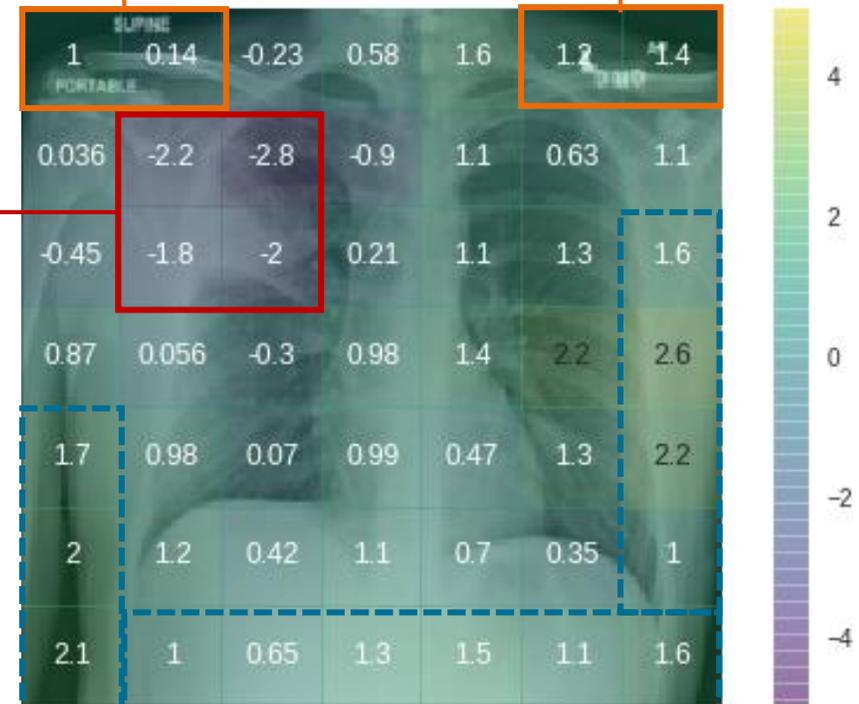
Famous Fails: Erkennung von Lungenentzündungen

Korrelation \neq Kausalität



Negativer Beitrag der
eigentlichen Erkrankung

Mobiles Röntgengerät



Außerhalb der Lungen

<https://medium.com/@jrzech/what-are-radiological-deep-learning-models-actually-learning-f97a546c5b98> abgerufen am 26. April 2021

Erklärbare KI in der Anwendung

Beispiel: Industrielle Produktion

A global commodities producer increases AI adoption with explainability

A lack of model explainability presents a level of risk in nearly every industry. In some areas, like healthcare, the stakes are particularly high when AI could be presenting a recommendation for patient care. In financial services, regulators may need to know why an organization is making particular decisions—on lending, for example. But explainability can present another risk: lack of AI adoption, leading to wasted investment and the risk of falling

behind the competition. In an interview with McKinsey, **the head of AI transformation at a global materials manufacturer notes that without an explainable model, adoption by frontline workers is nearly impossible. Workers need to be able to trust AI's** judgment not only for the sake of taking the most efficient action but also for their physical safety. When a tool recommends running a piece of potentially dangerous heavy equipment in a certain way, workers

