

Wie KMU mehr aus Daten und künstlicher Intelligenz machen können

Begrüßung und Einführung

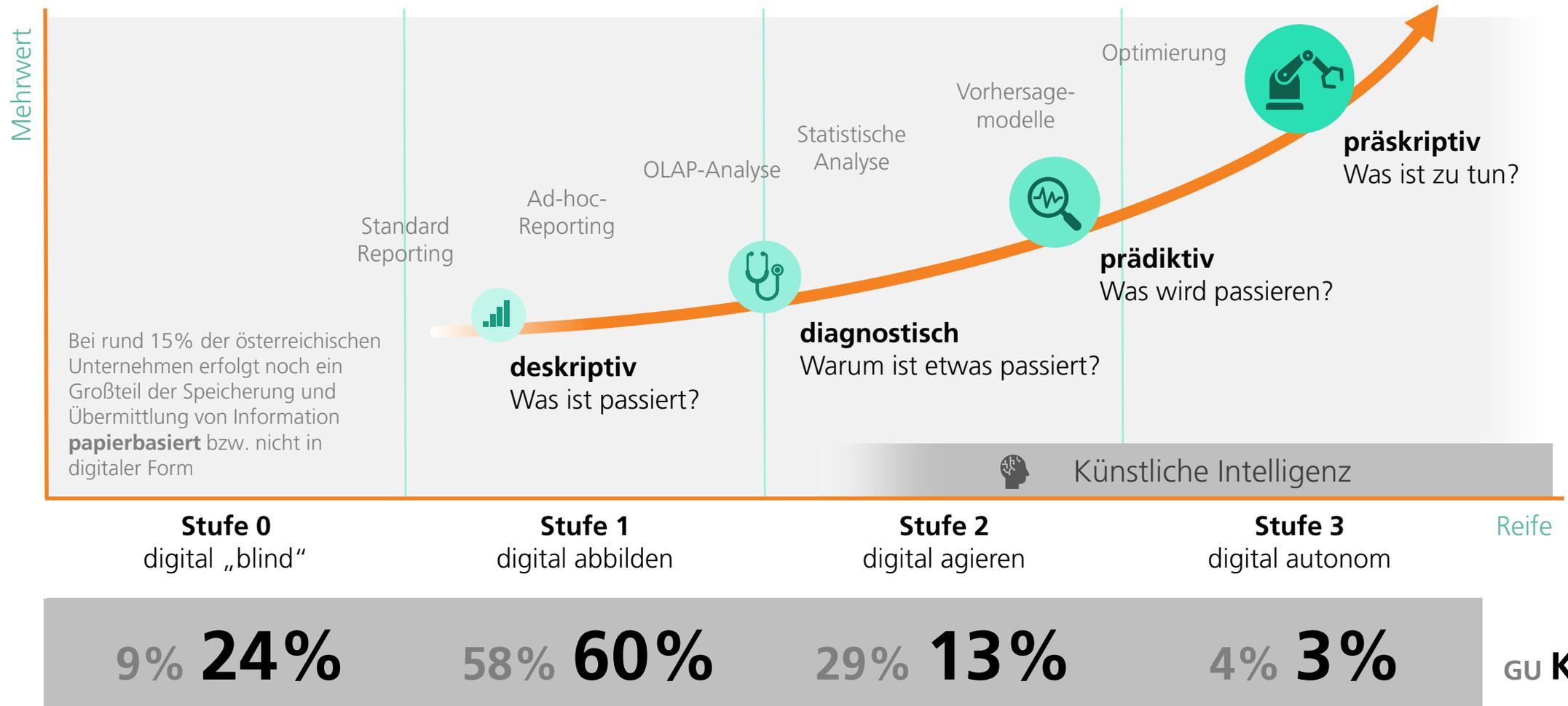
Daniel Bachlechner



Salzburg, 12.10.2023

Begrüßung und Einführung

Digitale Transformation



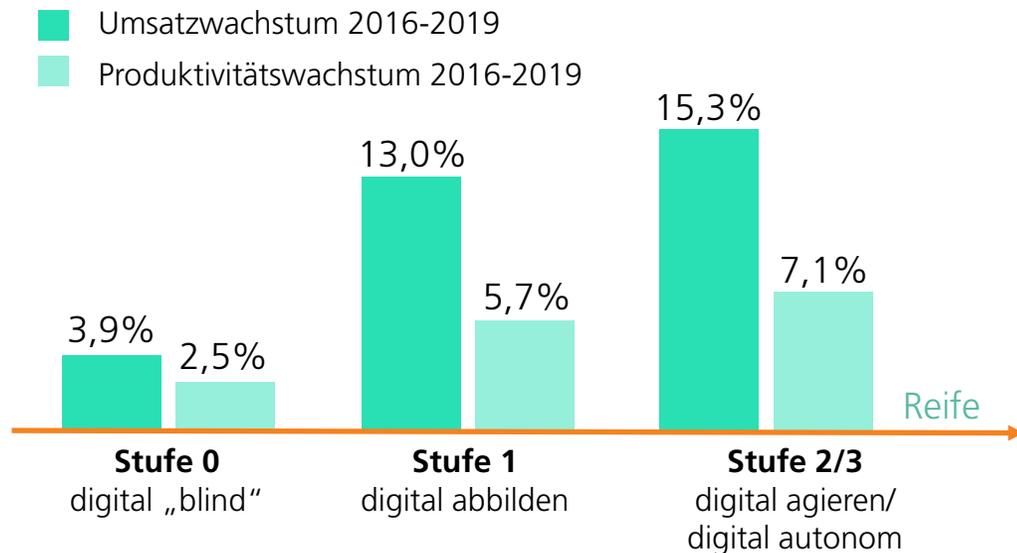
Quelle: Accenture und IV (2021): Die digitale Dividende.

Begrüßung und Einführung

Digitale Transformation

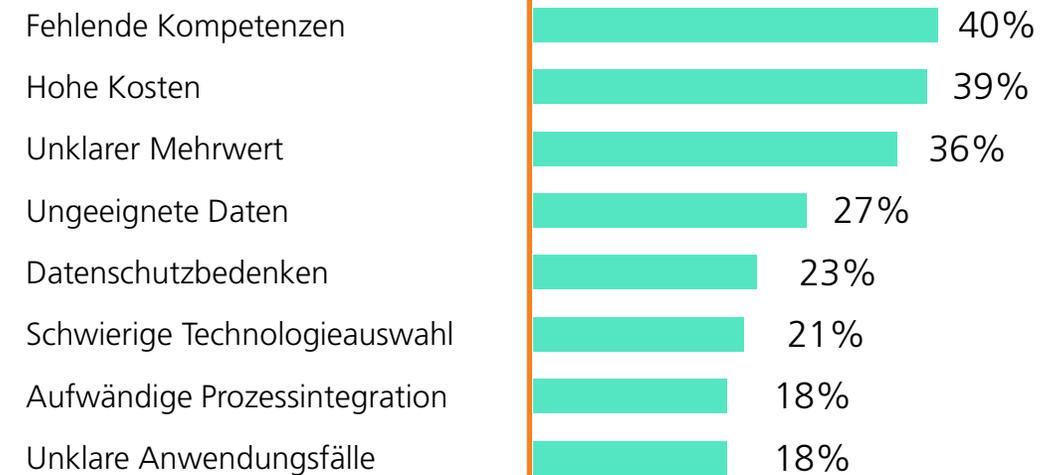
Warum digital transformieren?

- Digitalisierung wirkt sich positiv auf **Umsatz-** und **Produktivitätswachstum** aus
- Kleine und mittlere Unternehmen (KMU) profitieren fast so stark wie große Unternehmen



Verbreitete Herausforderungen

- Fehlende Kompetenzen, hohe Kosten und unklarer Mehrwert stellen **zentrale Herausforderungen** dar
- Nur bei knapp jedem dritten österreichischen Unternehmen kommt künstliche Intelligenz zum Einsatz

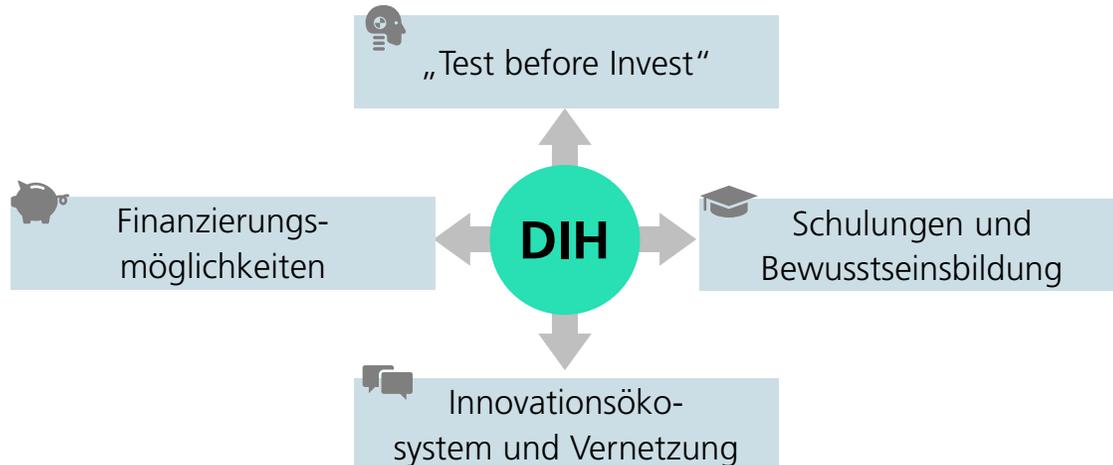


Begrüßung und Einführung

Digital Innovation Hubs | DIH West

Digital Innovation Hub (DIH)

- Ein DIH ist ein „nicht-wirtschaftlich tätiges Kompetenznetzwerk, das KMU bei ihren **Digitalisierungsbestrebungen** unterstützt“
- Leistungen werden KMU und der öffentlichen Verwaltung **kostenfrei** oder zu vergünstigten Bedingungen (De-Minimis-Beihilfe) angeboten



DIH West

- DIH für KMU in **Westösterreich** mit besonderem Fokus auf **künstliche Intelligenz** und **Security** mit
 - Informations- und Vernetzungsaktivitäten,
 - Weiterbildungsangeboten,
 - Maßnahmen zur Erschließung von Zukunftsthemen sowie
 - standardisierten und individuellen Unterstützungsmaßnahmen
- Aktuelle Förderperiode endet in diesem Jahr; ein Antrag auf eine **Anschlussfinanzierung** wurde eingebracht und befindet sich in Begutachtung



Begrüßung und Einführung

Fraunhofer Austria

- Fraunhofer Austria ist eine **100%ige Tochter** der Fraunhofer-Gesellschaft und arbeitet eng mit **Fraunhofer-Instituten in Deutschland** zusammen
- Fraunhofer Austria stärkt die Wettbewerbsfähigkeit von Unternehmen durch Verbesserungen in den Bereichen **Produktion** und **Logistik**

Forschungsorientierung

technische Prototypen,
Pilotanlagen
Entwicklung
angewandte Forschung
Anwendungsorientierte
Grundlagenforschung
Grundlagenforschung



- In Wattens stehen **Herausforderungen der digitalen Transformation** und die Schaffung von **Mehrwert aus Daten und künstlicher Intelligenz** im Fokus
- Ein **modular aufgebautes Leistungsangebot** erlaubt die optimale Unterstützung von Unternehmen unabhängig von ihrem Digitalisierungsreifeegrad

Begrüßung und Einführung

Letzte Infos vor dem Start



- Während der Veranstaltung werden **Fotos** gemacht, sollten Sie nicht fotografiert werden wollen, geben Sie bitte kurz Bescheid
- Um an kurzen **Umfragen** im Rahmen der Beiträge teilnehmen zu können, geben Sie bitte den gezeigten Code auf menti.com ein
- Wenn mal etwas zu schnell gegangen ist oder Sie eine ganz konkrete **Frage** haben, zögern Sie bitte nicht uns zu unterbrechen
- Für ausführlichere **Diskussionen** stehen wir in den Pausen und während des offenen Austauschs am Ende der Veranstaltung gerne zur Verfügung
- Wenn Sie Interesse an einem individuellen **Gespräch** über Möglichkeiten haben, wie Ihr Unternehmen mehr aus Daten und künstlicher Intelligenz machen kann, zögern Sie bitte nicht jemanden von uns anzusprechen

Begrüßung und Einführung

Programm

14:10 **Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz durch ein strategisches Vorgehen auch für KMU beherrschbar wird**

Dorian A. Prill, MSc | FH Salzburg



14:30 **Wie durch künstliche Intelligenz datenbasierte Vorhersagen auch für KMU möglich werden**

Univ.-Prof. Dr. Wolfgang Trutschnig | Universität Salzburg



15:00 **Wie durch das Einbeziehen von Vorwissen die Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit von Vorhersagen erhöht werden kann**

Leonhard Czarnetzki, MSc | Fraunhofer Austria



15:30 Pause

15:45 **Wie durch künstliche Intelligenz Automatisierungslösungen die Fähigkeit erlangen ihre Umgebung wahrzunehmen und sich selbständig anzupassen**

Catherine Laflamme, PhD | Fraunhofer Austria und
DI Georg Schäfer | FH Salzburg



16:15 **Wie durch Datenräume, die eine kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung ermöglichen, der zur Verfügung stehende Datenbestand gezielt erweitert werden kann**

Fabian Lächler, MSc | Fraunhofer Austria



16:35 **Wie durch die verteilte Verarbeitung von Daten und die Verarbeitung von verschlüsselten Daten gleichermaßen Interessen gewahrt und Nutzungspotenziale ausgeschöpft werden können**

Michael Rader, PhD | Fraunhofer Austria und
Ruben Hetfleisch, MSc | Fraunhofer Austria



Ab 17:05 Abschluss und offener Austausch

Ab 17:30 Meet-the-Expert (optional)



Strategisches Vorgehen

Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz durch ein strategisches Vorgehen auch für KMU beherrschbar wird

Dorian A. Prill



FH Salzburg

Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz durch ein strategisches Vorgehen auch für KMU beherrschbar wird

Technik
Gesundheit
Medien

Wer sind wir?



- Dorian Prill
Forschung und Lehre
Signal- & Bildverarbeitung
Data-Analytics und ML



- Simon Kranzer
Forschung und Lehre
Digitale Transformation in KMU

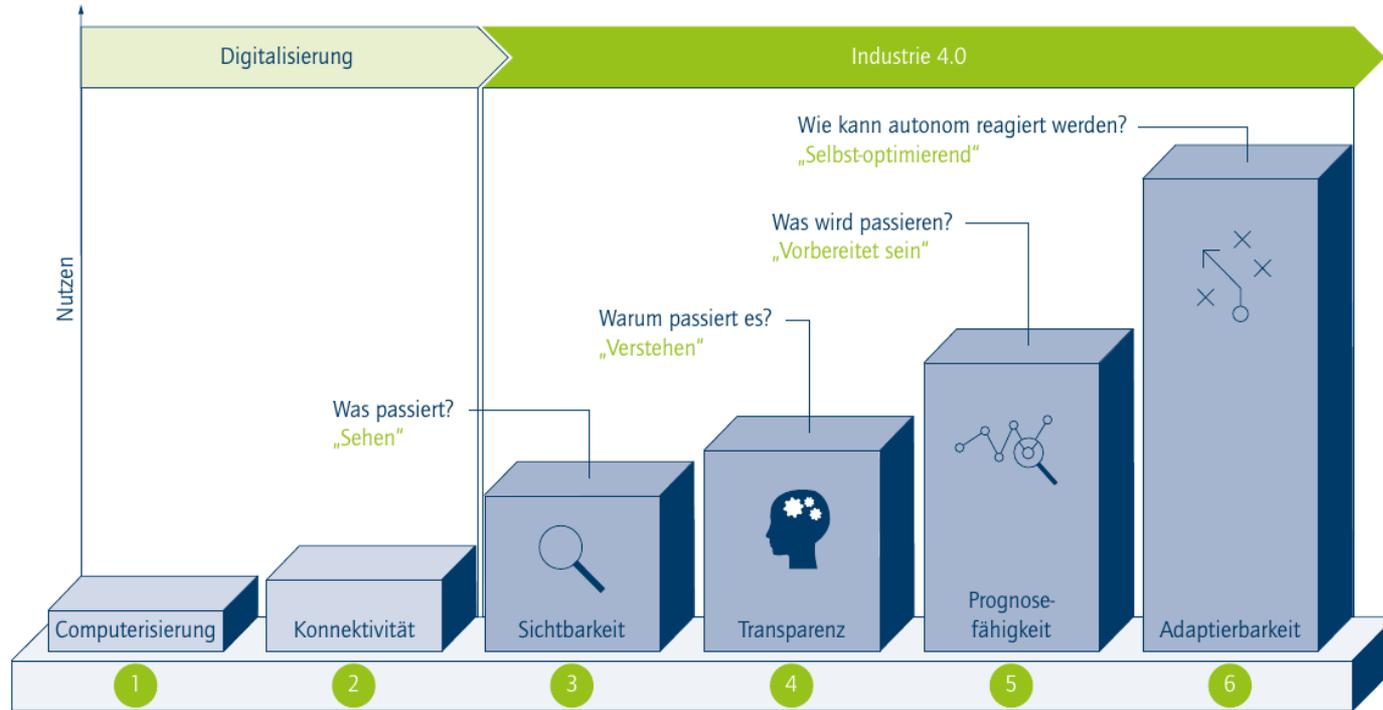


Herausforderungen von KMU



- Reifegrad der Dateninfrastruktur
 - Automatisiert, zugänglich, umfassend(*) und einheitlich
- Unklare Ziele und Fragestellung
 - Wie können uns welche Daten helfen?
 - Konkret (!) aus Business & technischer Sicht
- Technische Expertise
 - fehlende Exp. In-House aufbauen oder extern zukaufen?
 - Eigenes Domänenwissen nutzen
 - Nach Pilotphase: Deployment?

Reifegradmodell Digitale Transformation



Industrie 4.0 Entwicklungspfad Quelle: FIR an der e.V. RWTH Aachen

Die richtigen Ziele setzen - SMART



- **Spezifisch**
→ Konkrete Ziele, verständlich für alle Stakeholder, Generalisierungen vermeiden
- **Messbar**
→ Die Definition von Erfolg muss *vor* Implementierung festgelegt sein (berechenbar)
- **Achievable (Erreichbar)**
→ Ziel sollte realistisch sein, d.h. Abschätzung mit Domänen-Experten
- **Relevant** → mit Business Strategie abgestimmt
- **Time-Bound (Zeitbegrenzt)** Deadlines setzen

Die richtigen Ziele setzen - SMART



- **Spezifisch**
→ Konkrete Ziele, verständlich für alle Stakeholder, Generalisierungen vermeiden
- **Messbar**
→ Die Definition von Erfolg muss *vor* Implementierung festgelegt sein (berechenbar)
- **Achievable (Erreichbar)**
→ Ziel sollte realistisch sein, d.h. Abschätzung mit Domänen-Experten

SMART Beispiele



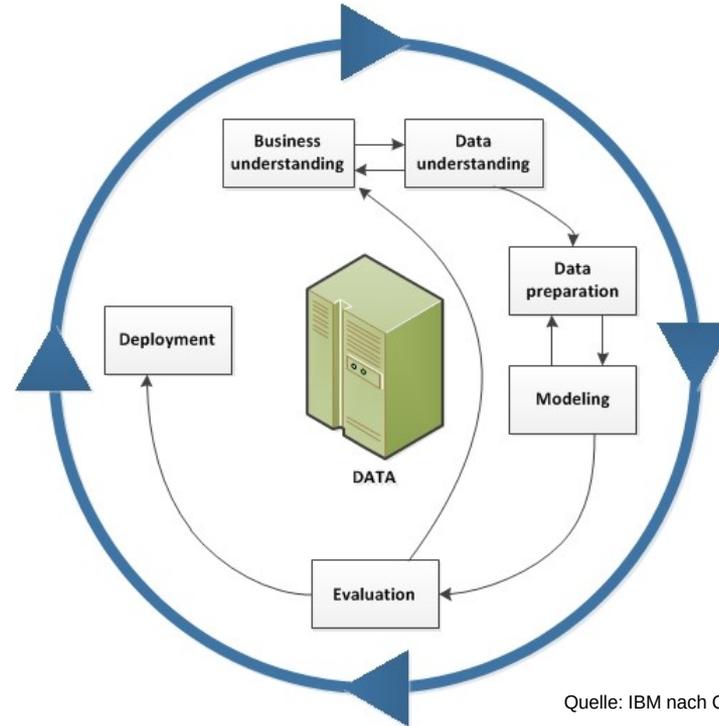
- Wie wahrscheinlich ist es, dass Kunde X ein bestimmtes Produkt kauft?
- Schlage Kunde X die 5 Produkte mit der höchsten personalisierten Kaufwahrscheinlichkeit vor
- Wie viele Besucher erwarten wir in 1/2/3 Tagen? (Wetter, Wochen- / Feiertag, Angebote, etc.)
- Befindet sich meine Maschine *aktuell* in einem Warn- oder Fehlerzustand?
- Was ist die erwartete Standzeit meines aktuell eingespannten Werkzeugs unter der *aktuellen* Belastung?

Messbar: Beispiele



- Das Ergebnis des Modells sollte direkt und automatisiert mit *vielen* historischen Datenpunkten verglichen werden können (Backtesting)
- Beispiel 1: Monatsumsatz durch Produktvorschläge nach Kaufwahrscheinlichkeit vs. „alte“ Methode z.b. „nur“ selbe Produktkategorie über *mehrere Monate* vergleichen
- Beispiel 2: Besucheranzahl vs. Personal Sonderpersonalkosten pro Besucher berechnen und gegenüberstellen: bisheriger Ansatz vs. Vorhersage
- Beispiel 3: *Ungeplante* Ausfallzeit einer Maschine messen. Tendenziell schwieriger an diese Daten in ausreichender Menge zu kommen

Der datengetriebene Entwicklungszyklus



Quelle: IBM nach Chapman, 1999, The CRISP-DM User Guide



FH Salzburg

Vielen Dank!

Eins noch...

AI for Sustainable Technologies¹

Master



Technik
Gesundheit
Medien

¹ vorbehaltlich der Genehmigung durch die entsprechenden Gremien

brought to
you by



FH-Prof. Univ.- Doz. Mag. Dr. Stefan Wegenkittl
Designerierter Studiengangsleiter

»KI zukunftsfähig und aus einem europäischen Blickwinkel heraus gestalten – unser Anspruch ist ein von technischem Detailwissen inspirierter, von gesellschaftlichem Verständnis getragener und von engagierter Reflexion geprägter Zugang. Unser Credo: Von Begeisterung angetrieben implementieren wir neue Technologien und überzeugen dabei durch analytische und faktenbasierte Kompetenz.«



Studienbereiche



www.fh-salzburg.ac.at/ait



Datenbasierte Vorhersagen

Wie durch künstliche Intelligenz datenbasierte Vorhersagen auch für KMU möglich werden

Wolfgang Trutschnig

Forecasting täglicher Verkaufszahlen in Supermärkten: mögliche Methodik, der Einfluss von Promotionen und Kannibalismus-Effekte

Univ.-Prof. Dr. Wolfgang Trutschnig

IDA Lab Salzburg

Fachbereich AIHI

Universität Salzburg (PLUS)

www.trutschnig.net

DIH-West Workshop:

@Wie KMU mehr aus Daten und künstlicher Intelligenz machen können

2023-10-12, FH Salzburg

- ▶ Seit Oktober 2020: **Lab for Intelligent Data Analytics (IDA Lab) Salzburg** (gefördert vom Land Salzburg).
- ▶ Kooperation Universität Salzburg (PLUS), Paracelsus Medizinische Privatuniversität, Salzburg Research und Fachhochschule Salzburg.
- ▶ Interessiert an Kooperationen mit spannenden Problemstellungen zur deren Lösung neue Methoden entwickelt oder bestehende Methoden adaptiert werden müssen (kein reines Consulting).
- ▶ Motto: **Vorsprung durch angewandte Grundlagenforschung in Data Science/Machine Learning/Statistik.**
- ▶ Bisher Projekte mit: Porsche Holding, AMAG, Palfinger, Red Bull, W&H, u.v.a.m.
- ▶ <https://www.plus.ac.at/ida-lab/>

Zielsetzung (Projekt 2011-2012):

- ▶ Gegeben: Zeitreihen täglicher Verkaufszahlen von Produkten (Food Sektor) in Supermärkten einer Kette.
- ▶ Ziel: Forecasting täglicher Verkaufszahlen.
- ▶ ...unter Miteinbeziehung von Promotionen, Feiertagen, etc.

Zielsetzung (Projekt 2011-2012):

- ▶ Gegeben: Zeitreihen täglicher Verkaufszahlen von Produkten (Food Sektor) in Supermärkten einer Kette.
- ▶ Ziel: Forecasting täglicher Verkaufszahlen.
- ▶ ...unter Miteinbeziehung von Promotionen, Feiertagen, etc.