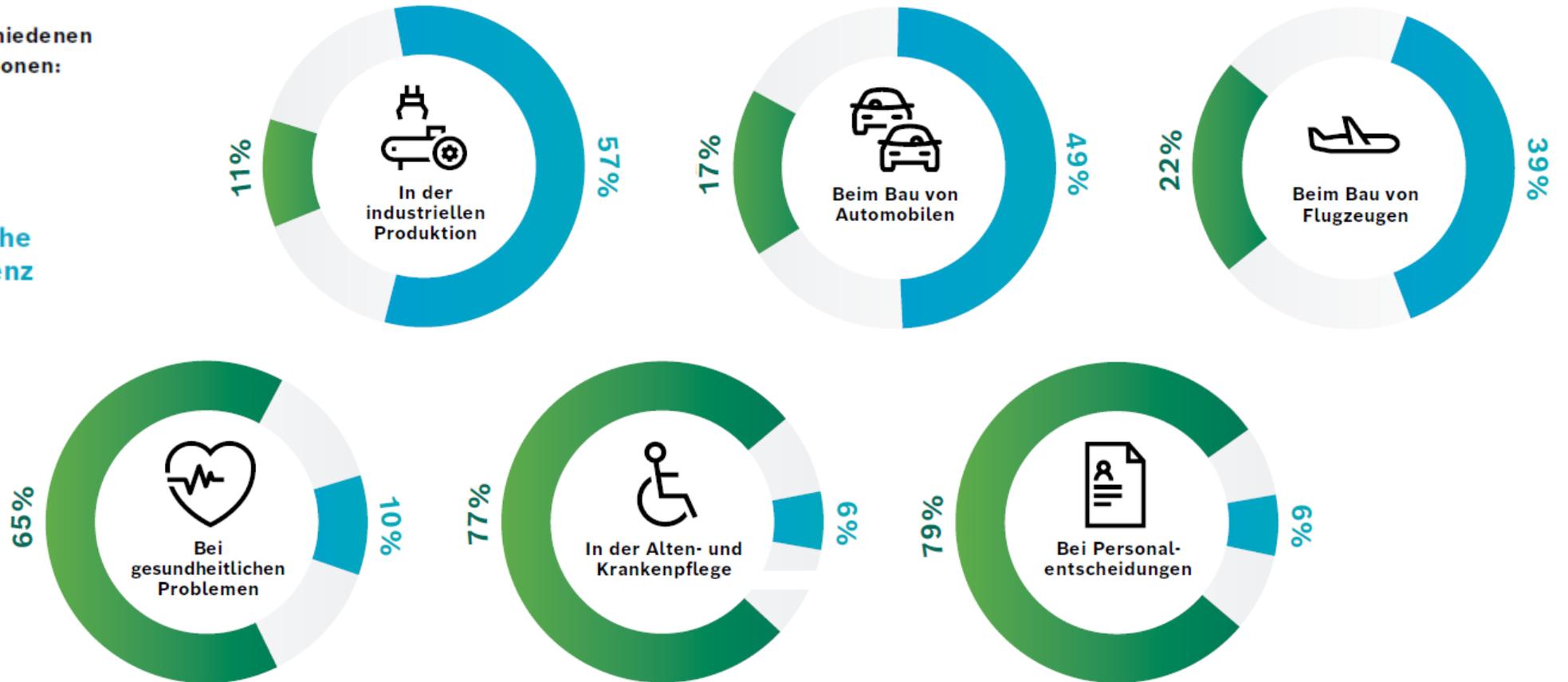
need to feel confident that the reasoning behind the decision is sound and safe. **The materials manufacturer uses the simplest and most transparent models possible to enable explainability,** which has gone a long way in making workers confident and excited to use new AI applications. It also has improved operations, **contributing to a 15 percent uplift in earnings** before interest, taxes, depreciation, and amortization through AI and analytics initiatives.

McKinsey Analytics Global survey: [The state of AI in 2020](#)

Mensch oder Maschine

Wem wird vertraut?

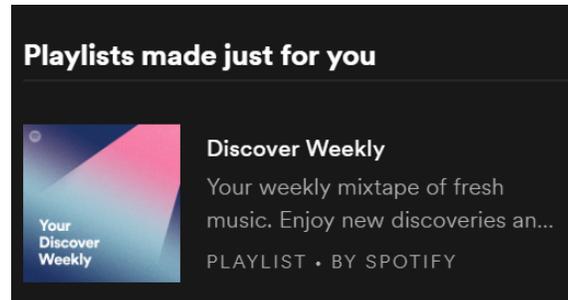
i Vertrauen in verschiedenen Anwendungssituationen:



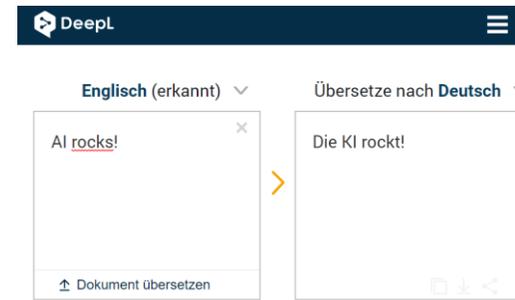
Quelle: Bosch KI-Zukunftskompass 2020

Erklärbarkeit: Wann und wann nicht?