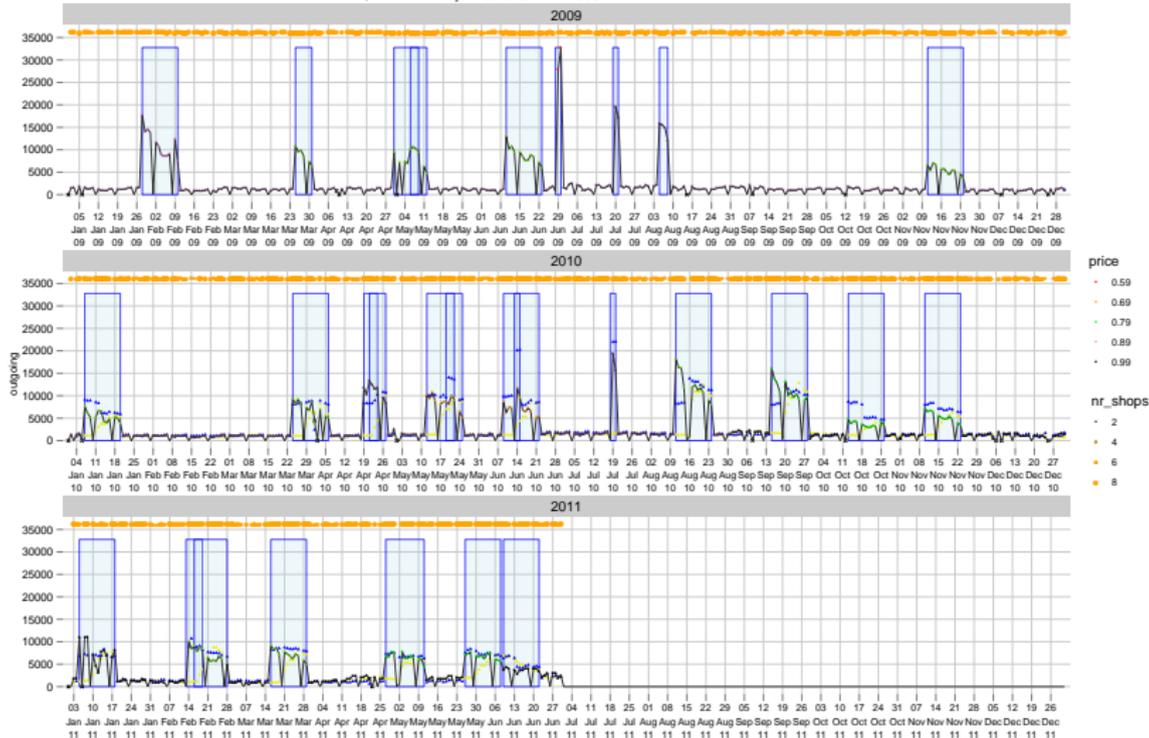
Aufbau des Vortrags:

- ▶ Konkrete Beispiele.
- ▶ Einfachere verwandte Problemstellung - gemeinsame Ideensammlung (weg von Blackbox-Anwendung).
- ▶ Elementare Beschreibung der verwendeten Methodik für Forecasts außerhalb von Promos.
- ▶ Modellierung von Promo-Effekten.
- ▶ Nützliche Nebenprodukte (Kannibalismus).



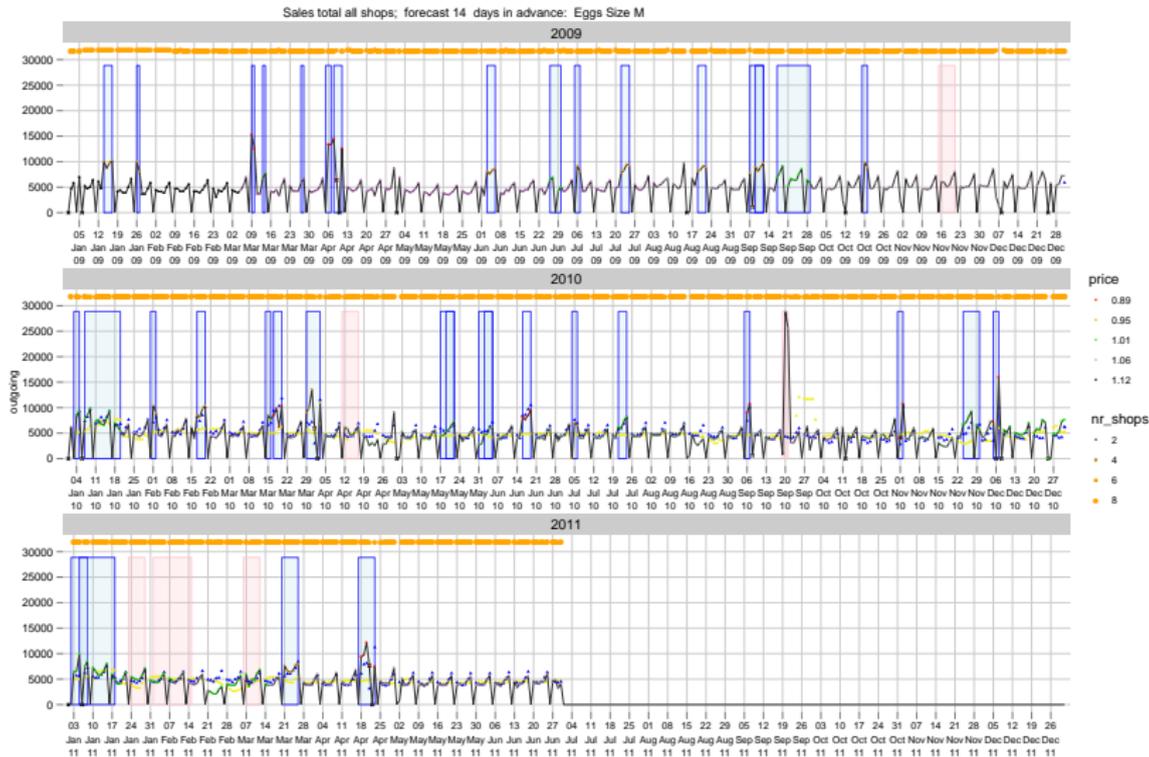
Problemstellung und Beispiele

Sales total; forecast 14 days in advance: Tuna 100G.





Problemstellung und Beispiele



ATM forecasting (Projekt 2010)

- ▶ Zeitreihen täglich abgehobener Geldmengen bei Bankomaten.

ymd	weekday	nr_weekday	sum_out	holiday
2007-01-01	Mon	1	4040	1.00
2007-01-02	Tue	2	22760	1.50
2007-01-03	Wed	3	18810	0.00
2007-01-04	Thu	4	24910	0.00

Table: Die ersten 4 Zeilen der Zeitreihe eines Bankomaten

- ▶ Bankomaten an unterschiedlichen Standorten.
- ▶ Forecasting als erster Schritt in Richtung Optimierung der Befüllungslogistik.
- ▶ Einfacheres Problem, keine Promos etc.
- ▶ **ARIMA Modell, Random Forest, Neural Network, was tun?**

ATM forecasting (Projekt 2010)

- ▶ Zeitreihen täglich abgehobener Geldmengen bei Bankomaten.

ymd	weekday	nr_weekday	sum_out	holiday
2007-01-01	Mon	1	4040	1.00
2007-01-02	Tue	2	22760	1.50
2007-01-03	Wed	3	18810	0.00
2007-01-04	Thu	4	24910	0.00

Table: Die ersten 4 Zeilen der Zeitreihe eines Bankomaten

- ▶ Bankomaten an unterschiedlichen Standorten.
- ▶ Forecasting als erster Schritt in Richtung Optimierung der Befüllungslogistik.
- ▶ Einfacheres Problem, keine Promos etc.
- ▶ **ARIMA Modell, Random Forest, Neural Network, was tun?**
- ▶ Mehrere Methoden getestet, und dann für die einfachste und **interpretierbarste** entschieden - elementares statistisches Modell, das Feiertage berücksichtigt.
- ▶ Modell basiert auf (additiver) Zerlegung der Zeitreihe...Ideensammlung basierend auf Grafik.

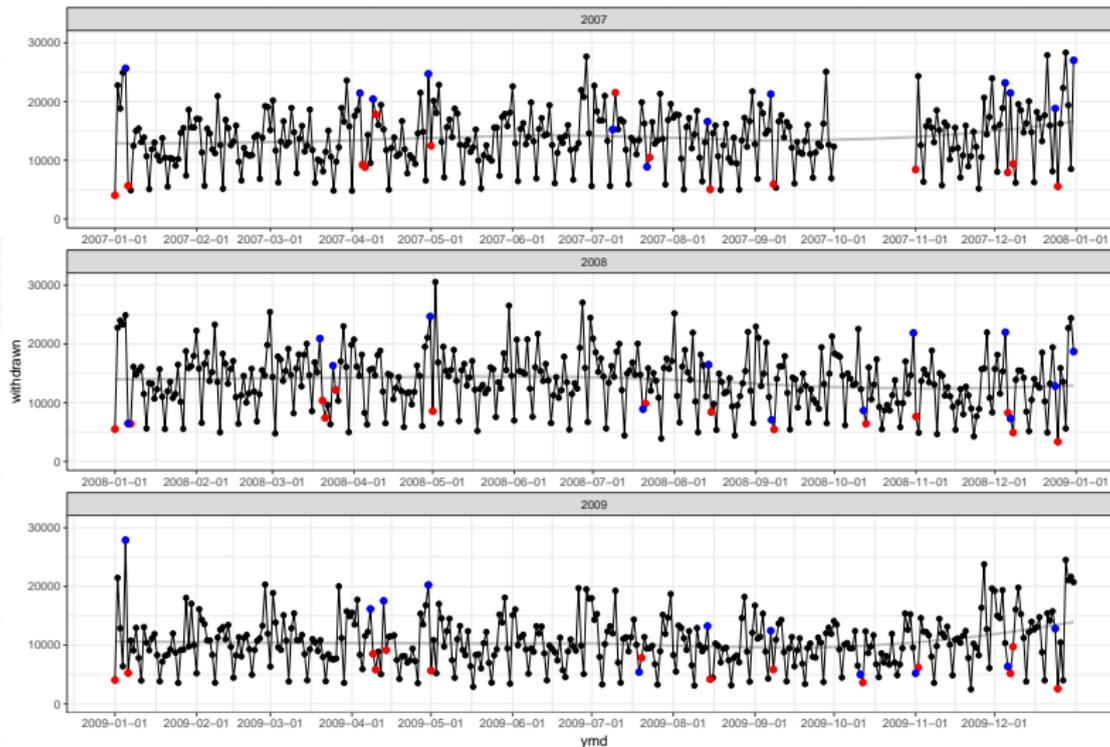


Figure: Zeitreihe eines Bankomaten - any patterns?

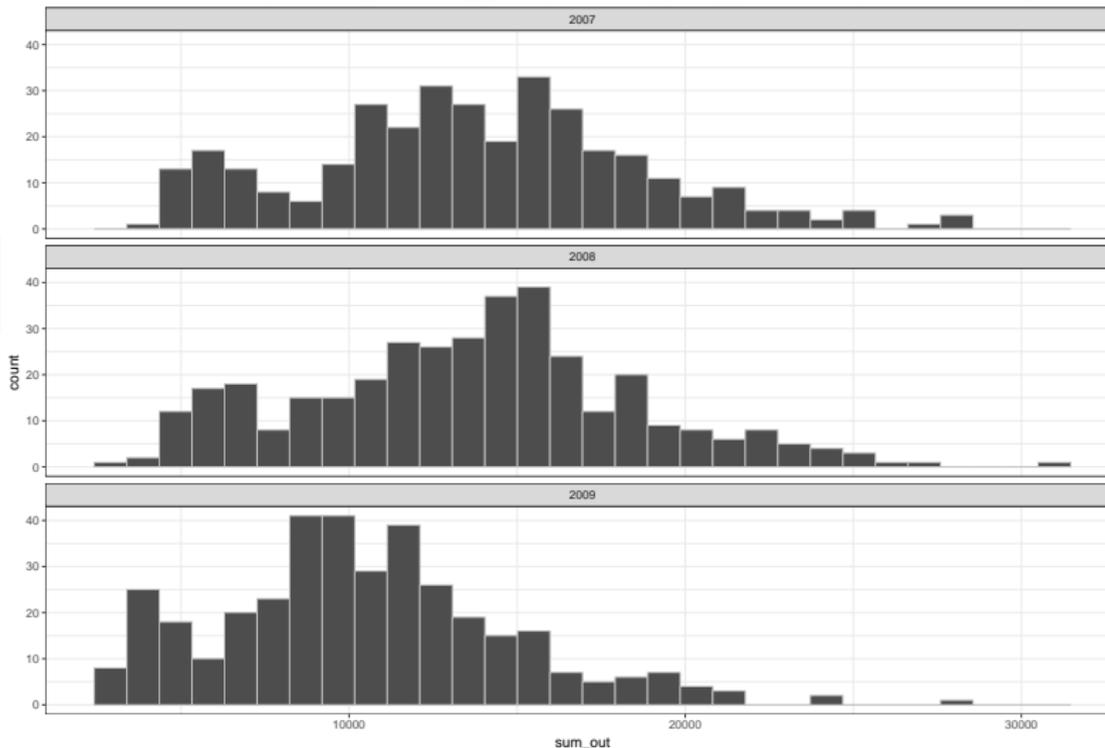


Figure: Jährliche Entwicklung

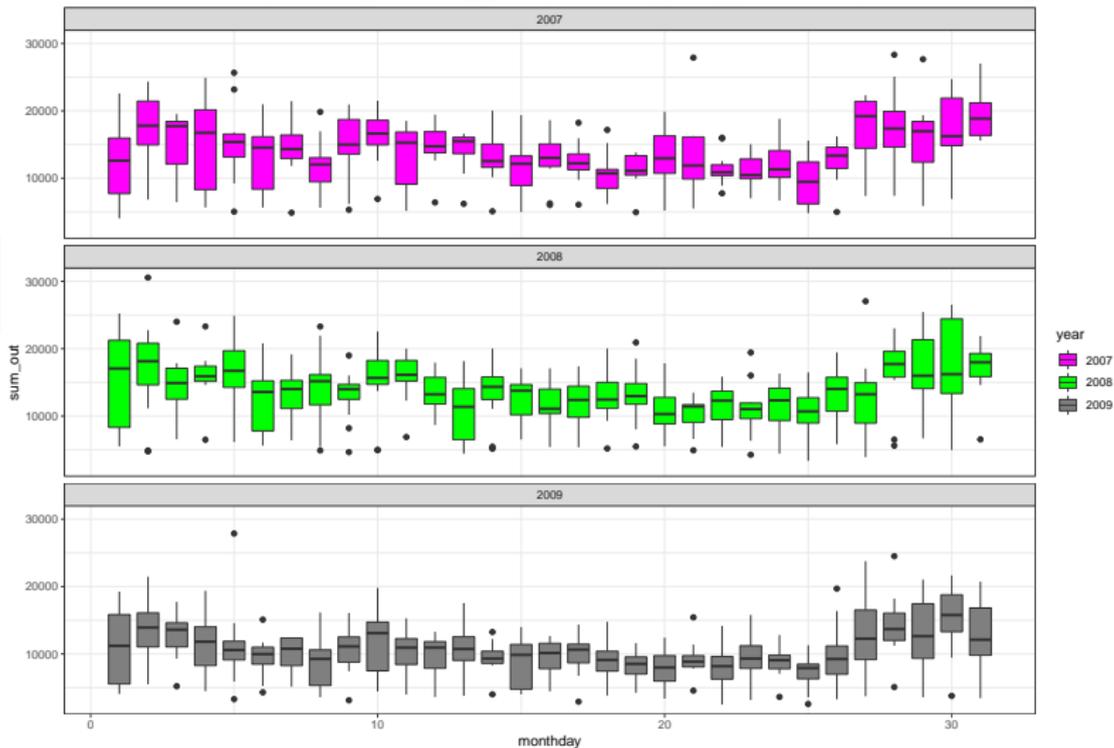


Figure: Monatsmuster

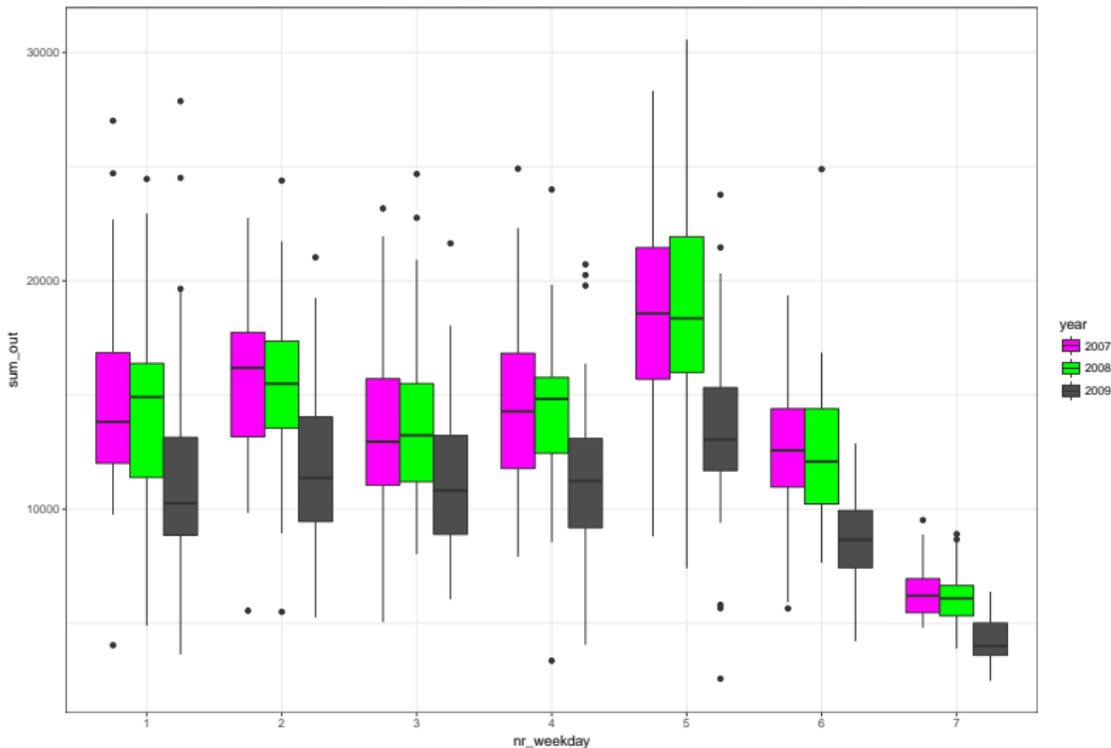


Figure: Wochenmuster

Beobachtungen:

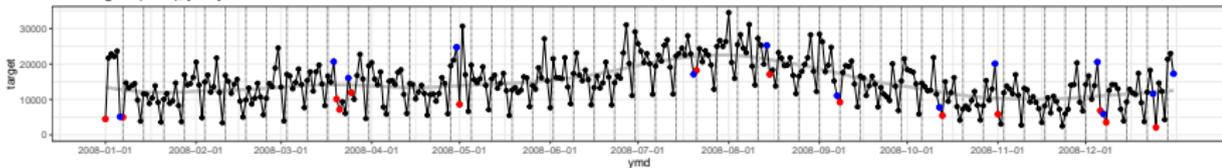
- ▶ Zeitreihe hat Monatsmuster.
- ▶ Zeitreihe hat Wochenmuster.
- ▶ In Abhängigkeit des Standorts des ATM auch Jahresmuster (Saisonalität bedingt durch Tourismus).
- ▶ Einfacher Ansatz:

$$X_t = T_t + J_t + M_t + W_t + H_t + \varepsilon$$

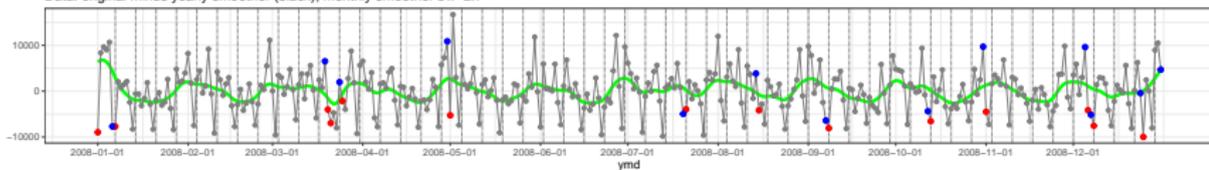
- ▶ Muster T_t, J_t, M_t, W_t schätzen durch lokale (gewichtete) Aggregation oder Glättung (Kernel Smoothing).
- ▶ Konkretes Beispiel mit Saisonalität auf nächster Slide.
- ▶ Fine-tuning des Ansatzes lieferte Fehler-Halbierung der damaligen Bank-intern berechneten Forecasts (via SAS).

Verwandte einfachere Problemstellung - ATM forecasting

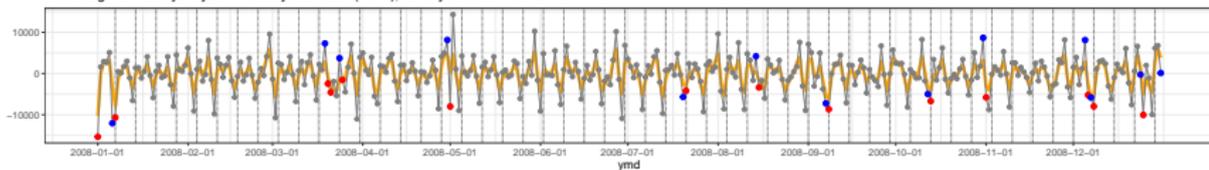
Data: original (black); yearly smoother bw=13



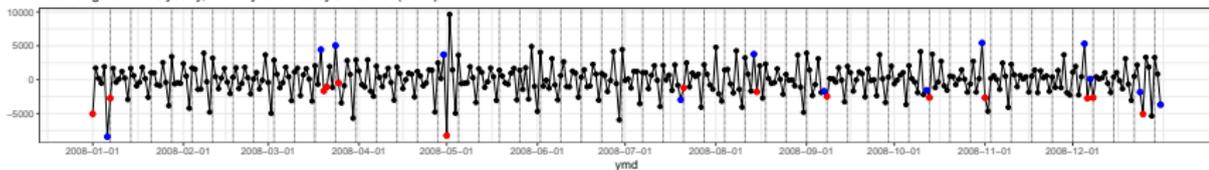
Data: original minus yearly smoother (black); monthly smoother bw=2.7



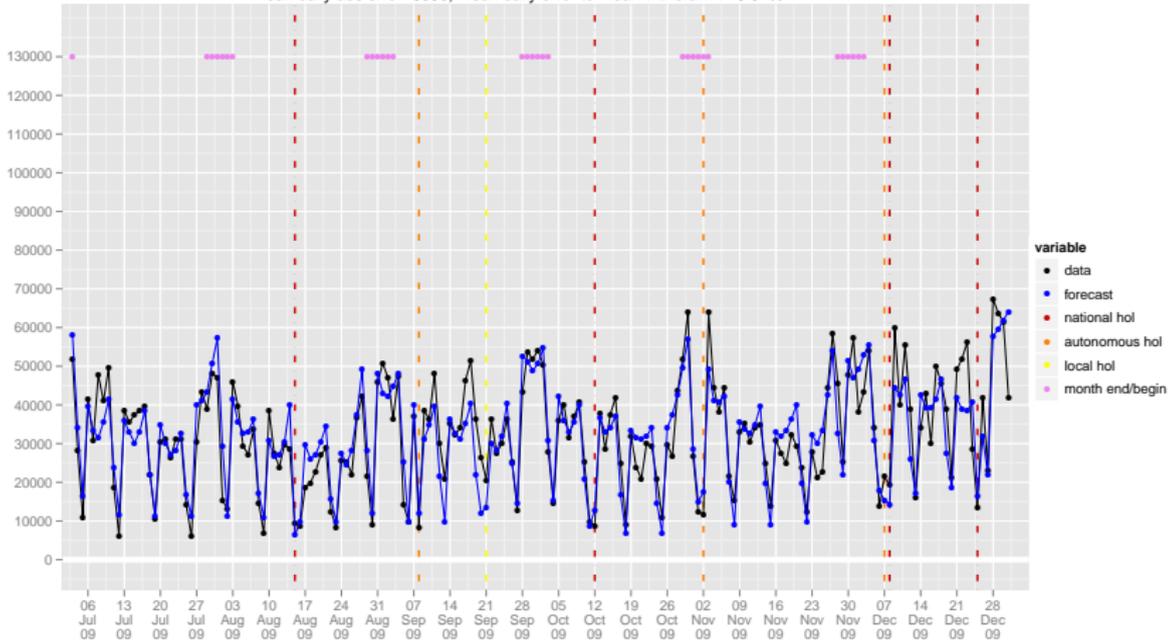
Data: original minus yearly and monthly smoother (black); weekly smoother bw=0.7



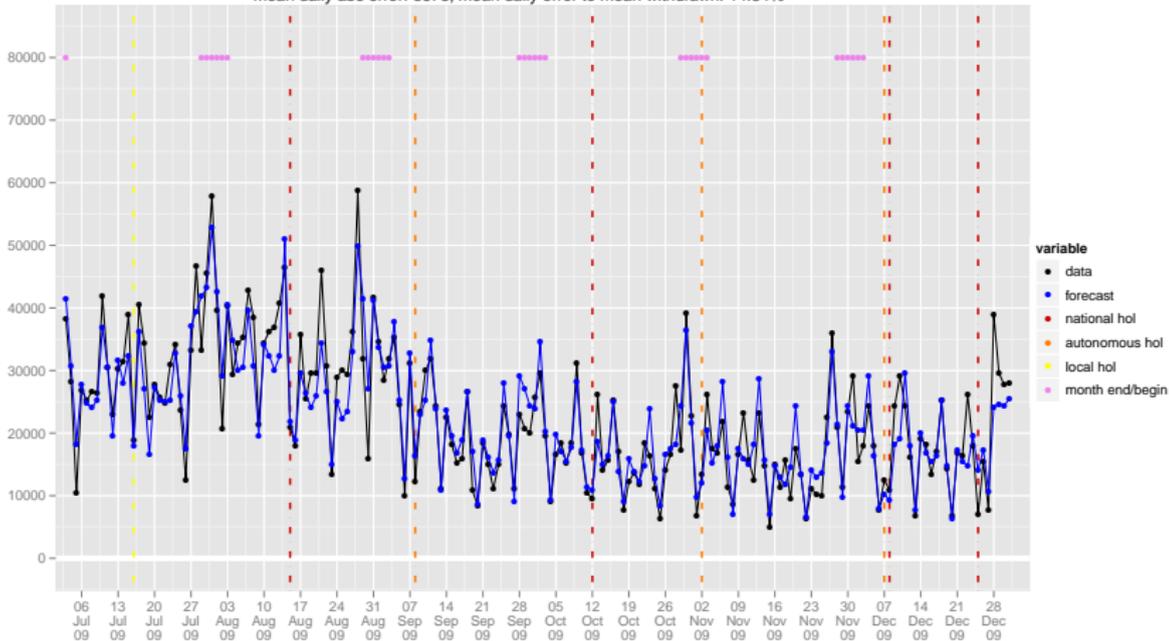
Data: original minus yearly, monthly and weekly smoother (black)



30 day forecast unit 2
 Center: 0; Number Machines: 4
 Address: Deleted
 mean daily withdrawn amount: 40910
 mean daily abs error: 6358, mean daily error to mean withdrawn: 15.54%



30 day forecast unit 58
 Center: 57; Number Machines: 2
 Address: Deleted
 mean daily withdrawn amount: 24749
 mean daily abs error: 3673, mean daily error to mean withdrawn: 14.84%



Forecasting Verkaufszahlen gesamt (über alle Filialen):

- ▶ Selbe Zerlegungsidee liefert Forecasts für 'normale' Tage, i.e., Tage ohne Promos.
- ▶ Vorgangsweise für Promos? Welche Promo Features haben Einfluss auf Verkauf?
- ▶ Ideen?

Forecasting Verkaufszahlen gesamt (über alle Filialen):

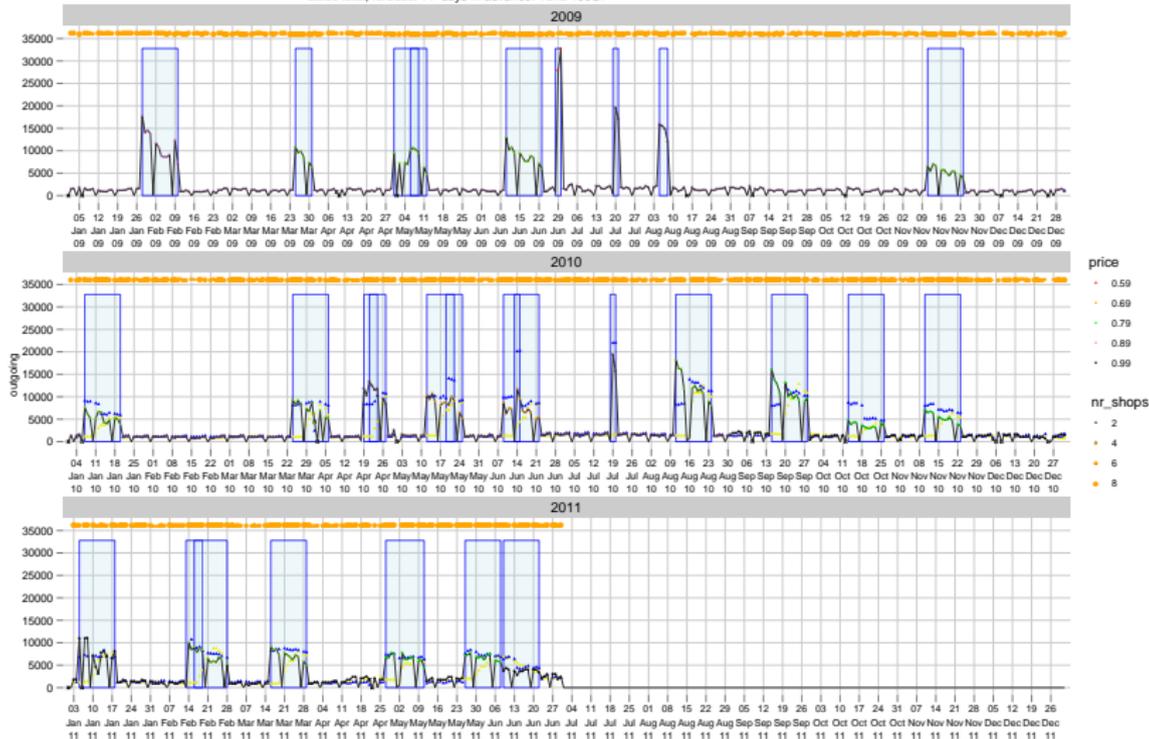
- ▶ Selbe Zerlegungsidee liefert Forecasts für 'normale' Tage, i.e., Tage ohne Promos.
- ▶ Vorgangsweise für Promos? Welche Promo Features haben Einfluss auf Verkauf?
- ▶ Ideen?
- ▶ Deskriptive Analyse lieferte die folgenden (beobachtbaren) naheliegenden Einflußfaktoren:
 1. Preis.
 2. Zeitlicher Abstand zu vorheriger Promo (des selben Produkts).
 3. Länge der Promo.
 4. ...

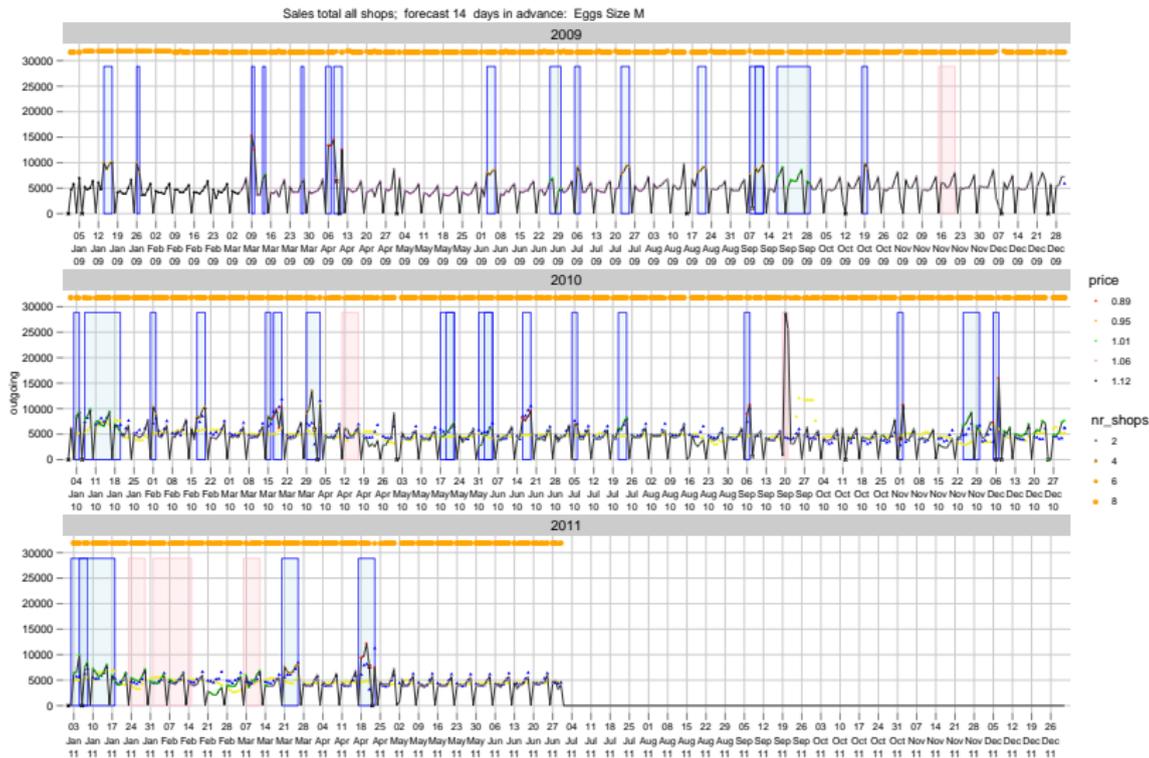
Forecasting Verkaufszahlen gesamt (über alle Filialen):

- ▶ Selbe Zerlegungsidee liefert Forecasts für 'normale' Tage, i.e., Tage ohne Promos.
- ▶ Vorgangsweise für Promos? Welche Promo Features haben Einfluss auf Verkauf?
- ▶ Ideen?
- ▶ Deskriptive Analyse lieferte die folgenden (beobachtbaren) naheliegenden Einflußfaktoren:
 1. Preis.
 2. Zeitlicher Abstand zu vorheriger Promo (des selben Produkts).
 3. Länge der Promo.
 4. ...
- ▶ Zusätzlich: Integer Sprünge - Bsp: Preisreduktion € 1,49 auf € 1,09 weniger Effekt als Reduktion € 1,09 auf € 0,99.
- ▶ Schätzung des Promo-Effekts durch Regressionsmodell unter Einbeziehung der obigen Parameter (und Zensuren - out-of-stock Probleme, etc.).

[Zurück zum Ursprungsproblem](#)

Sales total; forecast 14 days in advance: Tuna 100G.

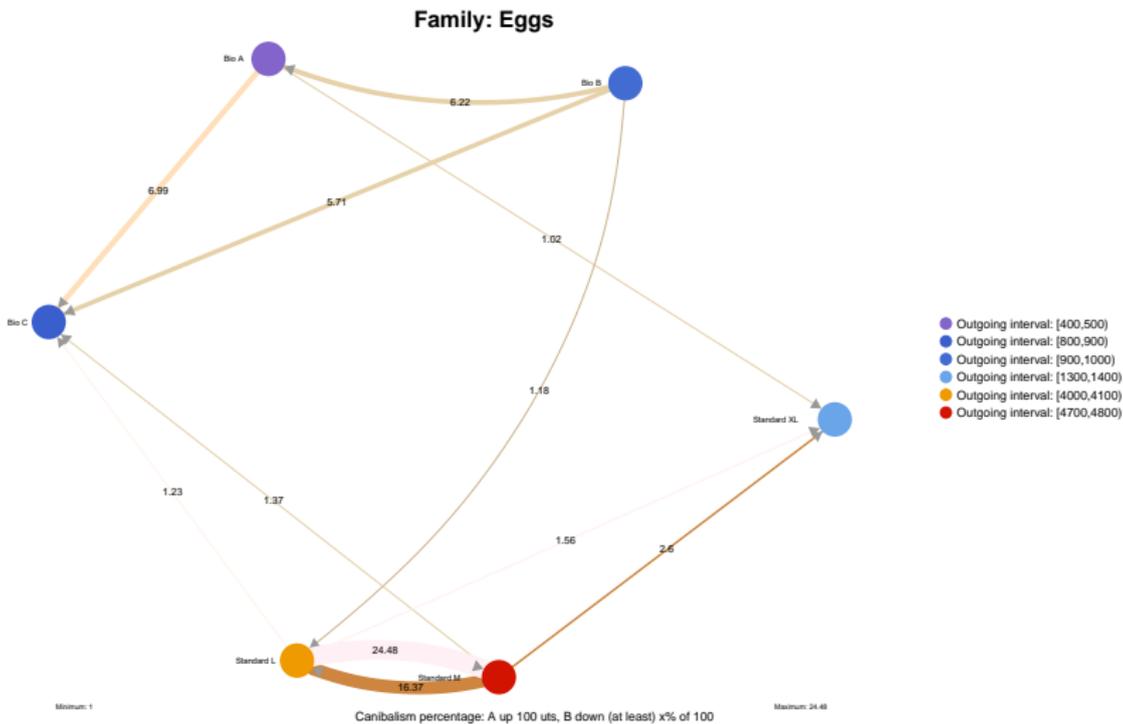


[Zurück zum Ursprungsproblem](#)

Forecasting Verkaufszahlen individuelle Filialen:

- ▶ Zwei Optionen:
 1. Analoge Vorgehensweise mit Einzelzeitreihen.
 2. Top-down Approach (hierarchisch).
- ▶ Finale Version: 'Normale Tage' individuell (örtliche Gruppierung problematisch), Schätzung Promo-Effekte für alle Filialen gemeinsam.
- ▶ Zusätzlich: Out-of-stock Problematik miteinbezogen (zensierte Daten).

- ▶ **Optimierung des Profits** via Regressionsmodell.
- ▶ Bsp: Starke Preisreduktion bewirkt hohe Verkaufszahlen aber wenig Marge, geringe Reduktion wenig Erhöhung der Verkaufszahlen aber hohe Marge → suchen optimalen 'Zwischenweg'.
- ▶ Szenarienrechner in R implementiert: Eingabe von Produkt und Promo Features liefert Schätzung des Promo-Effekts (Erwartungswert und Konfidenzintervall).
- ▶ **Analyse von Kannibalismuseffekten:**
- ▶ Preisreduktion Milch A hat Auswirkung Verkaufszahlen Milch B (Eigenmarke vs. Fremdmärke).
- ▶ Konkretes abschließendes Beispiel Eier:





Integration von Vorwissen

Wie durch das Einbeziehen von Vorwissen die Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit von Vorhersagen erhöht werden kann

Leonhard Czarnetzki

Integration von Vorwissen

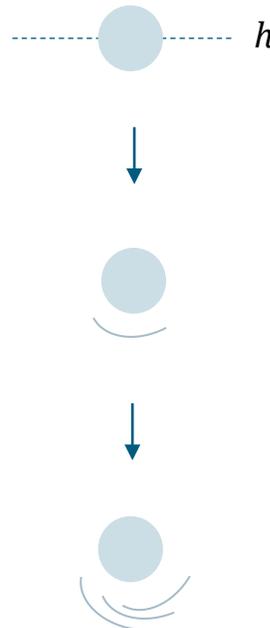
Wissensbasierte Ansätze

Frage:

Wie viel Zeit (t) braucht ein fallendes Objekt, bis es von einer vorgegebenen Höhe (h) auf den Boden trifft?

wissensbasierte Ansätze

$$h = \frac{1}{2}gt^2 \quad \rightarrow \quad t = \sqrt{\frac{2h}{g}}$$



datenbasierte Ansätze

Historischer Datensatz

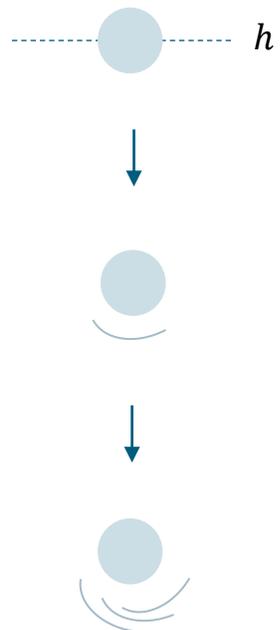
Zeit (t)	Höhe (h)
1.26s	8m
1.37s	9m
1.44s	10m
1.52s	11m
...	...
2.01s	20m

Integration von Vorwissen

Wissensbasierte Ansätze

Frage:

Wie viel Zeit (t) braucht ein fallendes Objekt, bis es von einer vorgegebenen Höhe (h) auf den Boden trifft?



In der Realität:

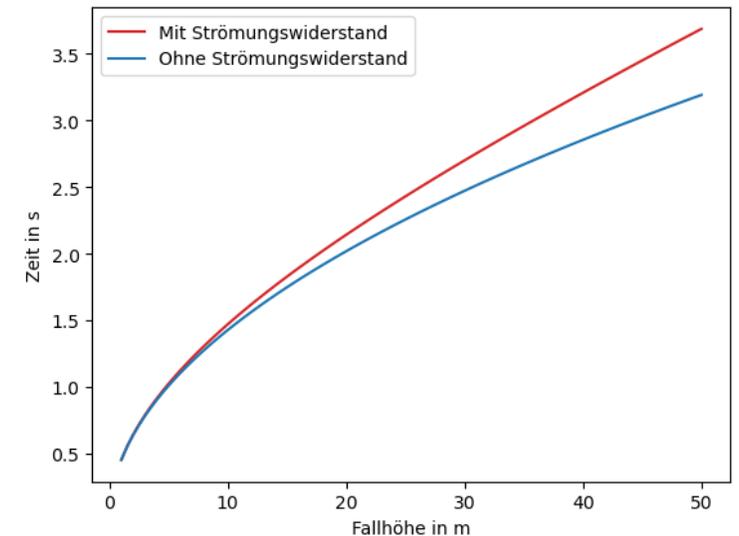
kein Strömungswiderstand

Strömungswiderstand

$$t = \sqrt{\frac{2h}{g}}$$

$$k = \frac{1}{2} c_w A \rho \quad v_\infty = -\sqrt{mg/k}$$

$$z(t) = -\frac{v_\infty^2}{g} \ln \left(\sqrt{1 - \frac{v_0^2}{v_\infty^2}} \cosh \left(\frac{gt}{v_\infty} - \operatorname{artanh} \left(\frac{v_0}{v_\infty} \right) \right) \right) + z_0$$



Parameter müssen bekannt sein!

Integration von Vorwissen

Wissensbasierte Ansätze | Take-home Message



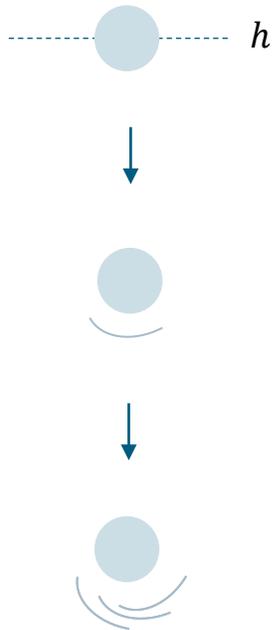
Die Realität **exakt** abzubilden liefert **höchste Genauigkeit**, kann aber schnell sehr komplex werden. Außerdem ist umfangreiches Wissen über alle Parameter zwingend notwendig. **Vereinfachungen und Annahmen** sind möglich, verringern aber die Genauigkeit. Eine **Nachvollziehbarkeit** der Ergebnisse ist gegeben.

Integration von Vorwissen

Datenbasierte Ansätze

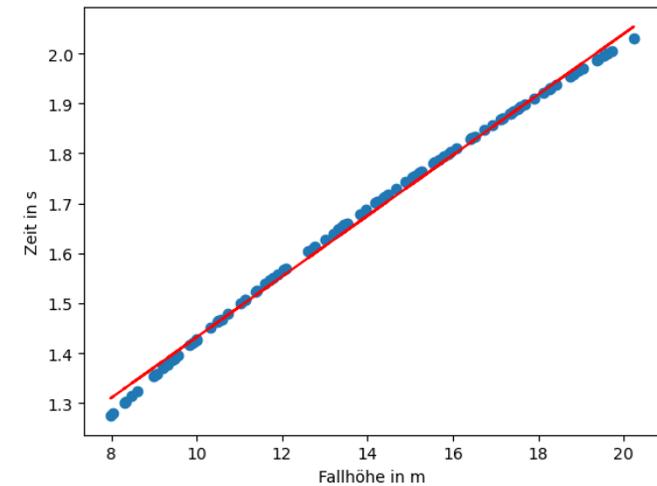
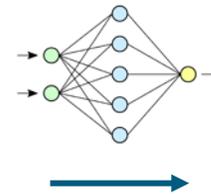
Frage:

Wie viel Zeit (t) braucht ein fallendes Objekt, bis es von einer vorgegebenen Höhe (h) auf den Boden trifft?



Historischer Datensatz

Zeit (t)	Höhe (h)
1.26s	8m
1.37s	9m
1.44s	10m
1.52s	11m
...	...
2.01s	20m

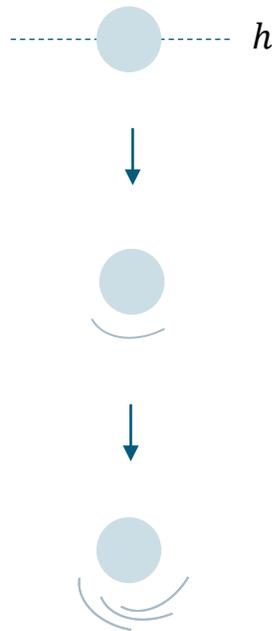


Integration von Vorwissen

Datenbasierte Ansätze

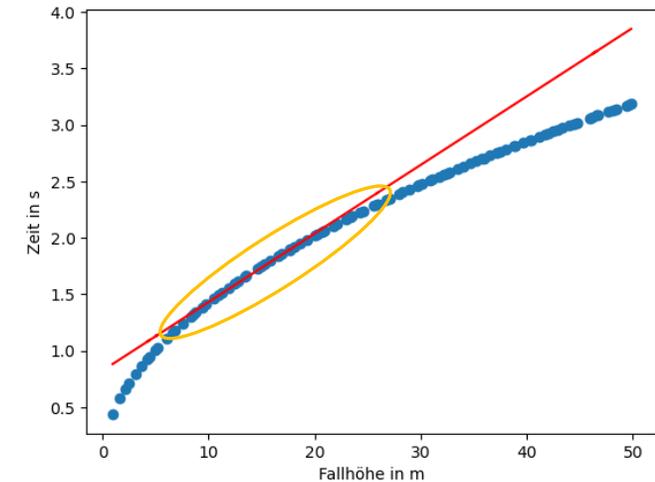
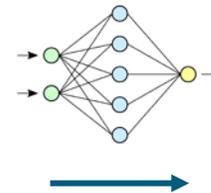
Frage:

Wie viel Zeit (t) braucht ein fallendes Objekt, bis es von einer vorgegebenen Höhe (h) auf den Boden trifft?



Historischer Datensatz

Zeit (t)	Höhe (h)
1.26s	8m
1.37s	9m
1.44s	10m
1.52s	11m
...	...
2.01s	20m



Die Vorhersagen des Modells (rote Linie) sind nur in diesem Bereich (gelb) zutreffend!

Integration von Vorwissen

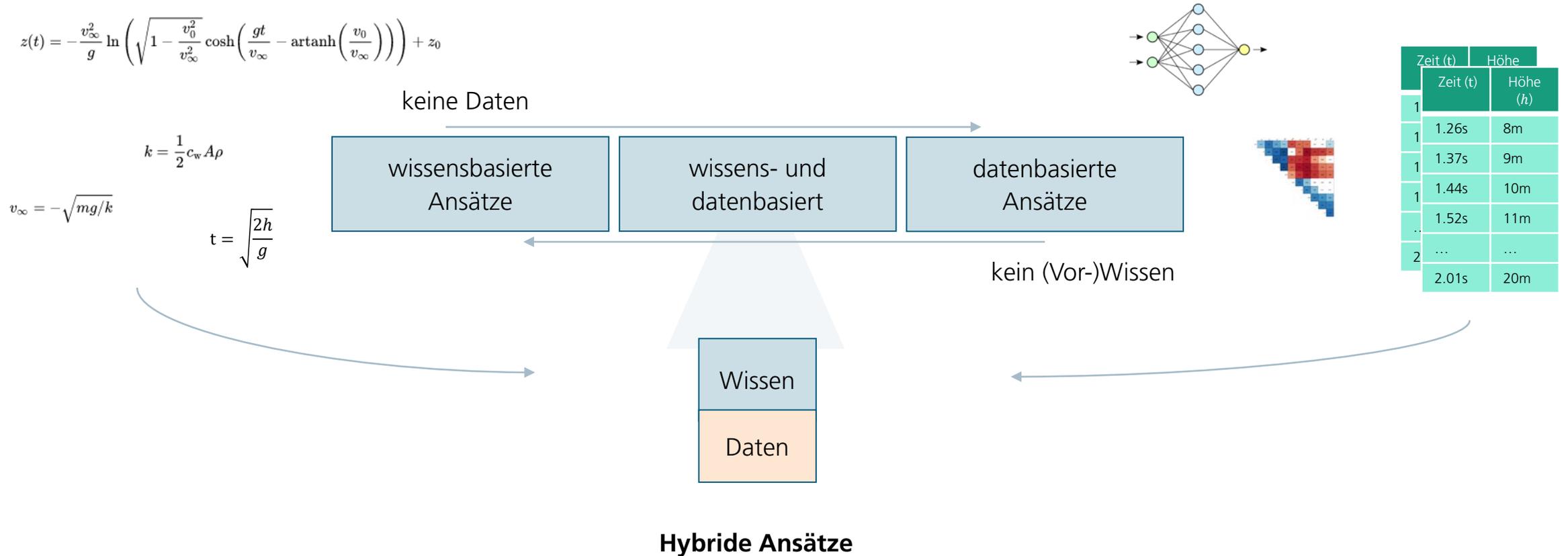
Datenbasierte Ansätze | Take-home Message



Datenbasierte Ansätze können **hohe Genauigkeiten** erzielen. Valide Vorhersagebereiche und Modellqualität hängen aber **stark** von der zur **Verfügung stehenden Datensatz** ab. Eine **Nachvollziehbarkeit** der Ergebnisse ist (meistens) **nicht gegeben**.