Unkritische Anwendungen



Musikempfehlungen



Maschinelle Übersetzungen



Kritische Domänen



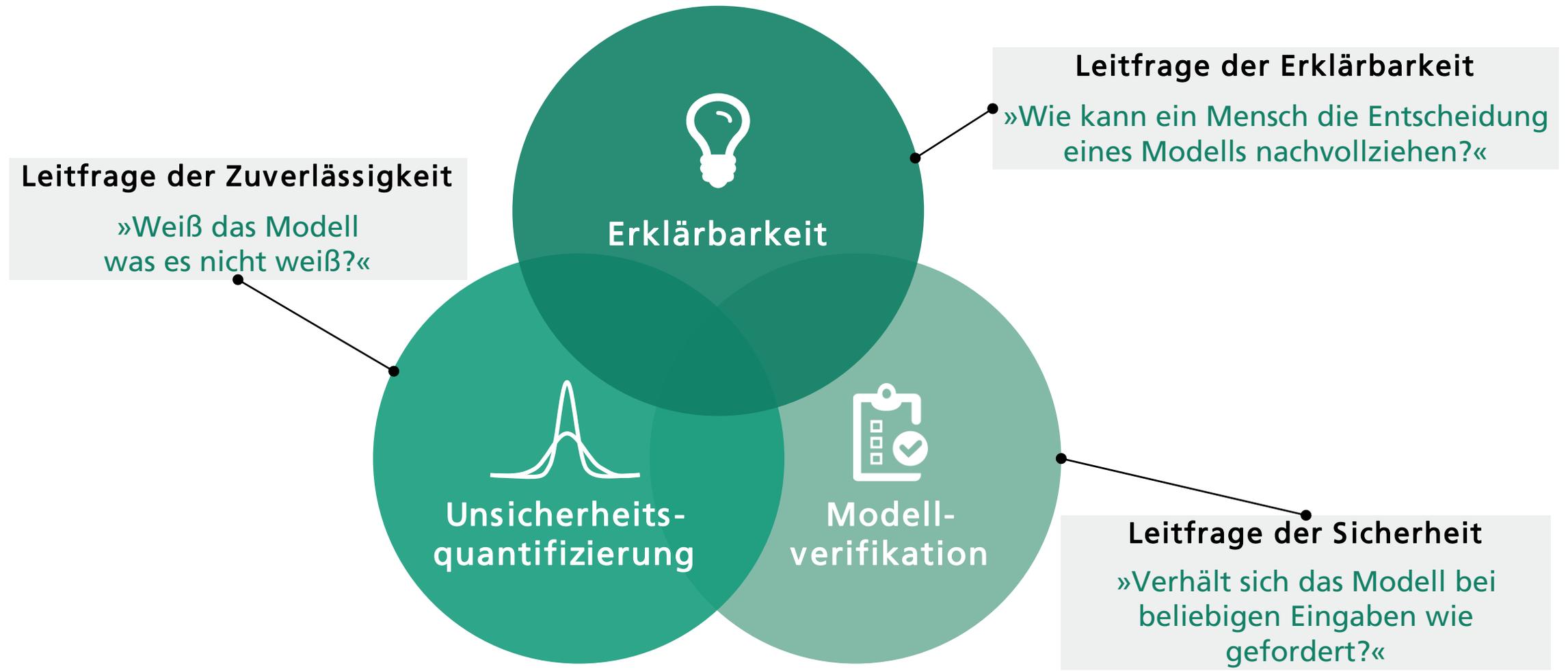
Diskriminierung/Bias



Gesetz

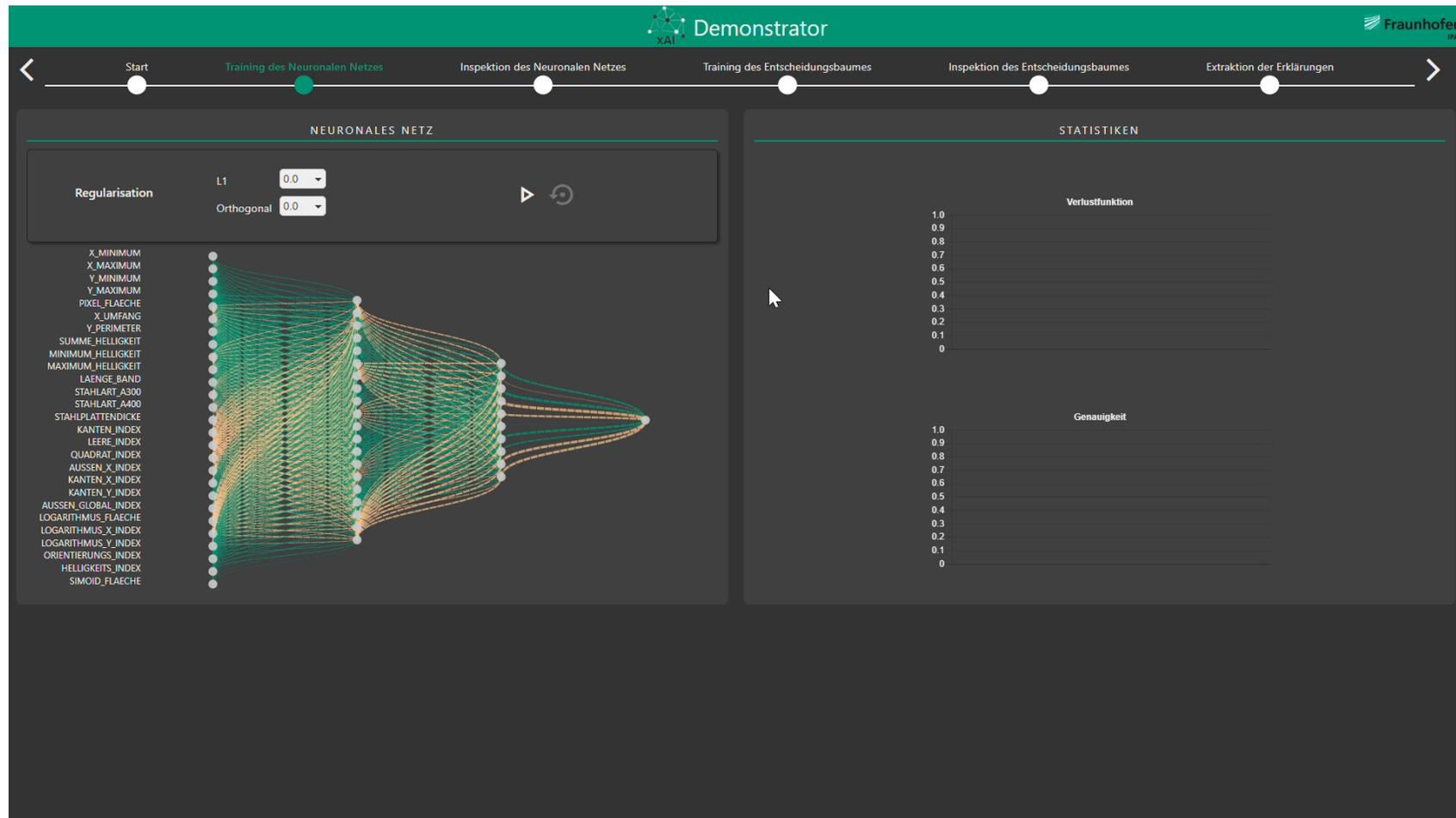
Zuverlässige Künstliche Intelligenz

Forschungsschwerpunkt am CCI



Erklärbarkeit und Transparenz maschineller Lernverfahren

Blick in die Black-Box



Wie geht es weiter?

Anstehende Termine am und mit dem Fraunhofer IPA

Datum	Veranstaltung	Ort
06.05.21	KI in der Pharmazeutischen Industrie https://www.bio-pro.de/veranstaltungen/ki-in-der-pharmaindustrie	Online
03.-06.05.	Zertifizierte Schulung »Data Scientist Specialized in Deep Learning« https://www.bigdata.fraunhofer.de/de/datascientist/zertifizierungen/machine_learning_zertifizierung.html	Online
06.05.21	Cyber Valley Entrepreneurship Series, »AI in Production & Logistics« https://cyber-valley.de/de/events/ai-in-production-logistics	Online
15.06.21	European Automotive Coating - 27. DFO Automobil Tagung https://www.dfo.info/de/aktuellestermine/artikel/european-automotive-coating-26-dfo-automobil-tagung/	Online
15.-17.06.	Zertifizierte Schulung »Data Scientist Specialized in Deep Learning« https://www.bigdata.fraunhofer.de/de/datascientist/zertifizierungen/machine_learning_zertifizierung.html	Online
Dez. 2021	KI-Kongress: »Smarte Maschinen im Einsatz – Quo vadis, KI?«	Online

Vielen Dank!



Prof. Dr.-Ing. Marco Huber

marco.huber@ipa.fraunhofer.de

+49 711 970 1960

www.ipa.fraunhofer.de/ki