Integration von Vorwissen

Hybride Ansätze



Integration von Vorwissen

Hybride Ansätze | Take-home Message



Hybride Ansätze: Durch geschicktes Kombinieren von datenbasierten und wissensbasierten Ansätzen können die Vorteile beider Ansätze genutzt werden.

Integration von Vorwissen

- In welcher Form muss Wissen vorliegen, damit es in den ML-Prozess integriert werden kann?
- Wie kann Wissen in den ML-Prozess integriert werden?

Integration von Vorwissen

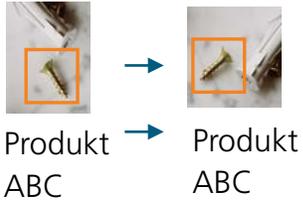
Wie Wissen vorliegen kann

- Daten(punkte)
- Physikalische und mathematische Gesetzmäßigkeiten
- Regeln und Relationen
- ...

Integration von Vorwissen

Wie Wissen vorliegen kann | Beispiele

Symmetrien



physikalische Gleichungen

$$\ddot{x}(t) + 2\gamma\dot{x}(t) + \omega_0^2 x(t) = 0$$

$$z(t) = -\frac{v_\infty^2}{g} \ln \left(\sqrt{1 - \frac{v_0^2}{v_\infty^2}} \cosh \left(\frac{gt}{v_\infty} - \operatorname{artanh} \left(\frac{v_0}{v_\infty} \right) \right) \right) + z_0$$

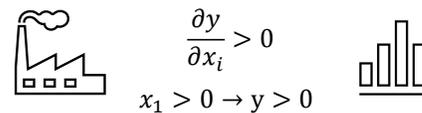
plausible Grenzen für Parameterwerte

$$0 < a < 10$$

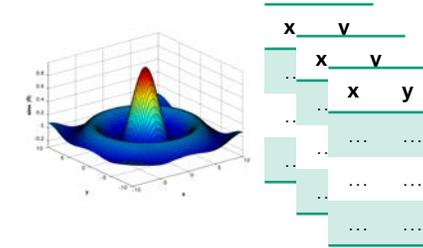
$$0 < b < 1$$

$$c > 0$$

Beziehungen zwischen Merkmalen

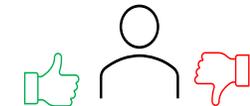


Simulationsergebnisse

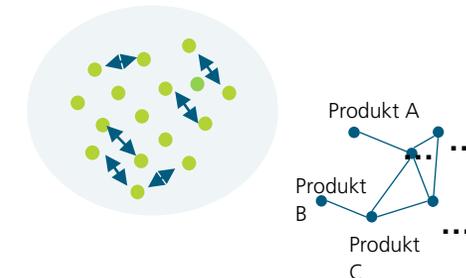


... und weitere!

menschliches Feedback

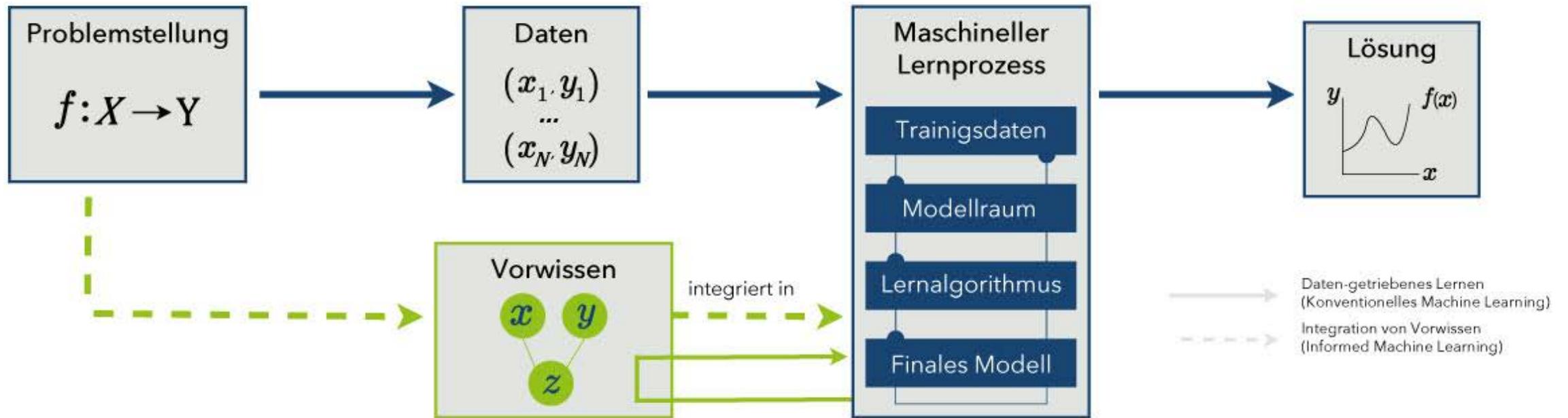


Beziehungen zwischen Datenpunkten



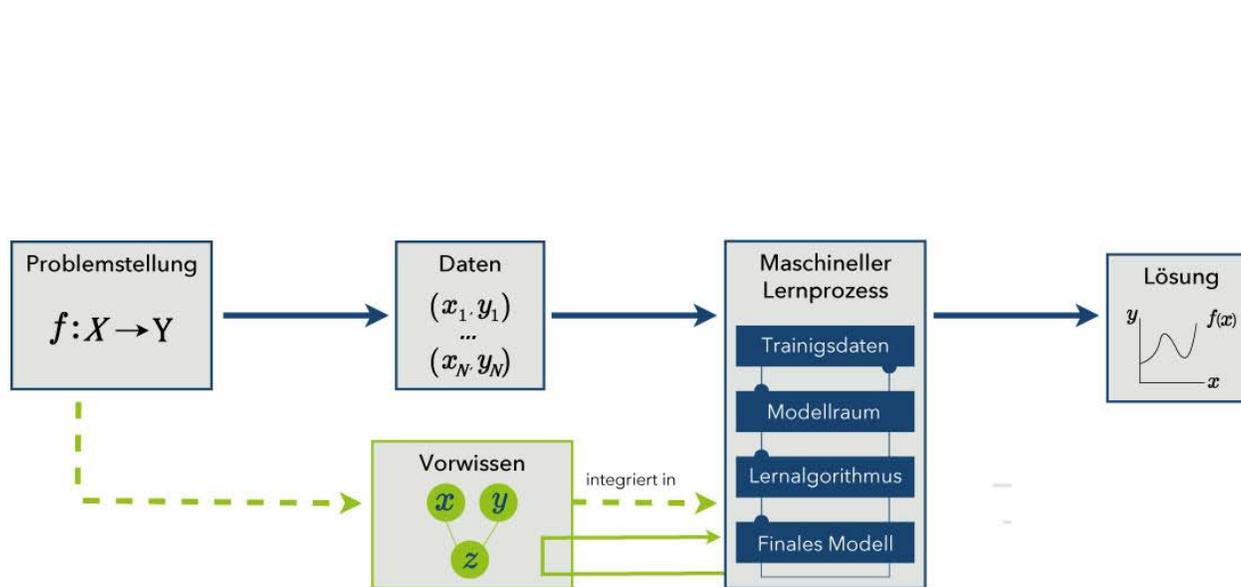
Integration von Vorwissen

Wie Wissen integriert werden kann



Integration von Vorwissen

Wie Wissen integriert werden kann



- z.B. Anreicherung der Trainingsdaten mit Datenpunkten, die mittels Simulation erzeugt wurden
- ...



- Verwendung geeigneter Modellansätze
- spezielle Schichten oder Aktivierungsfunktionen in NN's (Erhaltungsgrößen, Symmetrien)
- ...



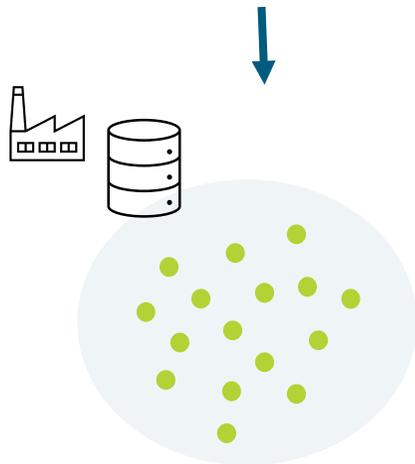
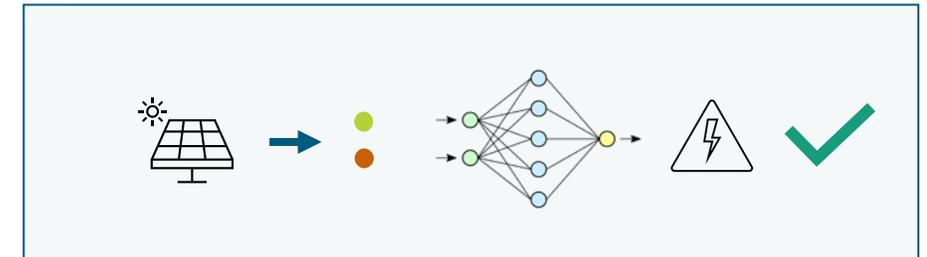
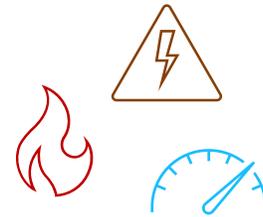
- z.B. Regularisierungsterme, Optimierung mit Randbedingungen
- ...



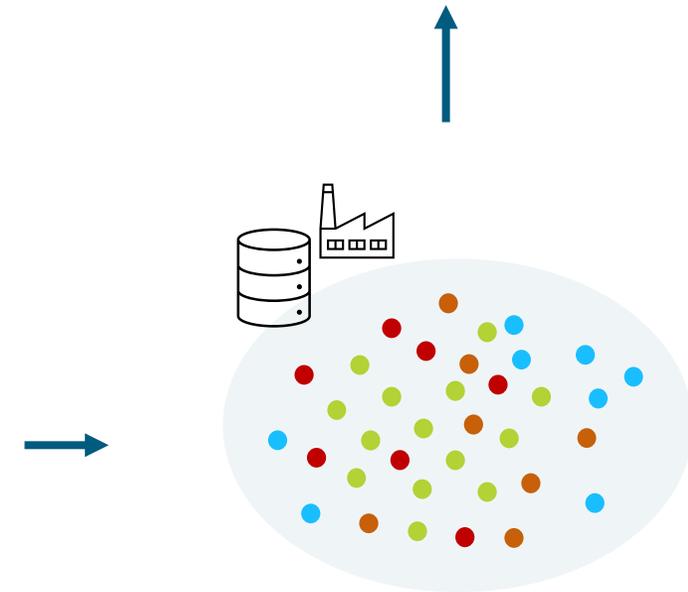
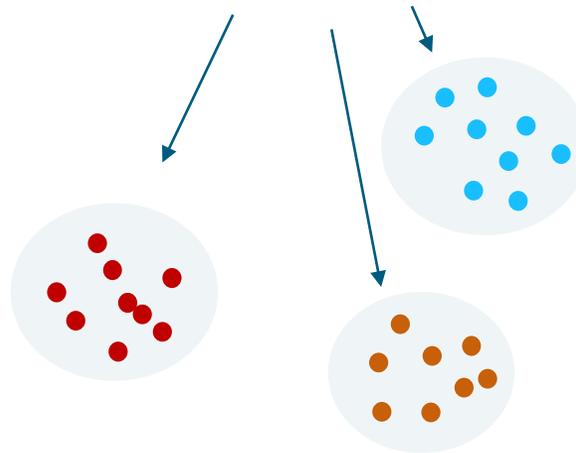
- z.B. Festlegen von und Validieren gegen glaubwürdige Wertebereiche
- Wertebereich- oder Situationsabhängige Kombination mit anderen Ansätzen
- ...

Integration von Vorwissen

Real-World-Beispiel | Predictive Maintenance

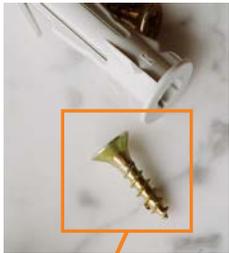


physikalische Simulation



Integration von Vorwissen

Real-World-Beispiel | Bilderkennung

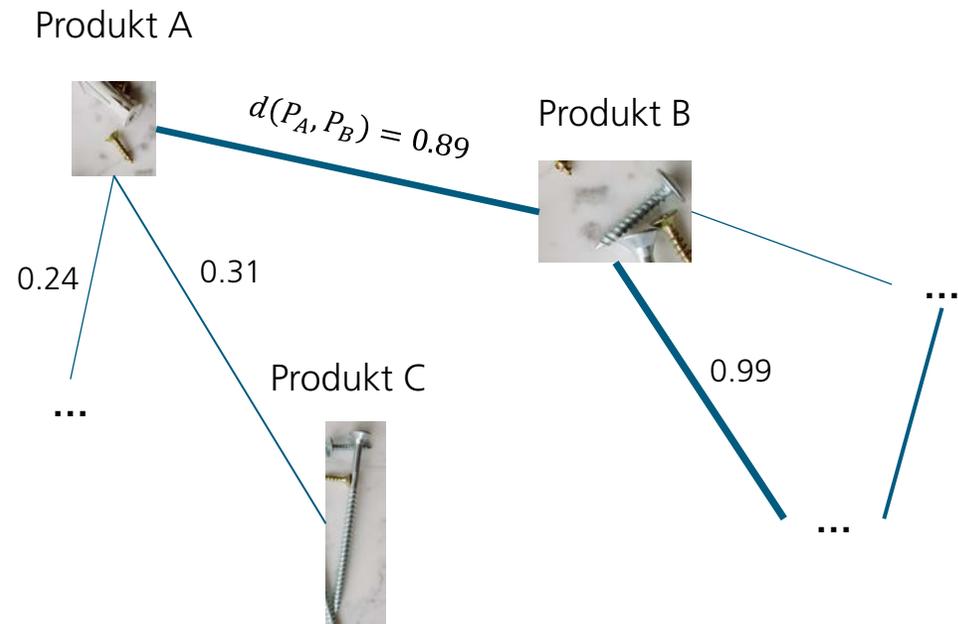


Eigenschaft	Wert
Typ	Senkkopf
Länge	6mm
Material	...
...	...

...

Eigenschaft	Wert
Typ	Senkkopf
Länge	20mm
Material	...
...	...

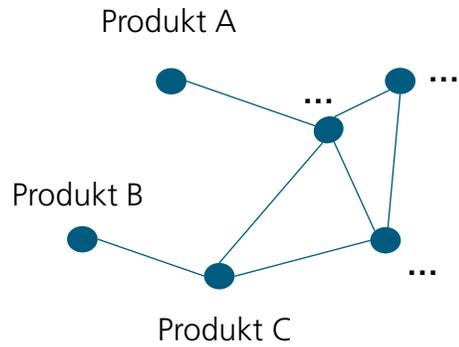
Wie ähnlich sind sich die Produkte?



Integration von Vorwissen

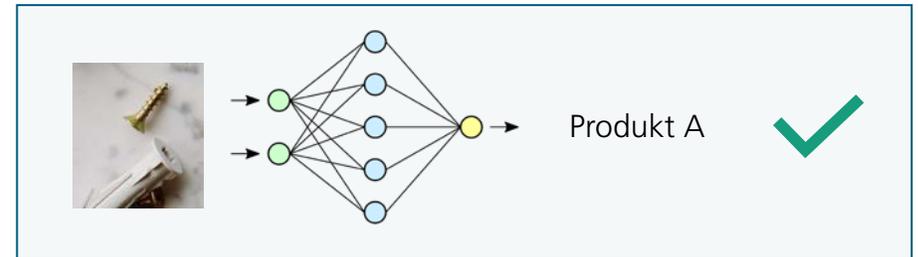
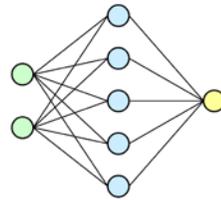
Real-World-Beispiel | Bilderkennung

Produktähnlichkeiten



Labels

Anpassen der Modellparameter („Training“)



Integration von Vorwissen

Take-Home-Message



Durch das Einbeziehen von Vorwissen:

- kann die **Genauigkeit** des Modells **erhöht** werden.
- werden potenziell **weniger Datenpunkte** benötigt.
- ist das Modell näherungsweise zum Vorwissen **konsistent**, was unter bestimmten Voraussetzungen die **Nachvollziehbarkeit** erhöht.

Aber:

- Vorwissen muss überhaupt **verfügbar** sein.
- Vorwissen muss in einer **verwendbaren Form** vorliegen.

... ob am Ende ein Vorteil erzielt werden kann, hängt auch vom Anwendungsfall ab!

Kontakt

Leonhard Czarnetzki, MSc
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Advanced Data Analytics
+43 676 888 616 32
leonhard.czarnetzki@fraunhofer.at

Fraunhofer Austria Research GmbH
Weisstrasse 9 | 6112 Wattens
Tel: +43 1 504 69 06

office@fraunhofer.at
www.fraunhofer.at

Follow us on



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Wie durch künstliche Intelligenz Automatisierungslösungen die Fähigkeit erlangen ihre Umgebung wahrzunehmen und sich selbständig anzupassen

Catherine Laflamme



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

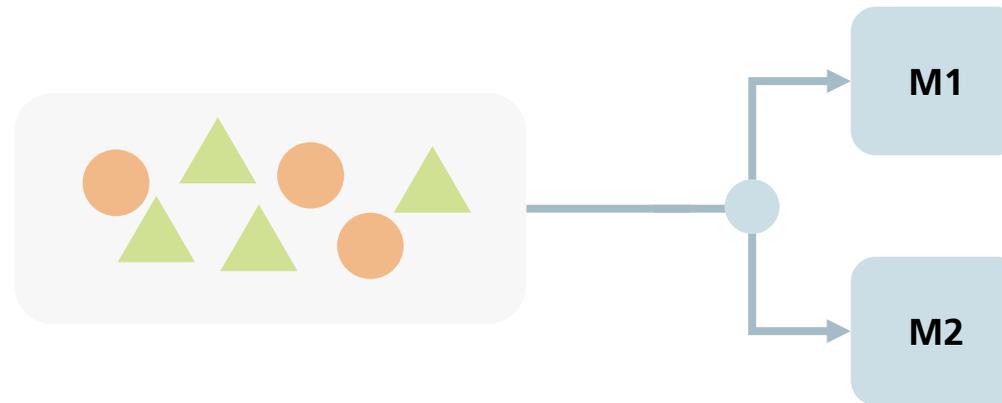
Beispiel: Produktionsoptimierung

Ein produzierendes Unternehmen stellt verschiedene Produkte unter Verwendung verschiedener Maschinen her

- Beim Unternehmen gehen laufend Produktionsaufträge ein
- Auf **welcher Maschine soll ein neuer Auftrag durchgeführt werden**, um die gesamte Produktionszeit zu optimieren?

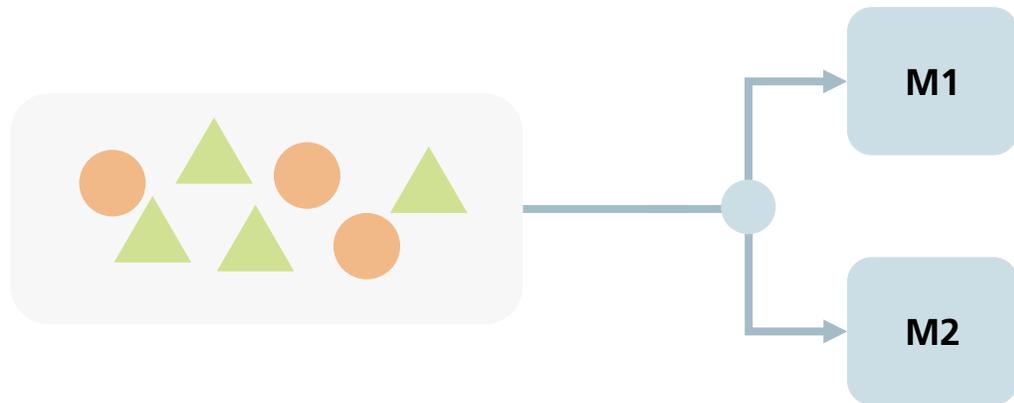
Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Beispiel: Produktionsoptimierung



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

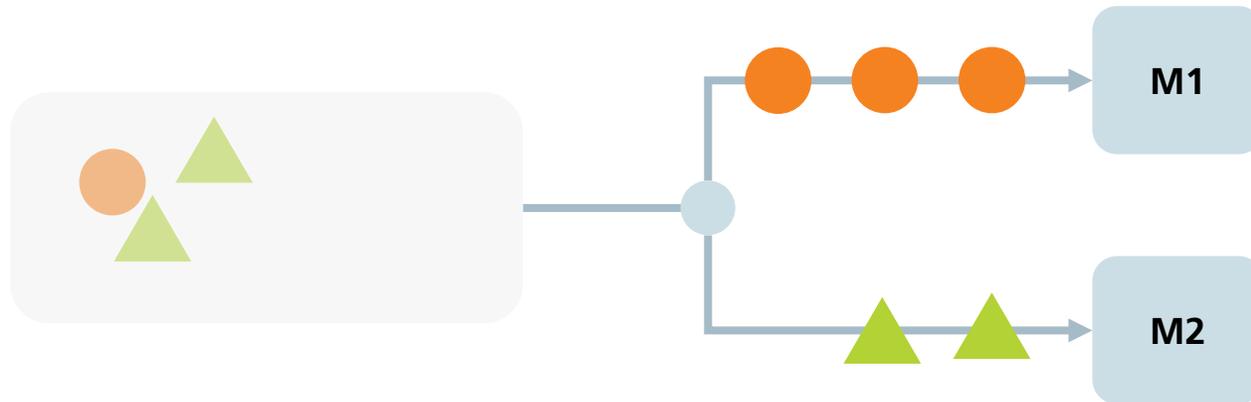
Beispiel: Produktionsoptimierung



Produkt, Maschine		Zeit
	M1	1
	M2	3
	M1	3
	M2	1

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

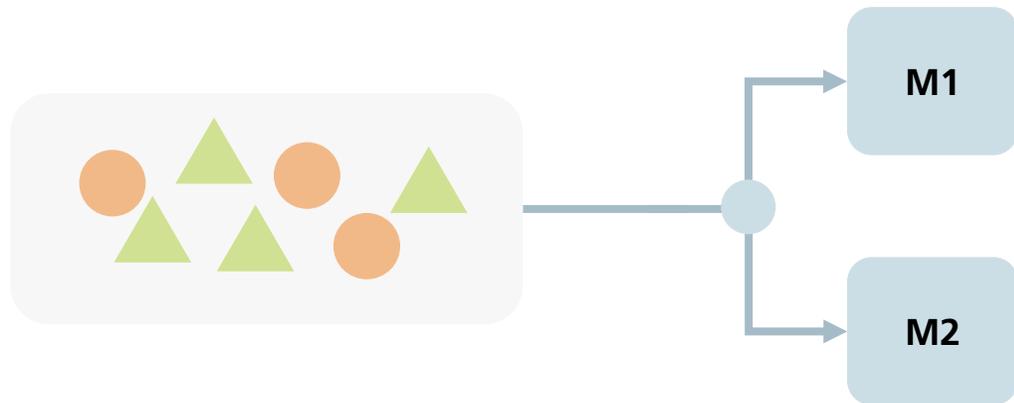
Beispiel: Produktionsoptimierung



Produkt, Maschine		Zeit
	M1	1
	M2	3
	M1	3
	M2	1

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

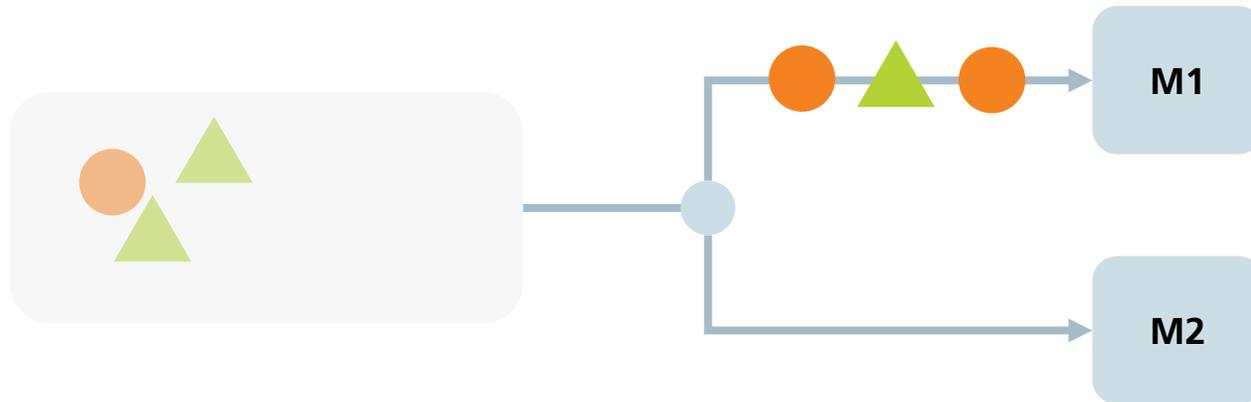
Beispiel: Produktionsoptimierung



Produkt, Maschine		Zeit
	M1	1
	M2	3
	M1	1
	M2	3

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

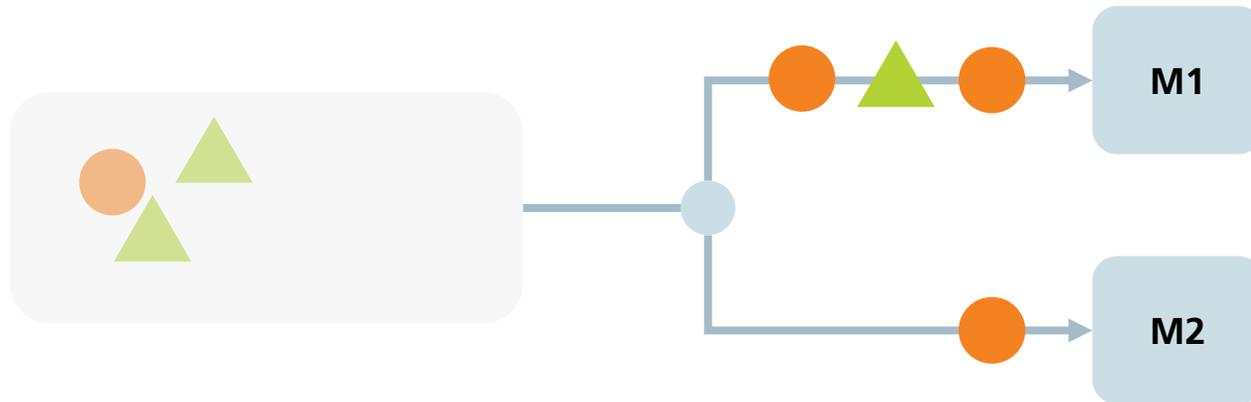
Beispiel: Produktionsoptimierung



Produkt, Maschine		Zeit
	M1	1
	M2	3
	M1	3
	M2	1

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

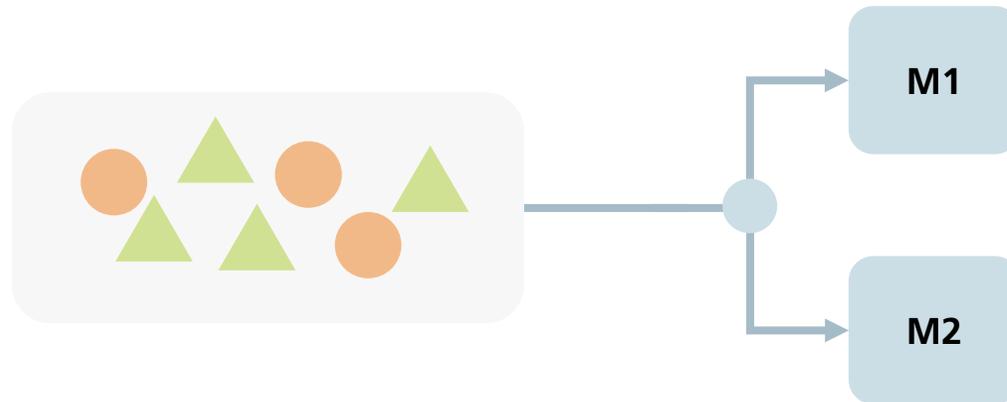
Beispiel: Produktionsoptimierung



Produkt, Maschine		Zeit
	M1	1
	M2	3
	M1	3
	M2	1

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Beispiel: Produktionsoptimierung

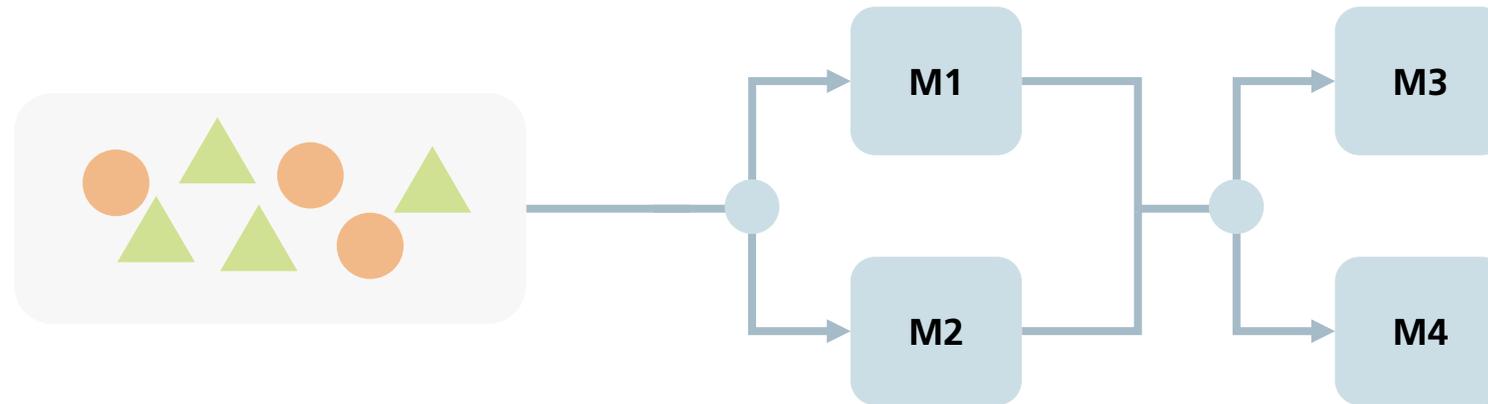


Heuristiken:

- 1) Kürzeste Bearbeitungszeit
- 2) Kürzeste Rüstzeit
- 3) Minimale Warteschlangenlänge
- 4) Mindestwartezeit

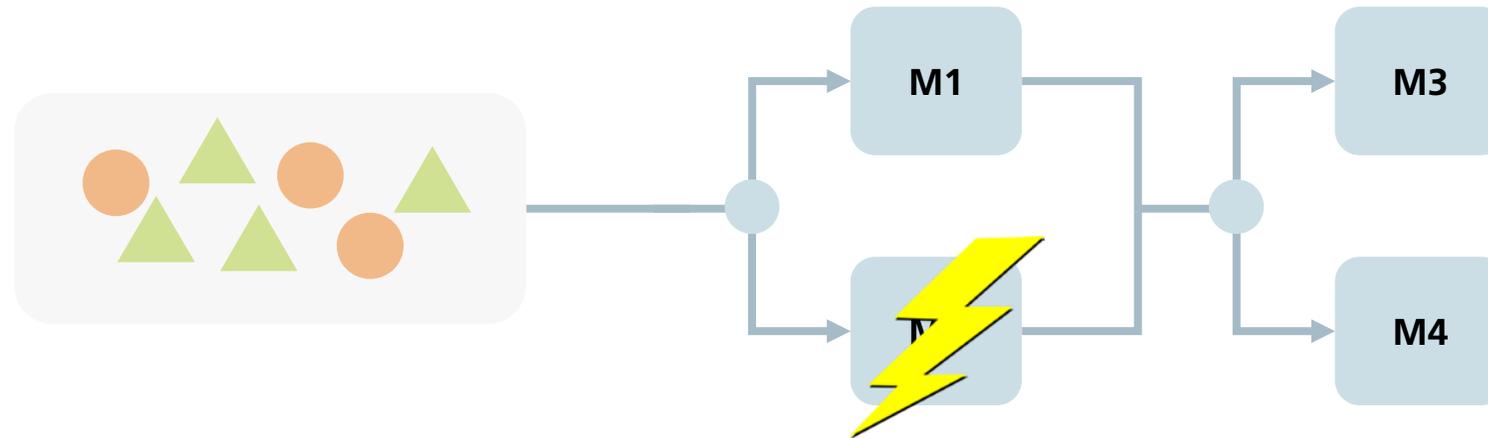
Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Beispiel: Produktionsoptimierung



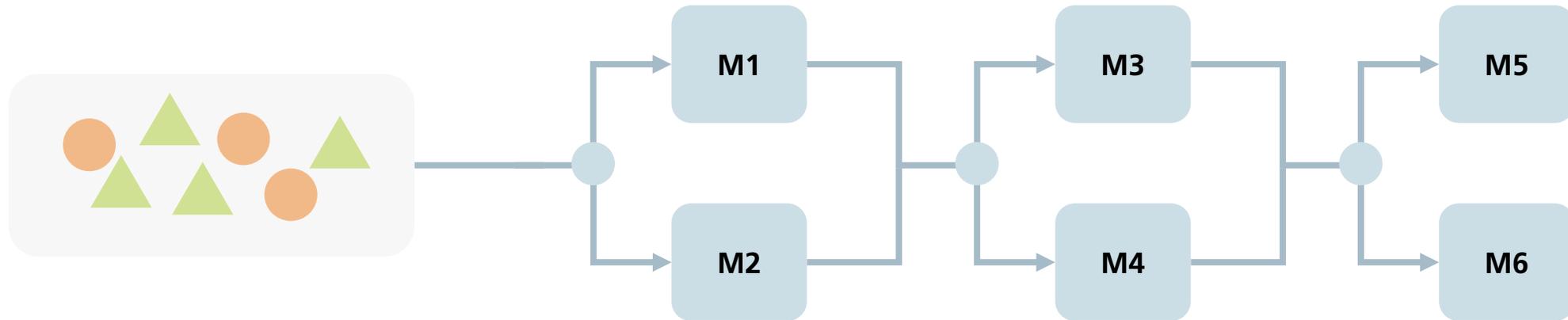
Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Beispiel: Produktionsoptimierung



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Beispiel: Produktionsoptimierung



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

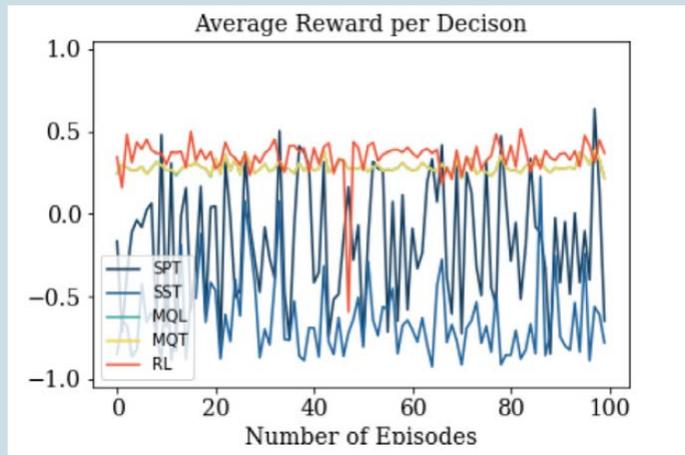
Reinforcement Learning

- Ein Algorithmus zur Optimierung von dynamischen Entscheidungsprozessen
- Ein Agent lernt aus seinen eigenen Erfahrungen
- Kann eine Strategie verallgemeinern, um sich an ungeplante und unbekannte Ereignisse anzupassen
- Trainiert offline, trifft Entscheidungen online in Echtzeit

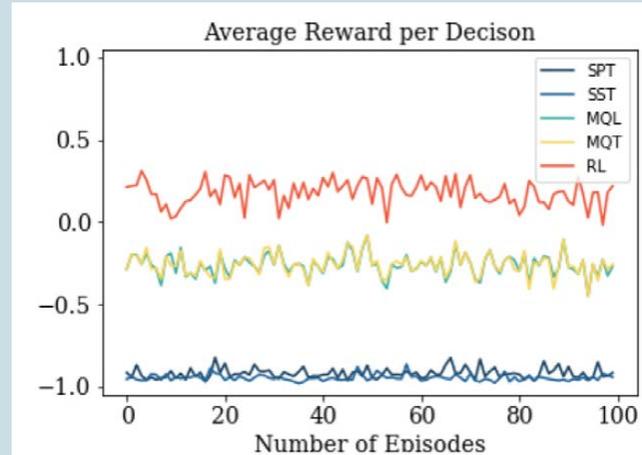
Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Reinforcement Learning | Beispiel | Ergebnisse

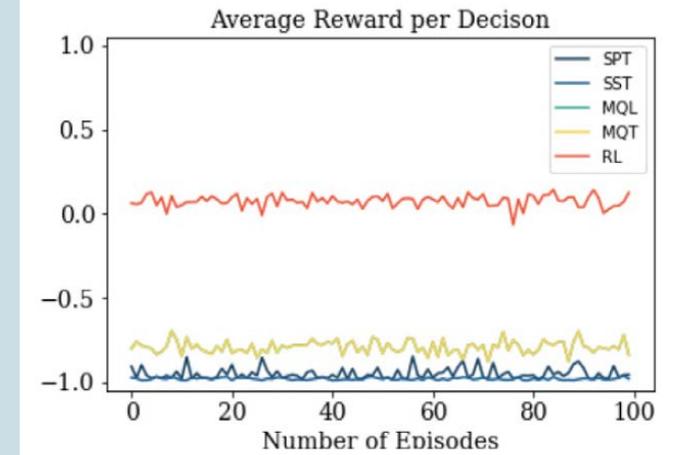
1 Entscheidungspunkt



2 Entscheidungspunkte



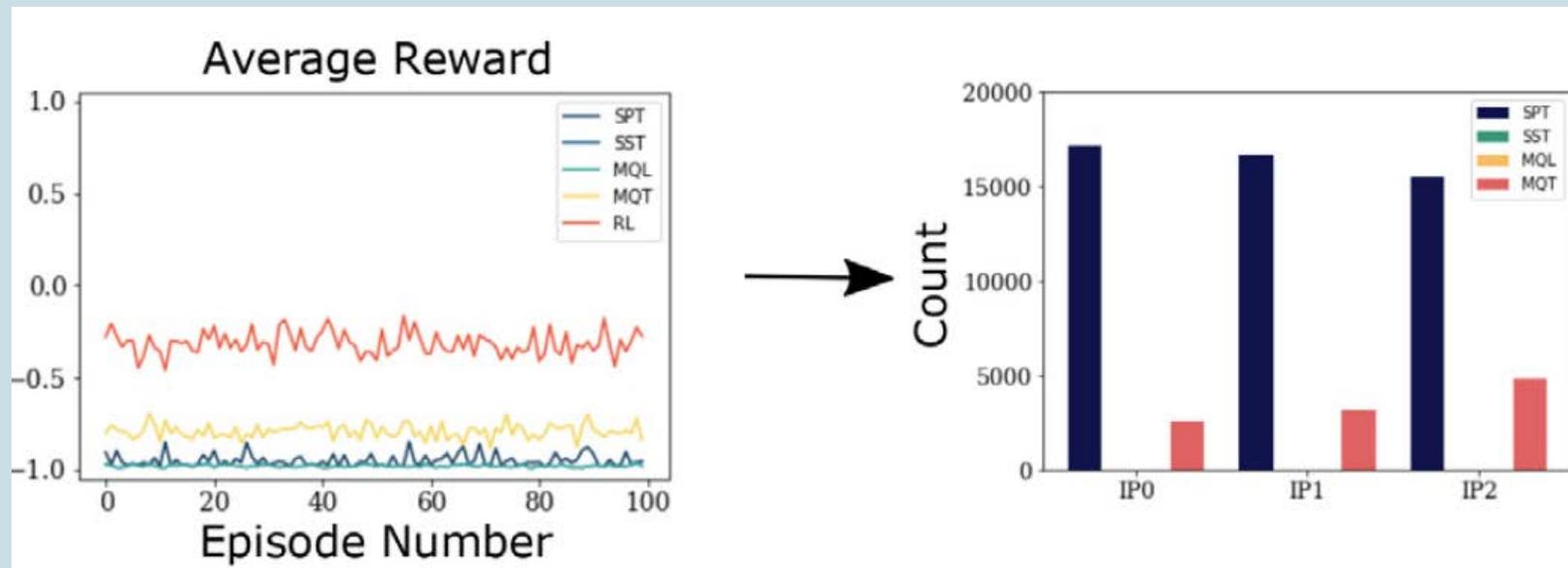
3 Entscheidungspunkte



Kardos, Csaba & Laflamme, Catherine & Gallina, Viola & Sihni, Wilfried. (2021) Dynamic scheduling in a job-shop production system with reinforcement learning. Procedia CIRP. 97. 104-109. 10.1016/j.procir.2020.05.210.

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Reinforcement Learning | Beispiel | Ergebnisse



Kardos, Csaba & Laflamme, Catherine & Gallina, Viola & Sihm, Wilfried. (2021) Dynamic scheduling in a job-shop production system with reinforcement learning. Procedia CIRP. 97. 104-109. 10.1016/j.procir.2020.05.210.

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Reinforcement Learning | Take-home Message



Wenn es **viele Entscheidungsmöglichkeiten** gibt und man sich **schnell entscheiden** muss, könnte Reinforcement Learning ein guter Kandidat sein, um das Problem zu lösen!

Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Reinforcement Learning | Einsatzbereich

- **Kommissionierung**

Wann und in welcher Reihenfolge sollen Produkte aus den Lagern geholt werden?

- Optimale **Bestellmengen** und **Bestellzeitpunkte**

Wann und wie viel von einem bestimmten Produkt soll bestellt werden?

- **Terminierung**

Planung des Produktionsprozesses zur Optimierung des Arbeitsablaufs für einen bestimmten Zeitraum

- **Routing**

Optimale Routenwahl in einem Netzwerk

- **Energiemanagement**

Wie und wann sollte Energie genutzt, gespeichert oder verkauft werden?

Kontakt

Catherine Laflamme, PhD
Wissenschaftliche Mitarbeiterin
Advanced Data Analytics
+43 676 888 616 34
catherine.laflamme@fraunhofer.at

Fraunhofer Austria Research GmbH
Weisstrasse 9 | 6112 Wattens
Tel: +43 1 504 69 06

office@fraunhofer.at
www.fraunhofer.at

Follow us on



Automatisierung durch künstliche Intelligenz

Ein Reinforcement Learning Anwendungsfall aus der Forschung

Georg Schäfer

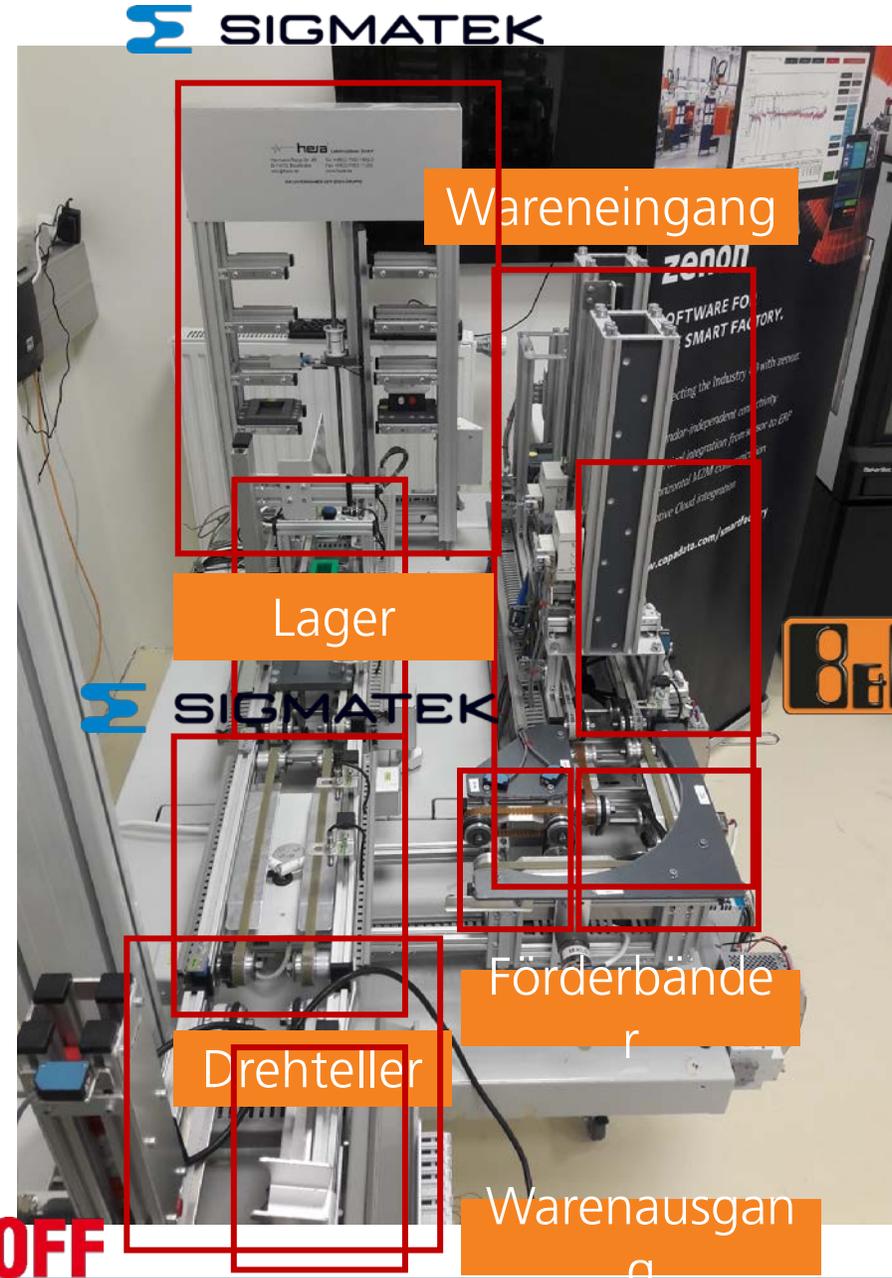


Salzburg, 12.10.2023

Modulare Fabrik

Die reale Anlage

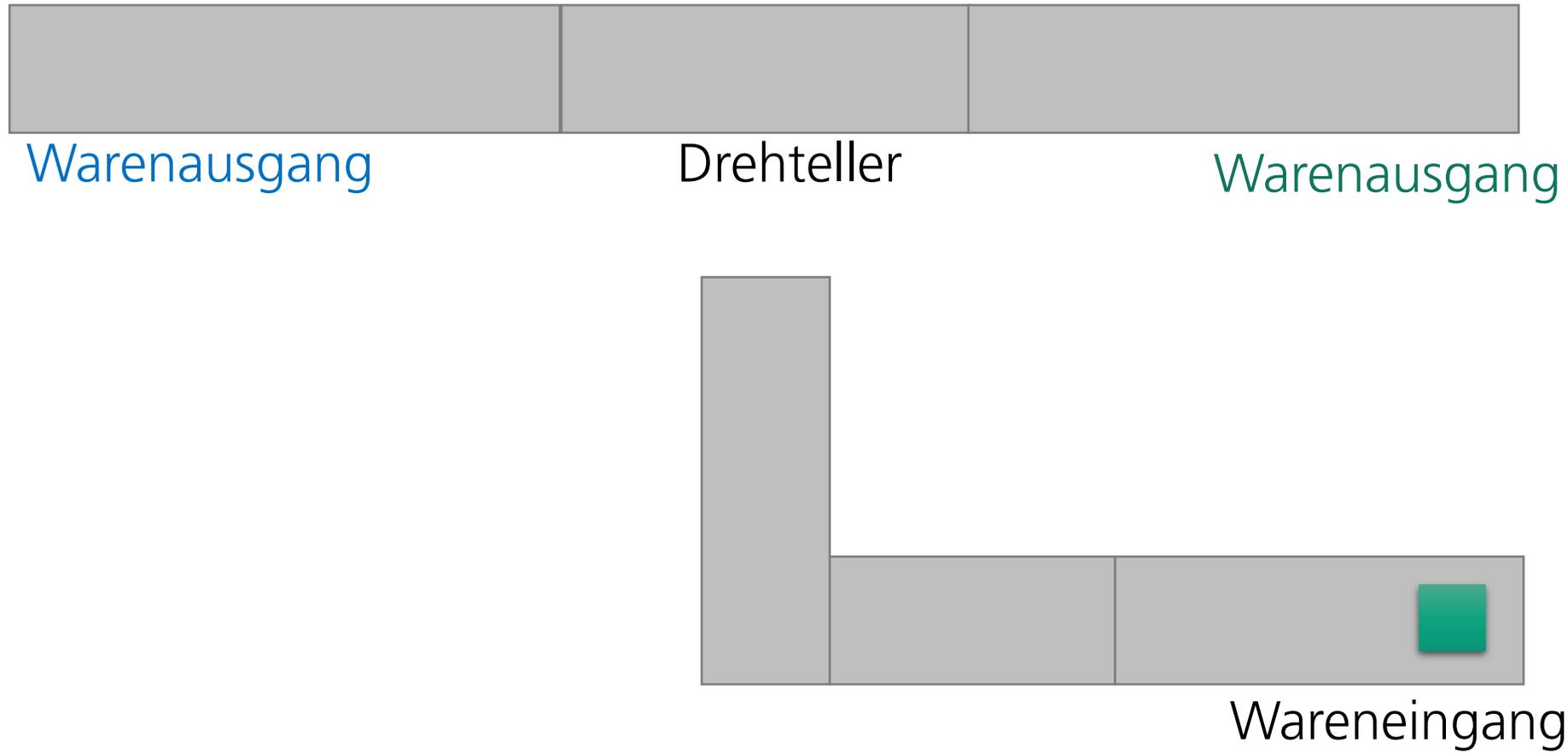
- Plug-and-Produce System
- Steuerungen der Firmen
Sigmatek, B&R und Beckhoff



BECKHOFF

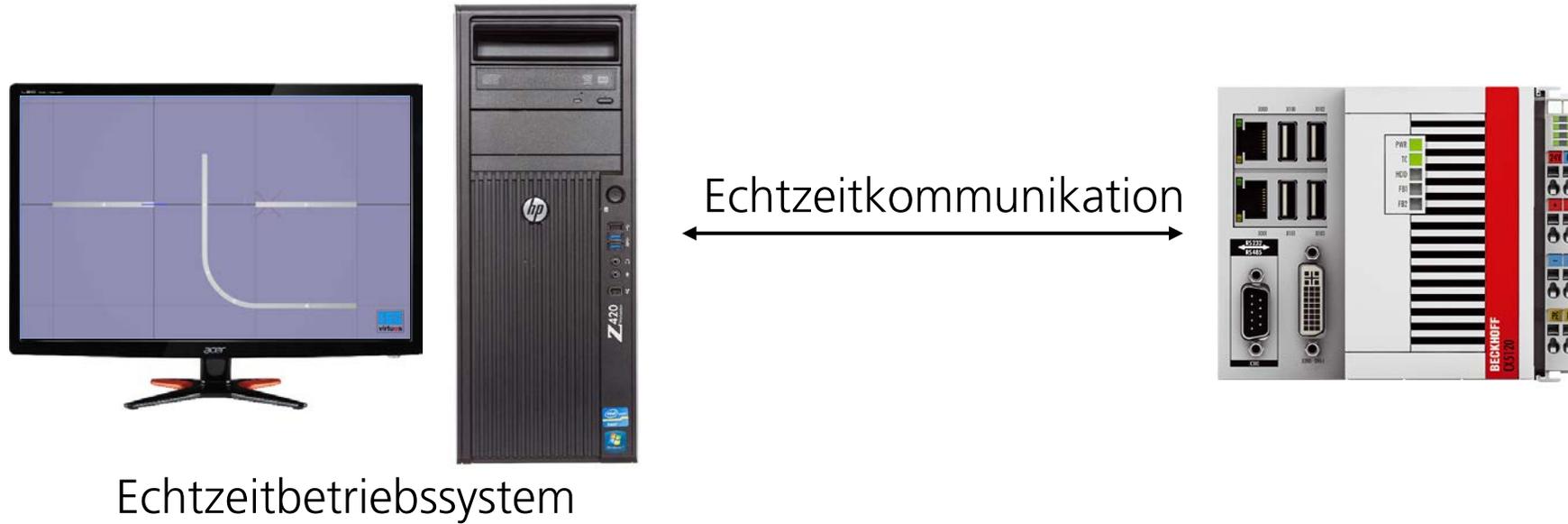
Modulare Fabrik

Die Problemstellung



Modulare Fabrik

Hardware-in-the-Loop Simulation



Modulare Fabrik

Definition eines Reinforcement Learning Problems

- **Zustände**

Spezifische Umgebungsconfiguration

Input für den Agenten

- **Aktionen**

Konkrete Handlung des Agenten

Interaktion mit der Umgebung

Fortbewegung von Zustand zu Zustand

- **Belohnung / Feedback**

Numerisches Feedback

Impliziert das Verhalten des Agenten

Modulare Fabrik

Definition unseres Reinforcement Learning Problems

- **Zustände**

werden durch Sensordaten von Lichtschranken und Prüfstationen repräsentiert.

- **Aktionen**

umfassen die Steuerung der Förderbänder und die Ausrichtung des Drehtellers.

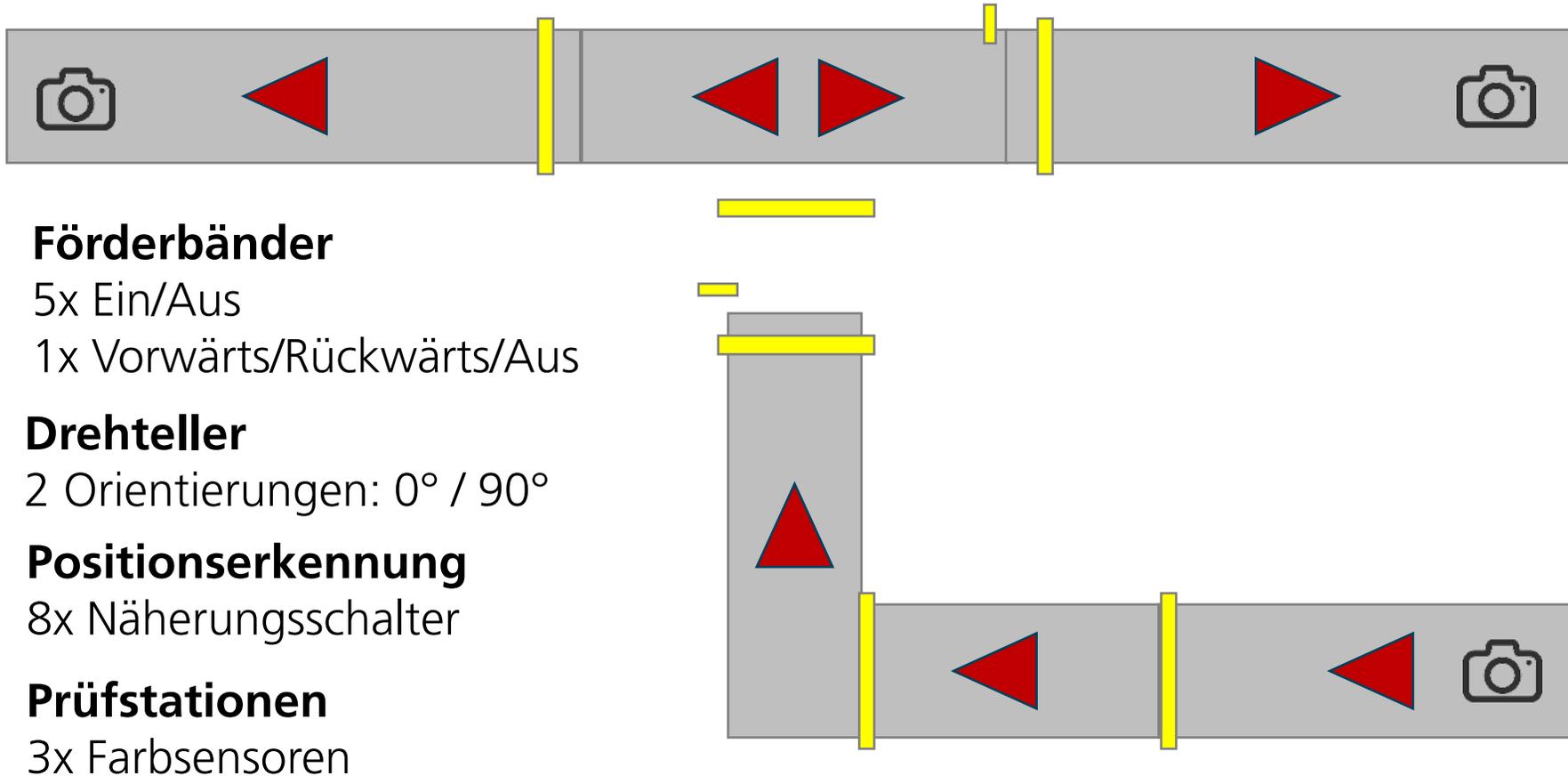
- **Belohnung / Feedback**

positive Belohnung, wenn das Material korrekt positioniert ist

negative Belohnung bei Verklemmungen, Herunterfallen oder falscher Sortierung des Materials

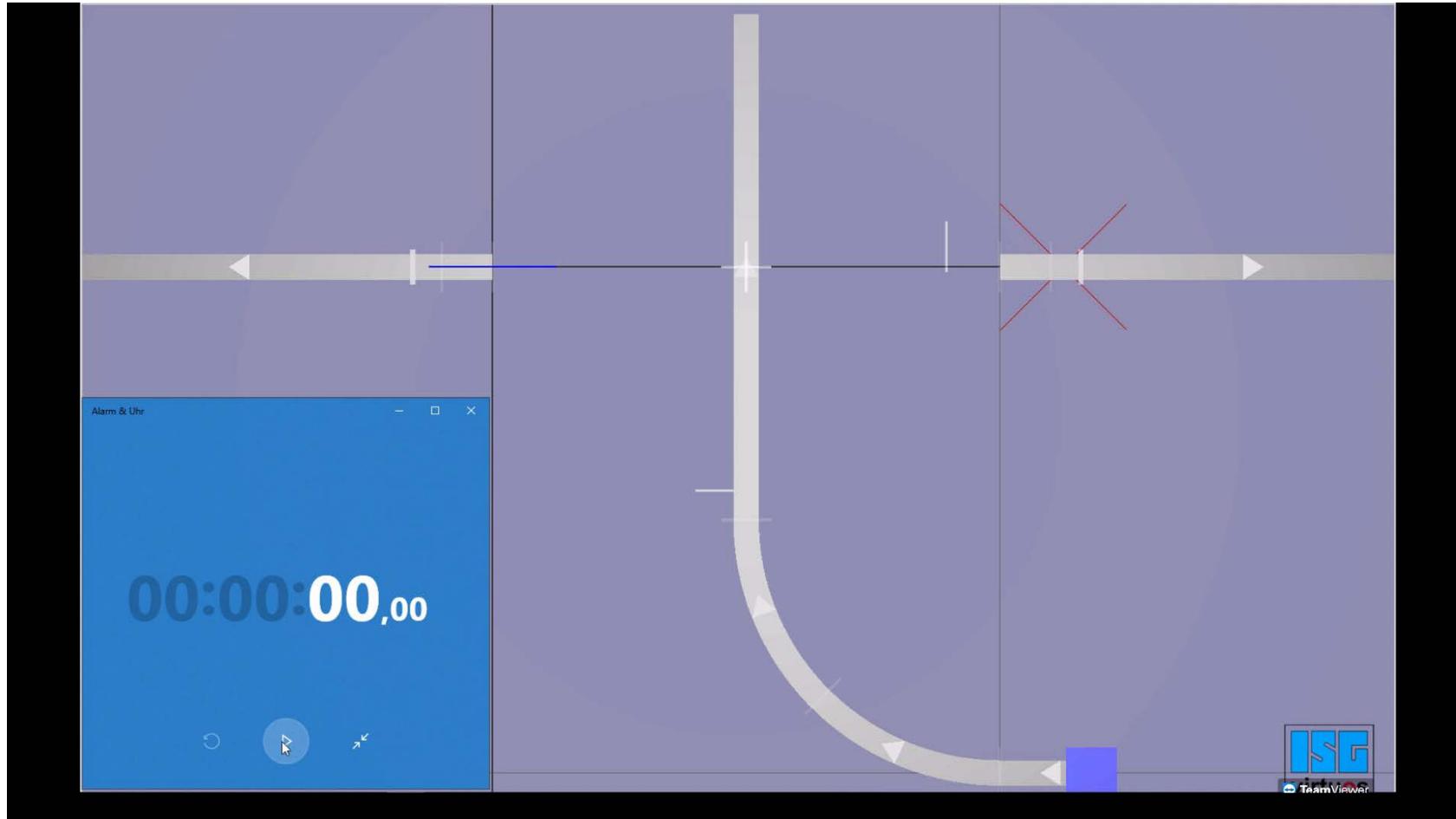
Modulare Fabrik

Input / Output



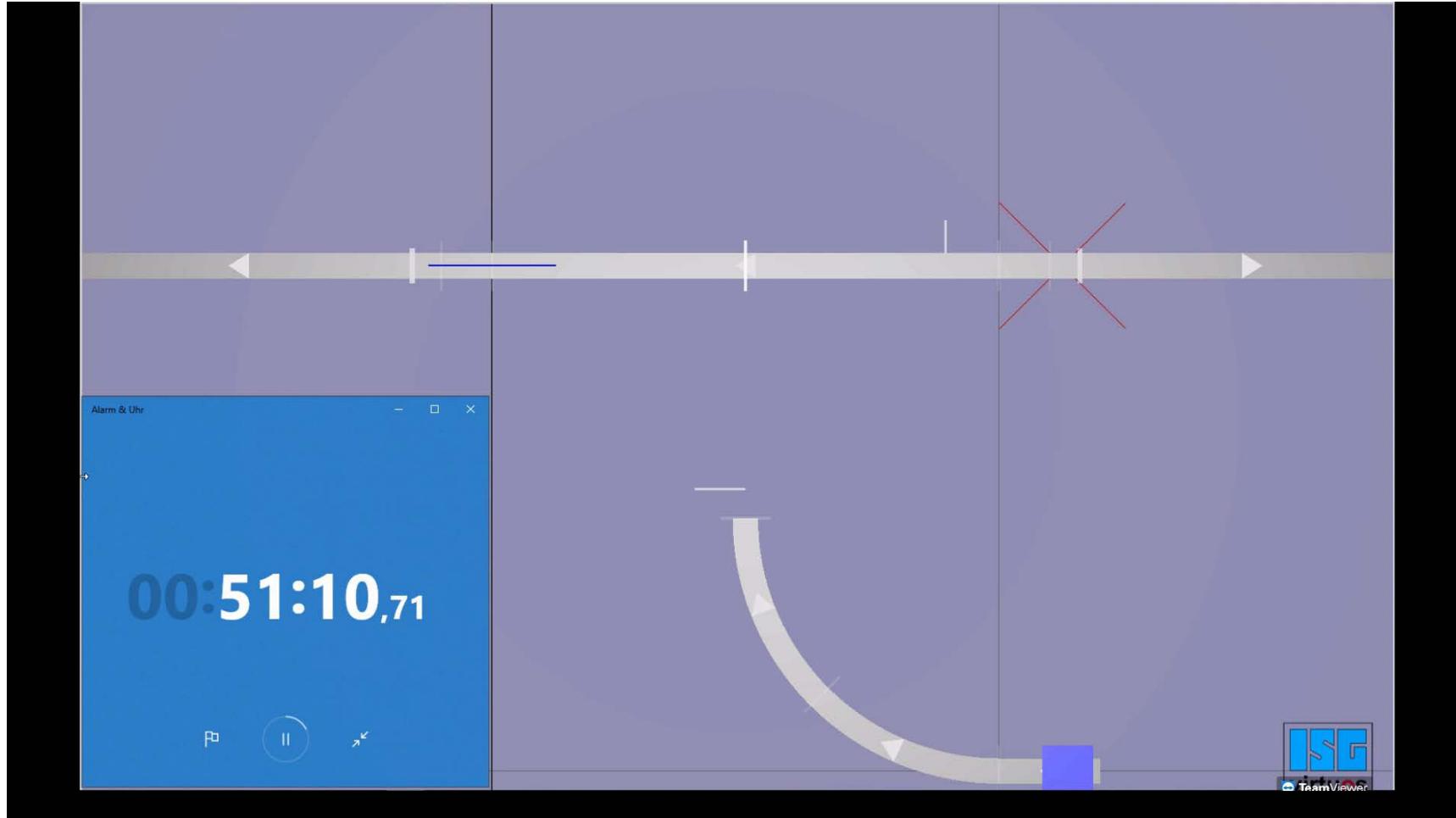
Modulare Fabrik

Exploration



Modulare Fabrik

Exploitation



Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit!

DI Georg Schäfer

Researcher

Fachhochschule Salzburg GmbH

+43 50 2211-1342

georg.schaefer@fh-salzburg.ac.at



Kontrollierte, unternehmens- übergreifende Datennutzung

Wie durch Datenräume der zur Verfügung stehende Datenbestand gezielt erweitert werden kann

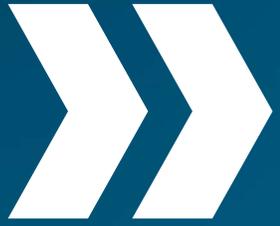
Fabian Lächler



Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Warum es sinnvoll ist, Daten organisationsübergreifend zu nutzen

- Einzelne Akteure haben eine **beschränkte Datenbasis**
 - Viele Innovationen entstehen erst durch die Zusammenführung von verschiedensten Daten
- Steigerung der **Resilienz**
 - Supply-and-Demand-Netzwerke erfordern großen Informationsfluss, sonst entstehen bei den geringsten Störungen Brüche im Wertschöpfungsprozess



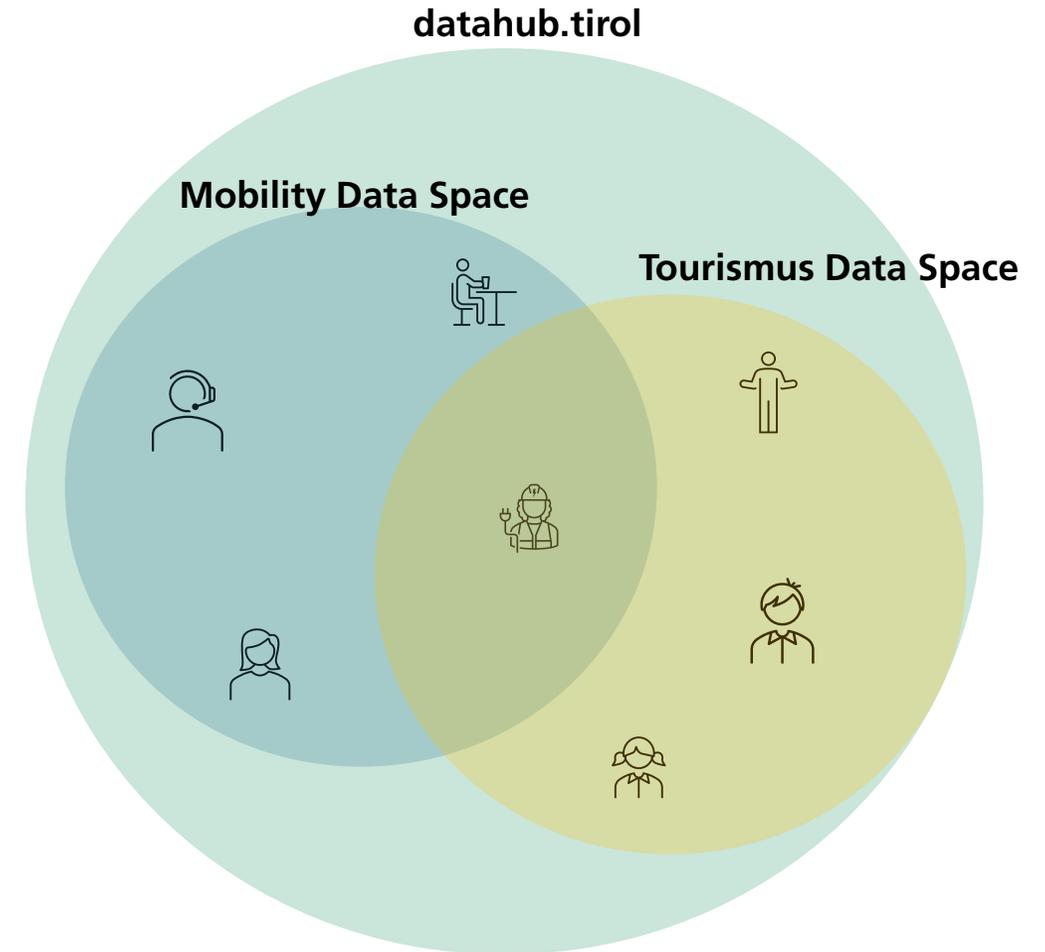
Ziel von Gaia-X ist es, eine Datenökonomie, der europäische Werte zugrunde liegen, in Europa voranzutreiben und dadurch Vertrauen herzustellen

Roland Fadrany
COO Gaia-X AISBL

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Unternehmensübergreifender Datenaustausch | Funktionsweise

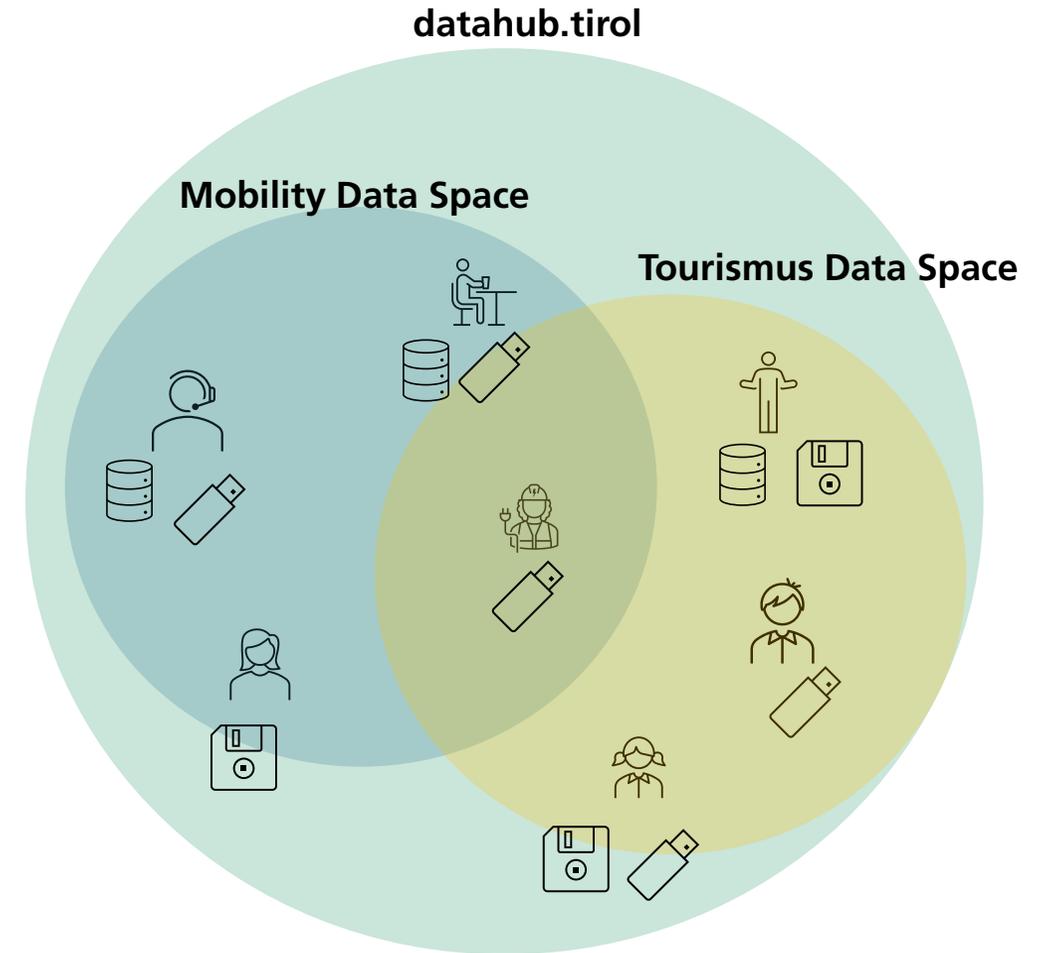
- **Anmeldung** einer Person/eines Unternehmens beim Gaia-X-Compliance-Service
- **Selbstbeschreibung** (Personen- und Firmeninformationen werden hier angegeben)
- **Installation** des Data-Space-Connectors



Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

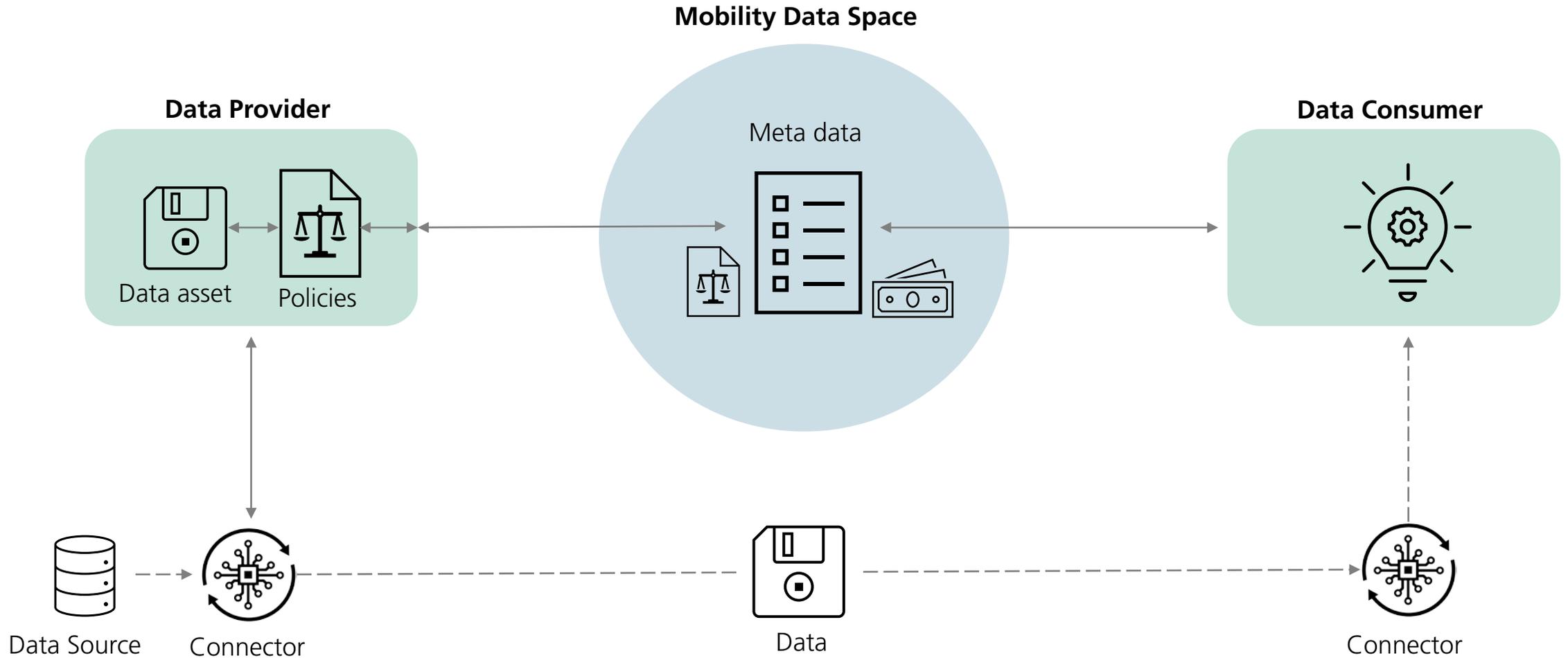
Unternehmensübergreifender Datenaustausch | Funktionsweise

- Unterschiedliche Teilnehmer besitzen unterschiedliche Daten
- Die zum Teilen ausgewählten Daten werden beschrieben
- **Metadaten** werden in einem „Webshop“ Metadatenkatalog veröffentlicht



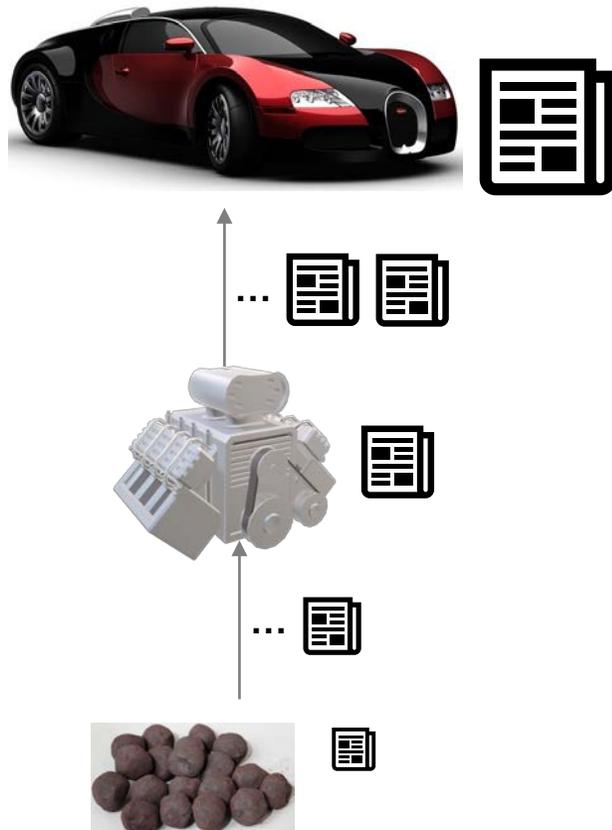
Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Bilateraler Datenaustausch



Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

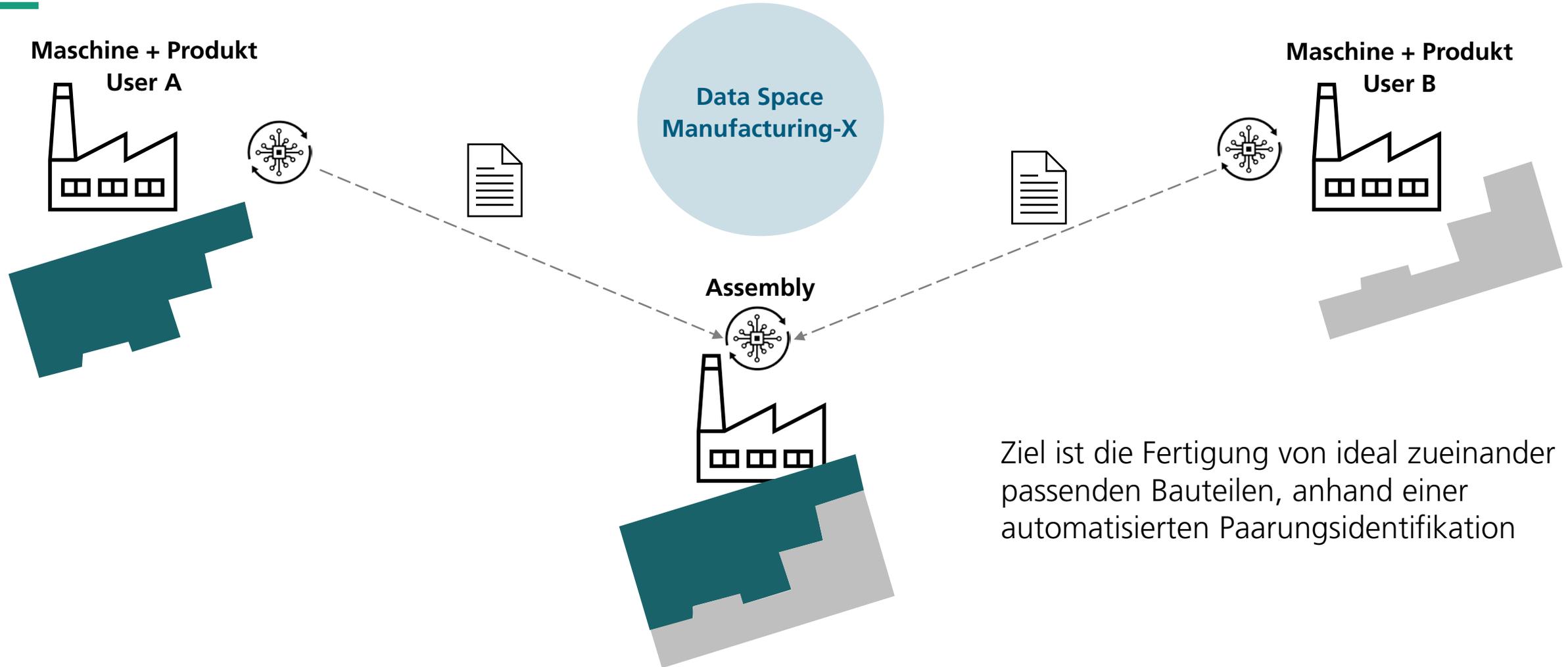
Vertikales Data Sharing | Data Sharing entlang der Wertschöpfungskette



- Supply-Chain-Optimierungen
- Digitaler Produktpass
- Rückverfolgbarkeit
- CO₂-Bilanzierung
- Qualitätsmanagement
- Kreislaufwirtschaft
- Produktionsoptimierungen
- Bsp.: Catena-X Automotive Network

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

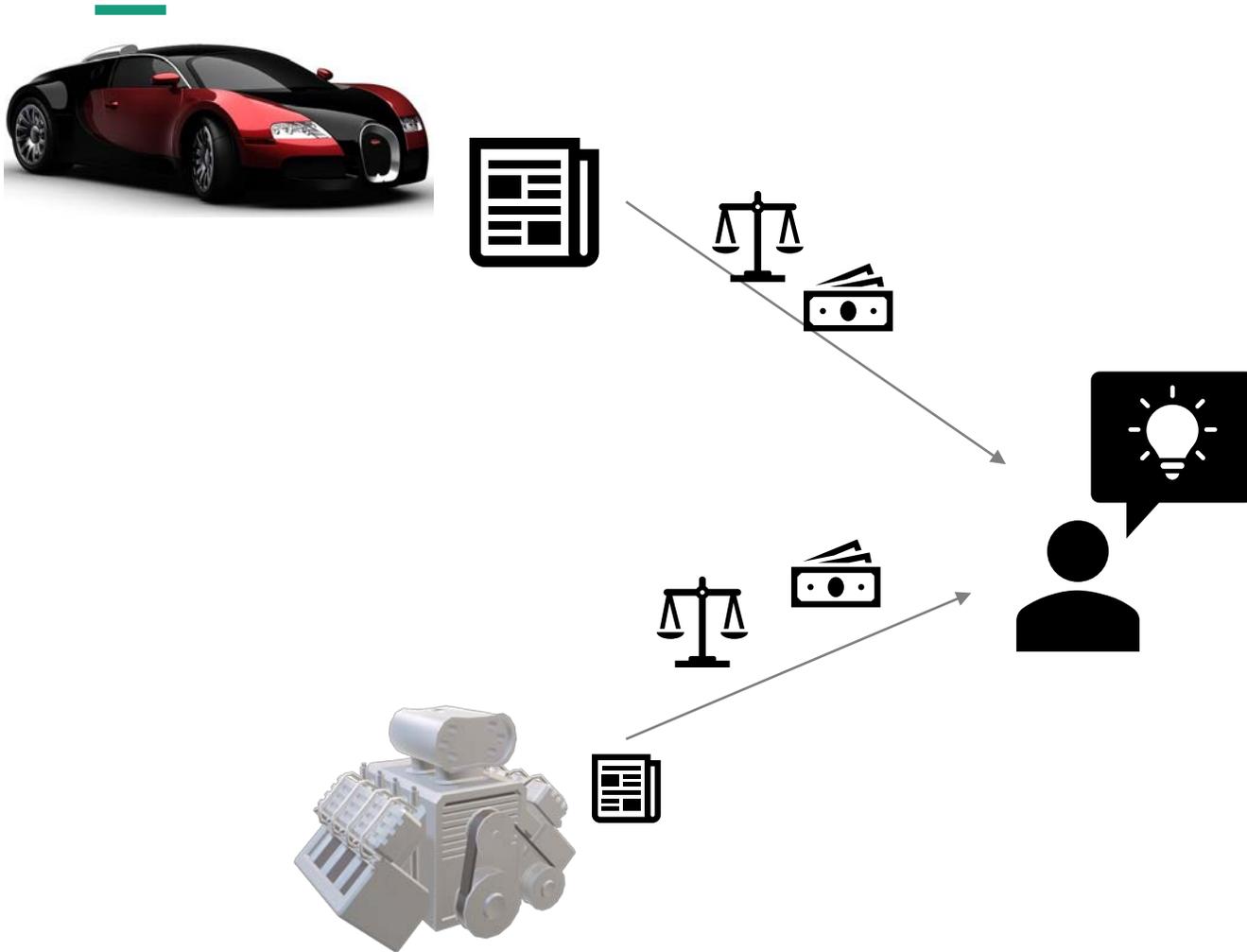
EuProGigant-Beispiel | Ideales Bauteil-Matching



Ziel ist die Fertigung von ideal zueinander passenden Bauteilen, anhand einer automatisierten Paarungsidentifikation

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Horizontales Data Sharing



- Smart Services
- Neue Geschäftsmodelle
- Verbesserte KI-Modelle
- Ihre Ideen

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Umfrage

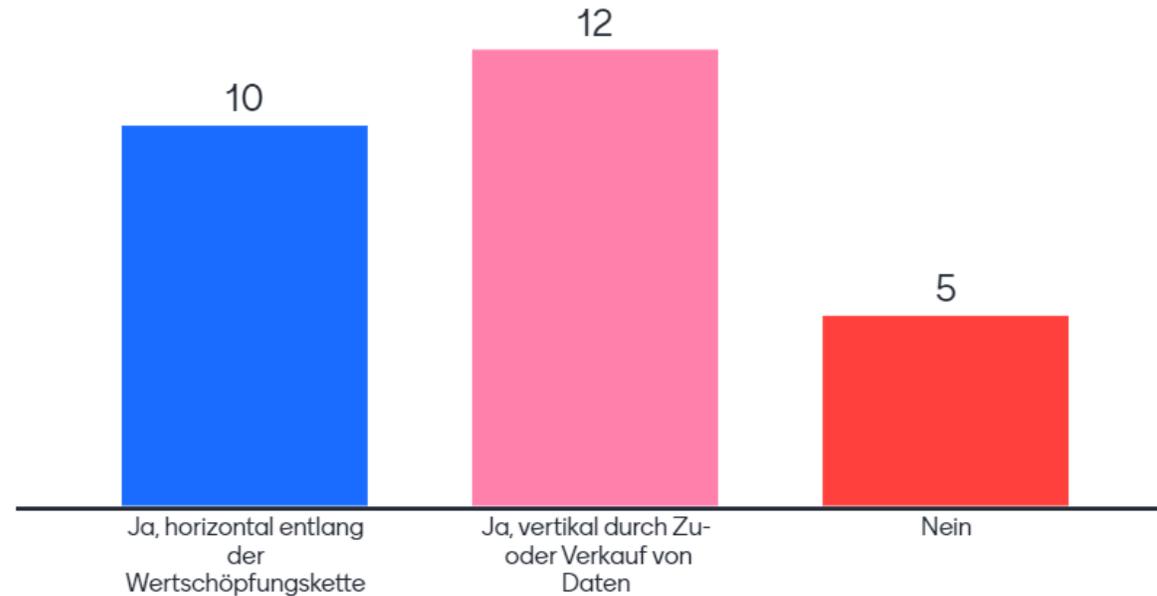
Können Sie es sich vorstellen, Daten organisationsübergreifend zu Nutzen?

Go to: [menti.com](https://www.menti.com)

Code: 32 07 95 92



Können Sie es sich vorstellen, Daten organisationsübergreifend zu Nutzen?



Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Herausforderungen und Potenziale

Herausforderungen

- Identifikation von teilenswerten Daten
- Datenqualität
- Bedenken bezüglich der Weitergabe von sensiblen Unternehmensinformationen

Potenziale

- Nie dagewesenes Optimierungspotenzial in Produktion und Logistik
- Steigerung der Nachhaltigkeit
- Ermöglichung neuer innovativer Geschäftsmodelle

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Datenräume und Data Hubs

- Catena-X | Automotive Network
- Mobility Data Space
- Manufacturing-X
- EONA-X | Mobility, Transport & Tourism Data Space
- Health-X
- Energy Data Space
- City Data Space
- datahub.tirol
- Green Data Hub
- ...

Kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung

Take-home Messages

- Identifizieren Sie **Unternehmensbereiche**, in denen Sie von **externen Daten profitieren** können
 - Denken Sie hierbei auch an die Wertschöpfungskette unter und über Ihnen
- Denken Sie darüber nach, welche **Ihrer Daten** für andere Unternehmen **gewinnbringend** sein könnten
 - Gerade KMU besitzen oftmals sehr wertvolle Daten, da diese in extremen Nischendomänen tätig sind und einzigartige Daten besitzen können
- Lassen sich in ihrem Unternehmen durch **externe Daten Geschäftsmodelle** verwirklichen, die bisher **nicht** umsetzbar waren?

Kontakt

Fabian Lächler, MSc
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Advanced Data Analytics
+43 676 888 616 89
fabian.laechler@fraunhofer.at

Fraunhofer Austria Research GmbH
Weisstrasse 9 | 6112 Wattens
Tel: +43 1 504 69 06

office@fraunhofer.at
www.fraunhofer.at

Follow us on





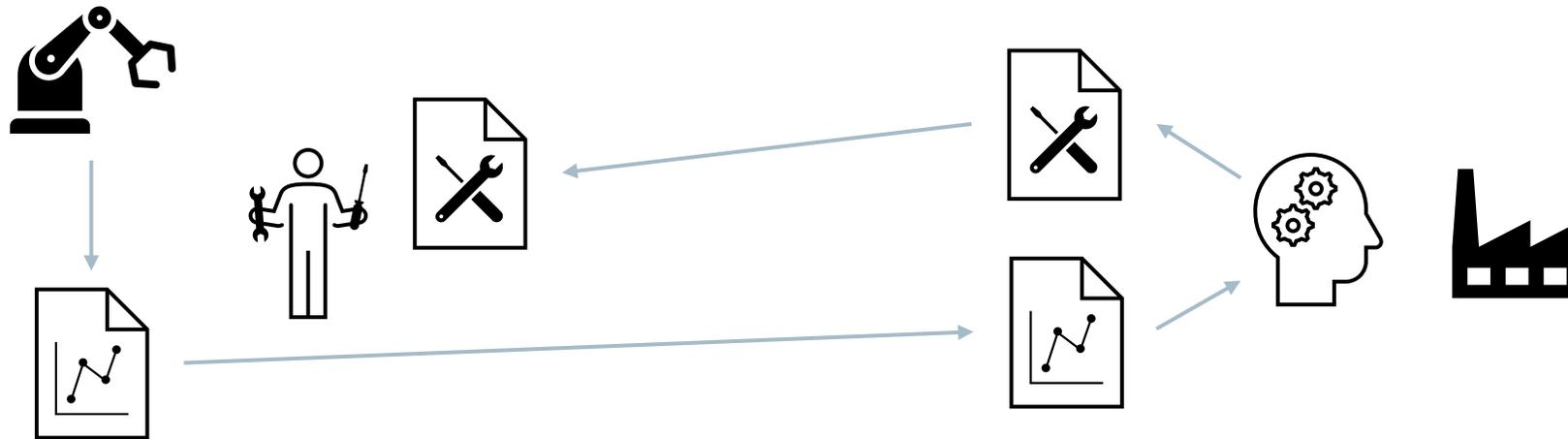
Verarbeitung von verschlüsselten Daten

Wie bei der Verarbeitung von sensiblen Daten gleichermaßen Interessen gewahrt und Nutzungspotenziale ausgeschöpft werden können

Michael Rader

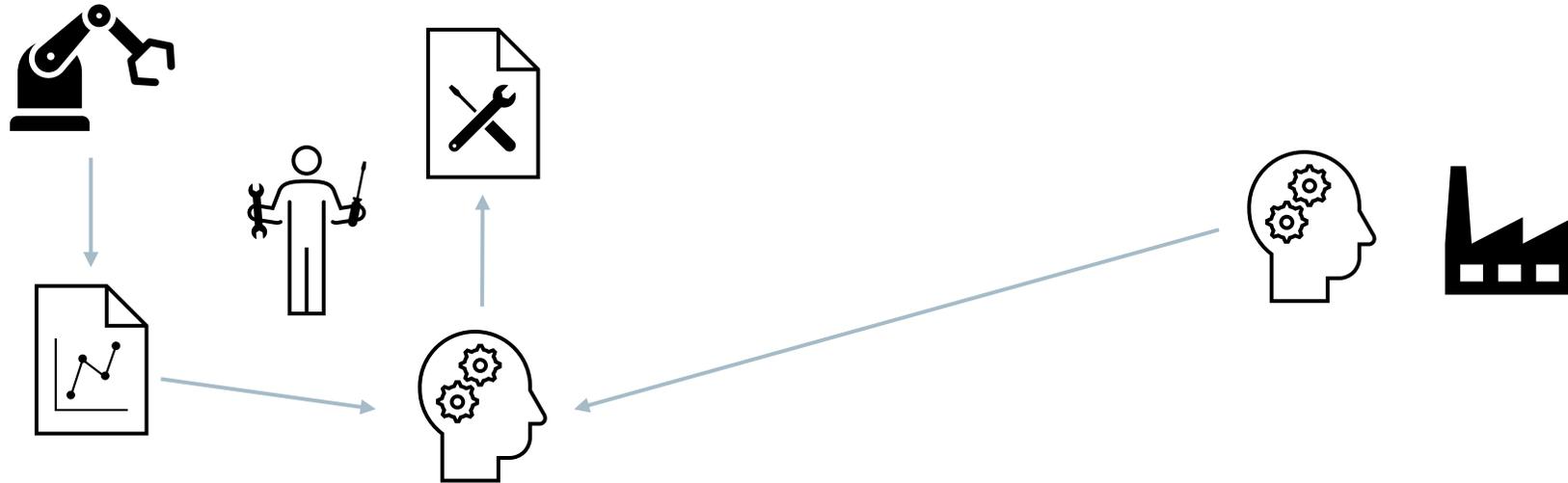
Verarbeitung verschlüsselter Daten

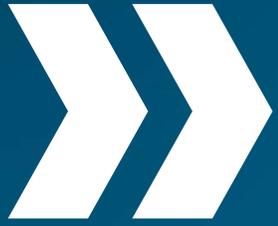
Datenbasierte Services | „Google-Modell“



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Datenbasierte Services | Alternative: Modell kommt zu den Daten



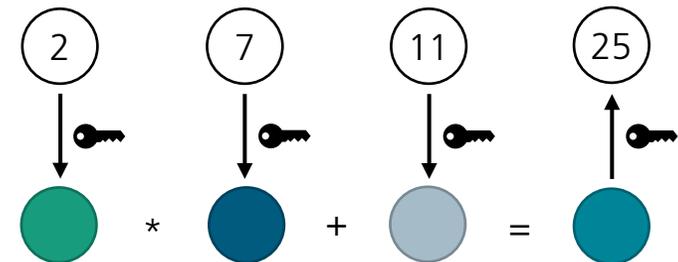


Wie können Modelle auf Daten angewendet werden und gleichzeitig die Vertraulichkeit von Daten und Modellen gewahrt bleiben?

Verarbeitung verschlüsselter Daten

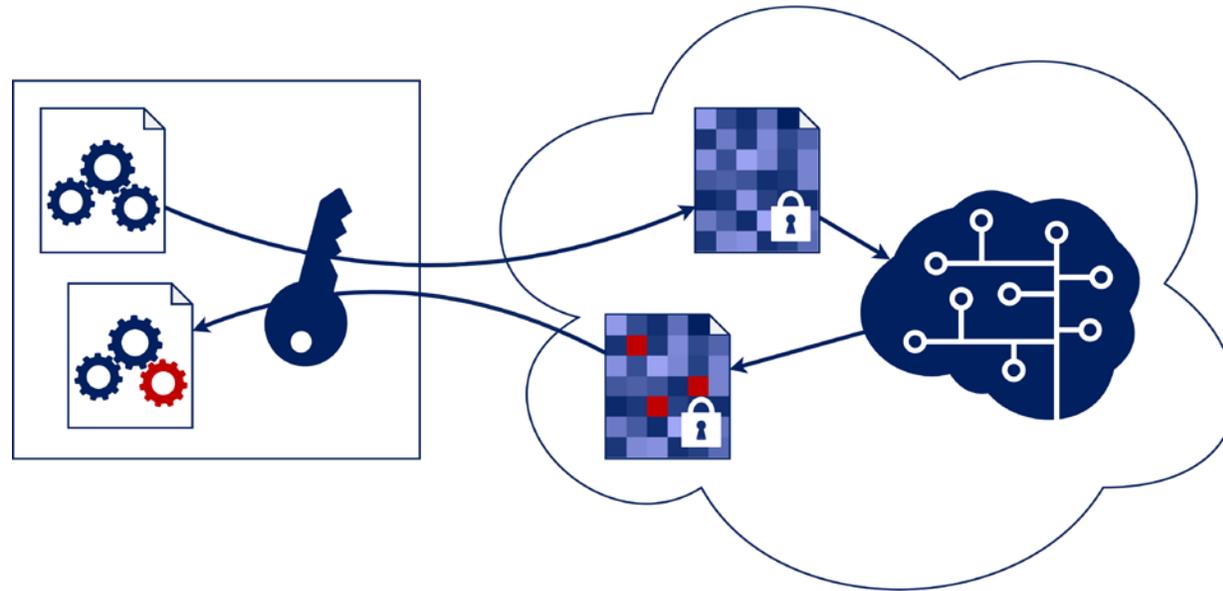
Homomorphe Verschlüsselung

- Idee 1978 durch **RSA-Kryptosystem** motiviert
 - Privater Schlüssel: (e, n)
 - Verschlüsselung: $E(x) = x^e \bmod n$
 - Multiplikation auf verschlüsselten Daten: $E(x) \cdot E(y) = (x^e \bmod n) \cdot (y^e \bmod n) = (x \cdot y)^e \bmod n = E(x \cdot y)$
- Forschungsfrage für über 30 Jahre: Existiert ein **vollständig homomorphes Verschlüsselungsverfahren**?
 - Zumindest Additionen und Multiplikationen notwendig als Basis für beliebige Berechnungen
- 2009 erstes vollständig homomorphes Verfahren veröffentlicht



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Vertrauliche Daten und Modelle | Ein Fall für homomorphe Verschlüsselung



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Homomorphically Encrypted **MA**chine learning with **oN**nx models

- Bislang **hohe Einstiegshürden** für praktische Anwendungen – insb. für KMU
 - Mehrere Low-Level-Implementierungen homomorpher Verschlüsselungsverfahren verfügbar
 - Jedoch kaum End-To-End-Implementierungen für konkrete Anwendungsfälle
- **HE-MAN** für Ausführung von Machine-Learning-Modellen im Rahmen von SMiLe (FFG-Projekt, IKTdZ) entwickelt
 - Frei verfügbare Open-Source-Implementierung
 - Direkt zur Ausführung von ONNX-Modellen

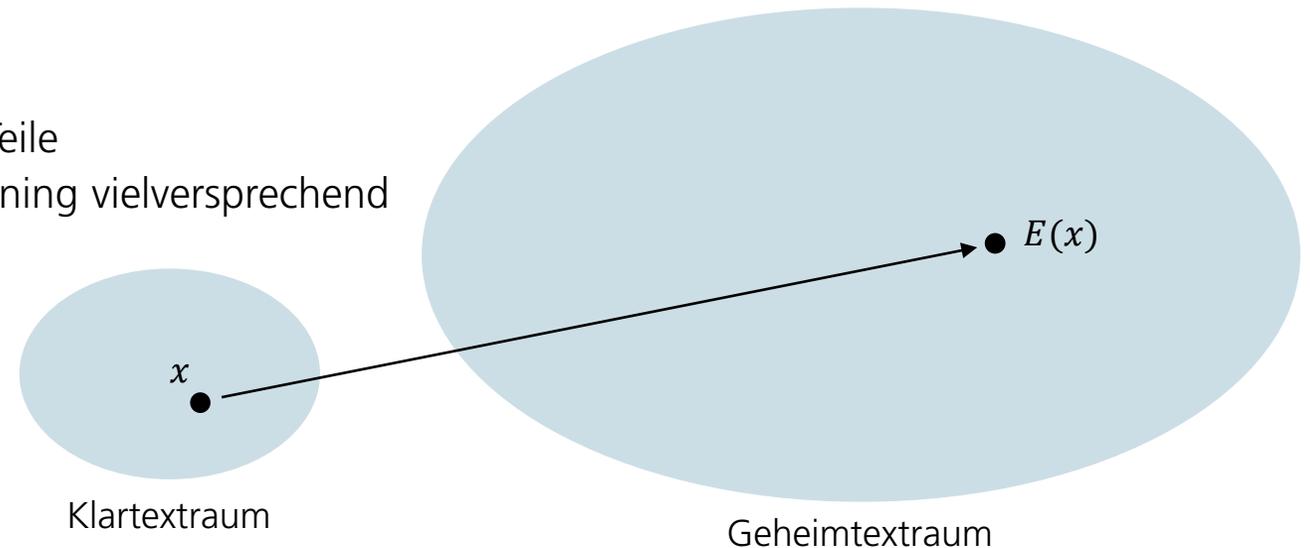
SMiLe



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Herausforderung Performance | Datenmenge und Verarbeitungsgeschwindigkeit

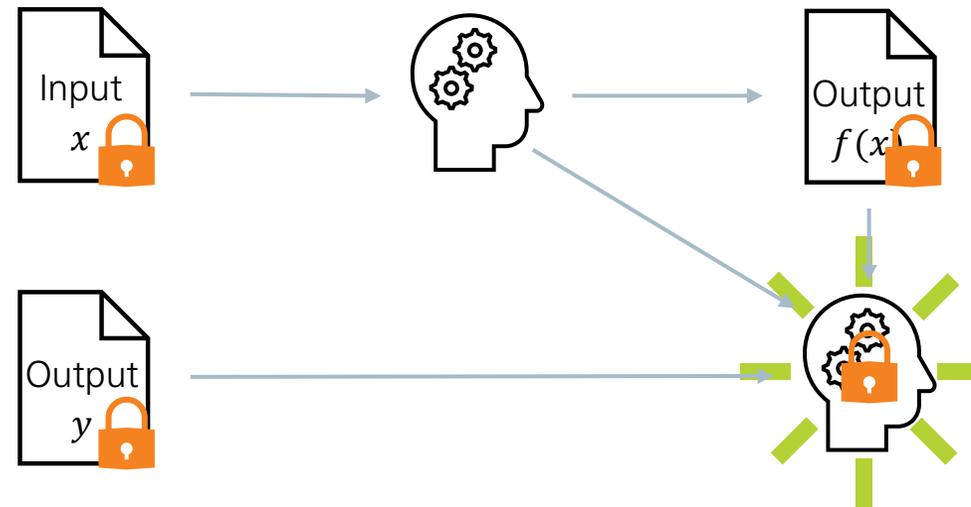
- Bei den zum Einsatz kommenden gitterbasierten Verfahren sind Geheimtexte um **mehrere Größenordnungen größer** als Klartexte
 - Primär abhängig vom gewählten Sicherheitslevel und der Anzahl auszuführender Operationen
 - Damit einhergehender Overhead bei der Berechnungsgeschwindigkeit
- **Gegenmaßnahmen**
 - Modelloptimierungen
 - Zerlegen von Modellen in sensible und nicht sensible Teile
 - Bildverarbeitung: Ideen aus dem Bereich Transfer-Learning vielversprechend
 - Grundlagenforschung



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Herausforderung Modellerstellung | „Not your keys, not your model“

- Sensible Trainingsdaten \Rightarrow Homomorphe Verschlüsselung
- Alle gängigen Trainingsverfahren verknüpfen (altes) Modell und Trainingsdaten
- Homomorph verschlüsselte Trainingsdaten \Rightarrow Resultierendes Modell ist verschlüsselt
- Verschlüsseltes Modell kann effektiv nur vom Schlüsseleigentümer verwendet werden



Verarbeitung verschlüsselter Daten

Key Findings

Ansatz

- Ausführung sensibler Modelle und Algorithmen
- auf sensiblen Input-Daten
- und resultierenden sensiblen Output-Daten

Voraussetzungen

- Modell, das geschützt ausgeführt werden soll, muss vorliegen
- Input- und Output-Daten dürfen nicht zu groß sein
 - Falls notwendig, können unkritische Berechnungen vorab unverschlüsselt vom Dateneigentümer durchgeführt werden

Nutzen

- Nutzung von datenbasierten Services mit bislang zu sensiblen Daten wird ermöglicht
- Gleichzeitiger Schutz des Modells

Kontakt

Michael Rader, PhD
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Advanced Data Analytics
+43 676 888 616 37
michael.rader@fraunhofer.at

Fraunhofer Austria Research GmbH
Weisstrasse 9 | 6112 Wattens
Tel: +43 1 504 69 06

office@fraunhofer.at
www.fraunhofer.at

Follow us on



Unternehmensübergreifendes Trainieren von Modellen

Wie bei der Verarbeitung von sensiblen Daten gleichermaßen Interessen gewahrt und Nutzungspotenziale ausgeschöpft werden können

Ruben Hetfleisch



Kooperative Verarbeitung von Daten

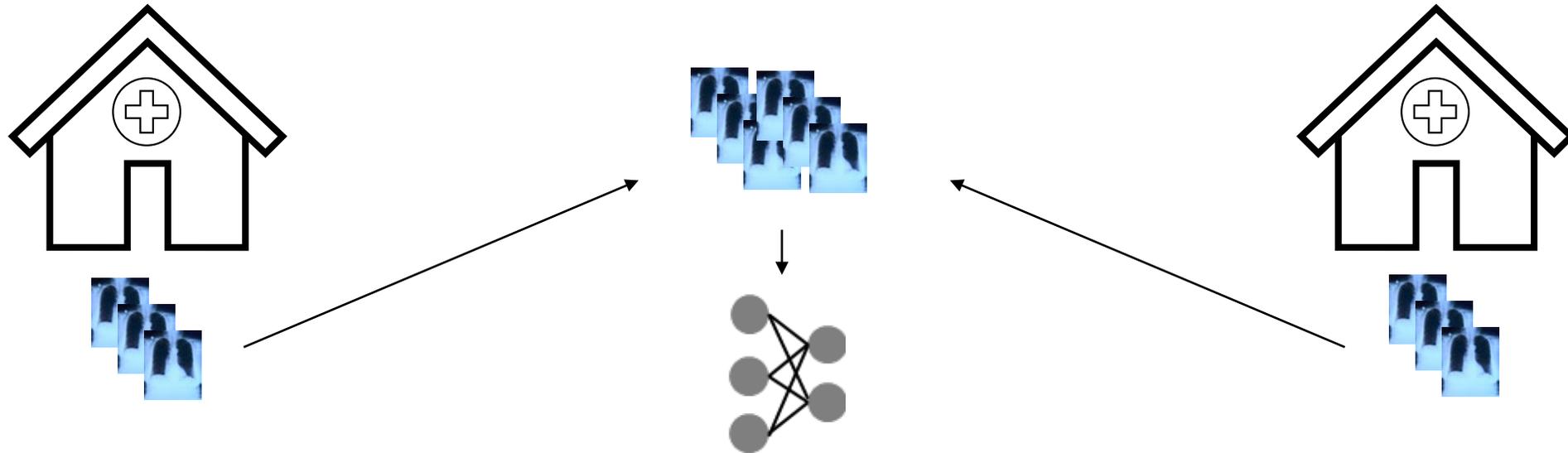
Unternehmensübergreifendes Trainieren von Modellen | Warum?

- Mehr Daten – **bessere Modelle** für KMU
- Verschiedene Daten – **neue Erkenntnisse**
- **Schnellere Entwicklung**, da Daten vorhanden
- Kompensierung fehlender **KI-Kompetenz**
- **Kostenreduktion** für Training durch Aufteilung



Verteilte Verarbeitung von Daten

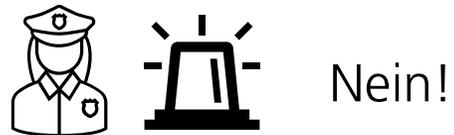
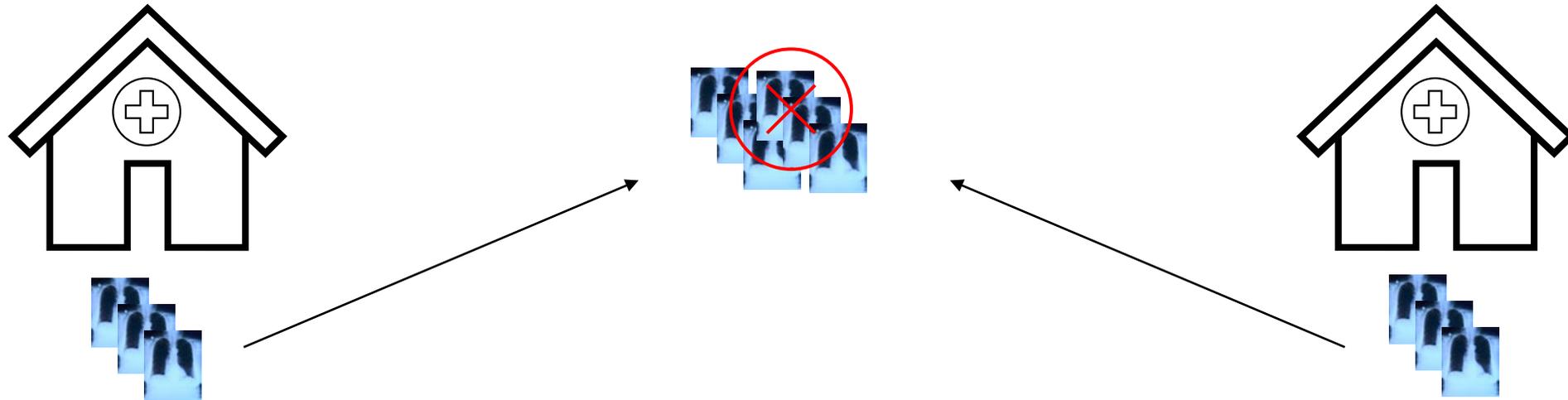
Real-World-Beispiel | Krankenhaus



Können zwei Krankenhäuser für eine Krebserkennung auf Bildern ihre Daten zusammenlegen?

Verteilte Verarbeitung von Daten

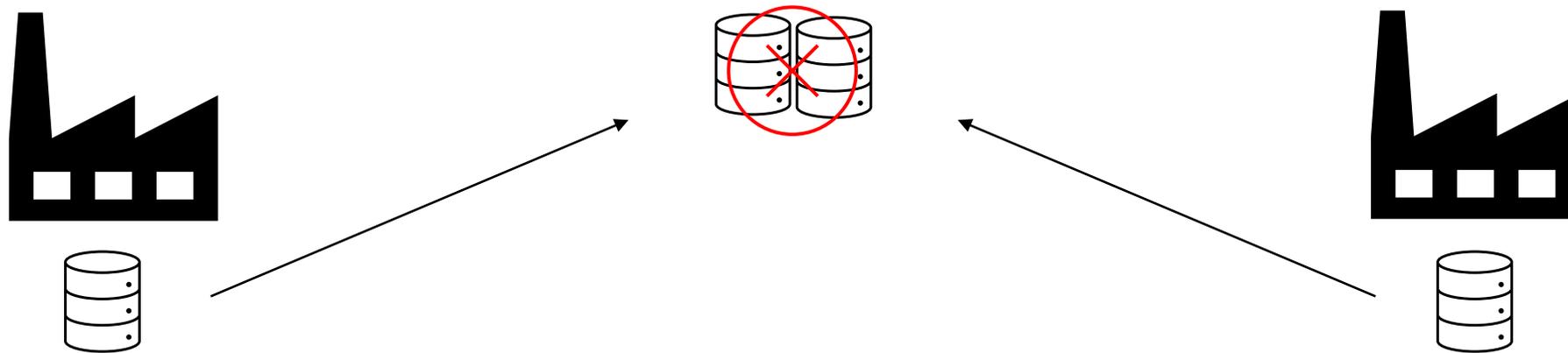
Real-World-Beispiel | Krankenhaus



- Sensible Patientendaten
- DSGVO-Verletzung

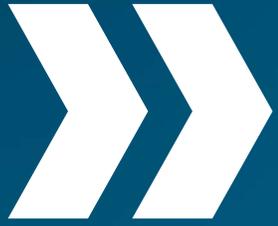
Verteilte Verarbeitung von Daten

Real-World-Beispiel | Produzierende Unternehmen



Zwei Produktionen können ebenfalls nicht ihre Daten einfach zusammenwerfen:

- Geistiges Eigentum gefährdet
- Offenlegung von Schwächen und Stärken
- Verletzung der Geheimhaltungsvereinbarung (Kunden, Lieferanten)

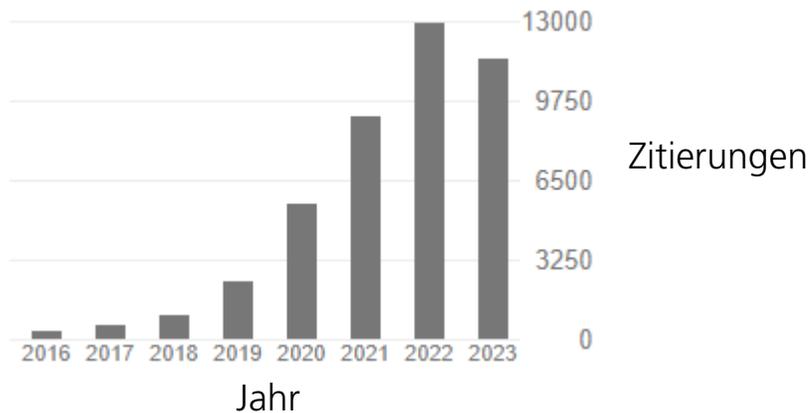


Wie können KMU unternehmensübergreifenden Modelle trainieren ohne Preisgabe der Daten?

Verteilte Verarbeitung von Daten

Federated Learning | Key Facts

Brendan McMahan

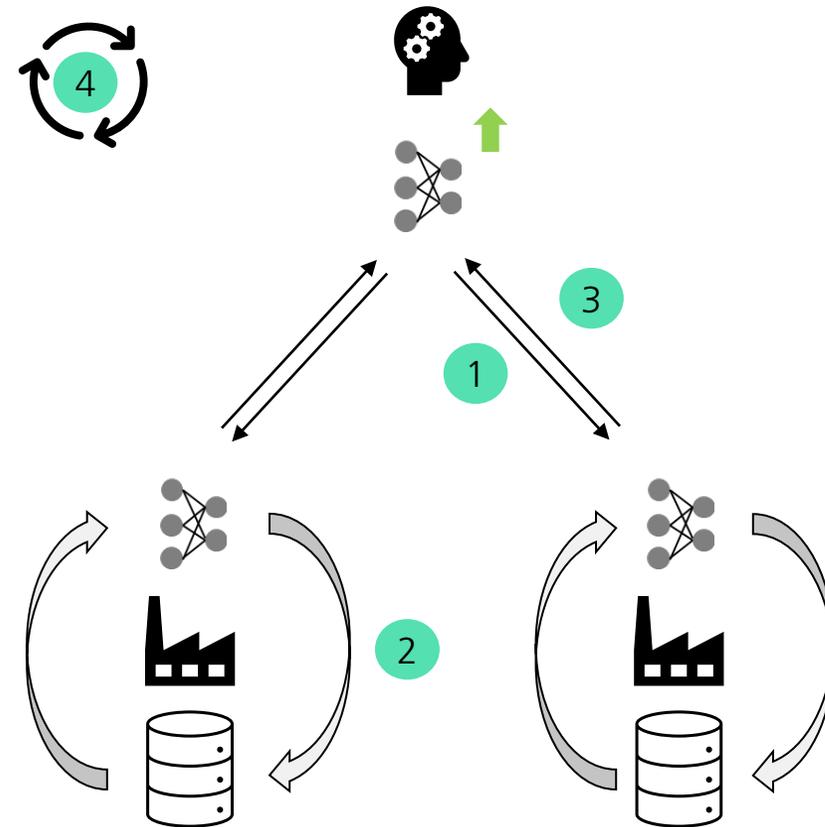


- Federated Learning (2016)
- Vorgehen:
 1. Verteilen des Modells an Smartphones
 2. Lokales Trainieren der Modelle auf den Smartphones
 3. Zusammenführen der lokalen Modelle zu einem globalen Modell
 4. Wiederholen der Schritte 1-3
- Modell beinhaltet Wissen aller Daten
- Daten haben Smartphones nie verlassen

Verteilte Verarbeitung von Daten

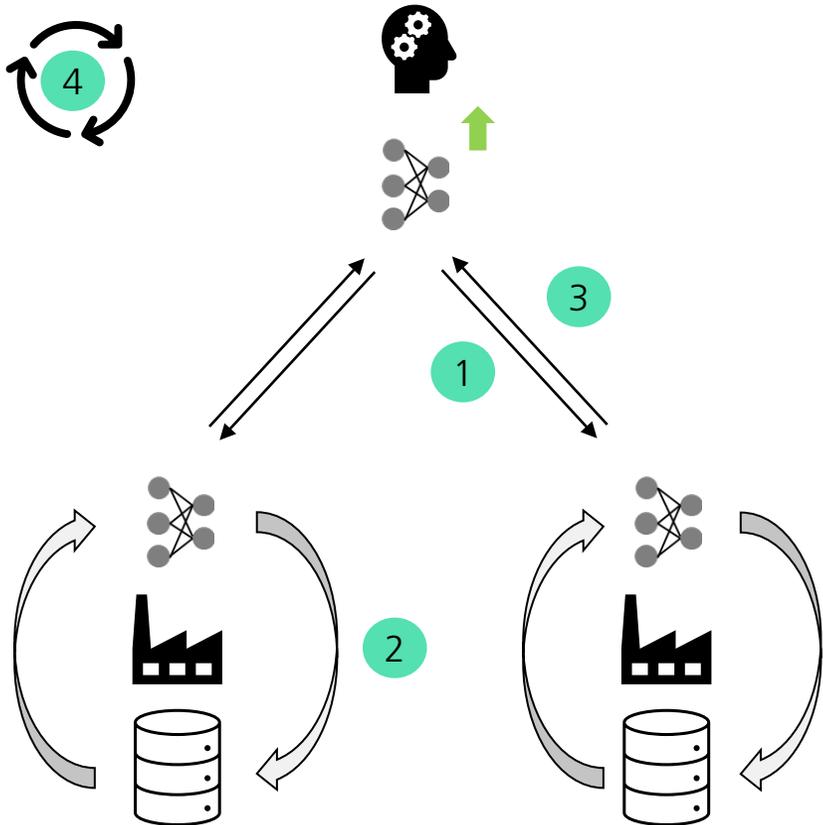
Federated Learning | Funktionsweise

1. Verteilen des Modells an mehrere Unternehmen
2. Lokales Trainieren der Modelle in den Unternehmen
3. Zusammenführen der lokalen Modelle zu einem globalen Modell
4. Wiederholen der Schritte 1-3



Verteilte Verarbeitung von Daten

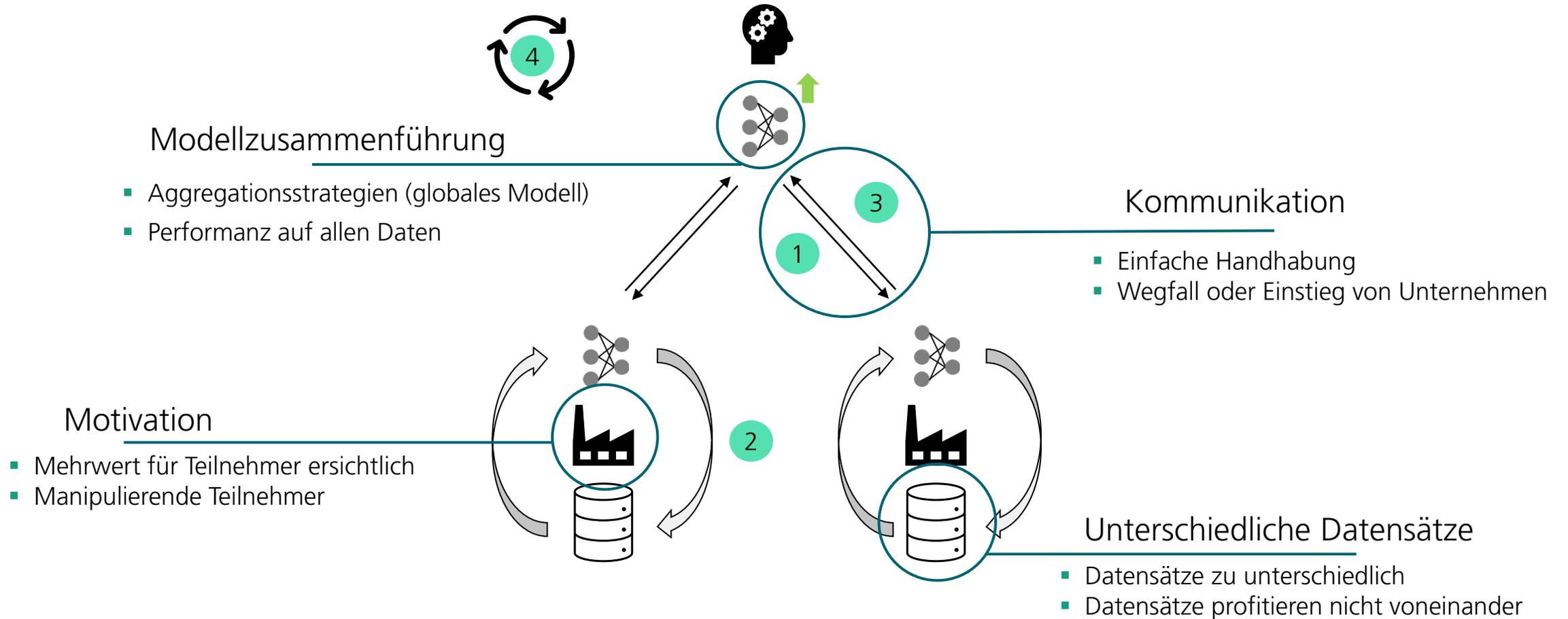
Federated Learning | Vorteile für KMUs



- Mehr Daten – **bessere Modelle** für KMU
- **Konkurrenzfähigkeit** gegenüber Großunternehmen
- **Keine Preisgabe** der Daten – Wahrung der Vertraulichkeit
- Übertragung von Parametern – **geringe Kommunikationskosten**
- Modell „on Edge“ – **Geringe Rechenzeit**
- Verkauf der Daten – **Monetarisierung**

Verteilte Verarbeitung von Daten

Federated Learning | Herausforderungen



Verteilte Verarbeitung von Daten

Take Aways

Technologie

- Federated Learning

Voraussetzungen

- **Bedarf** an Optimierung oder Entwicklung eines KI-Modells
- **Geheimhaltung** – Preisgabe der Daten nicht erwünscht
- **Mehrere Anwendungspartner** oder KMU mit ähnlichem Use Case
- **Ressourcenknappheit** hinsichtlich Daten und Rechenkapazität

Nutzen

- Trainieren von **Modellen** ohne Preisgabe sensibler Daten
- **Unternehmensübergreifende** Entwicklung von Modellen
- Steigerung der **Wettbewerbsfähigkeit** von KMU gegenüber GU
- Ansatz zur Lösung des Problems der **kleinen Datenmengen**

Kontakt

Ruben Hetfleisch, MSc
Wissenschaftlicher Mitarbeiter
Advanced Data Analytics
+43 676 888 616 47
ruben.hetfleisch@fraunhofer.at

Fraunhofer Austria Research GmbH
Weisstrasse 9 | 6112 Wattens
Tel: +43 1 504 69 06

office@fraunhofer.at
www.fraunhofer.at

Follow us on



Wie KMU mehr aus Daten und künstlicher Intelligenz machen können

Abschluss und offener Austausch

Daniel Bachlechner



Abschluss und offener Austausch

Zusammenfassung

Wie der Einsatz von künstlicher Intelligenz durch ein **strategisches Vorgehen** auch für KMU beherrschbar wird



Wie durch künstliche Intelligenz **Automatisierungslösungen** die Fähigkeit erlangen ihre **Umgebung wahrzunehmen** und sich **selbständig anzupassen**



Wie durch künstliche Intelligenz **datenbasierte Vorhersagen** auch für KMU möglich werden



Wie durch **Datenräume**, die eine kontrollierte, unternehmensübergreifende Datennutzung ermöglichen, der zur Verfügung stehende **Datenbestand** gezielt erweitert werden kann



Wie durch das Einbeziehen von **Vorwissen** die Genauigkeit und Nachvollziehbarkeit von Vorhersagen erhöht werden kann

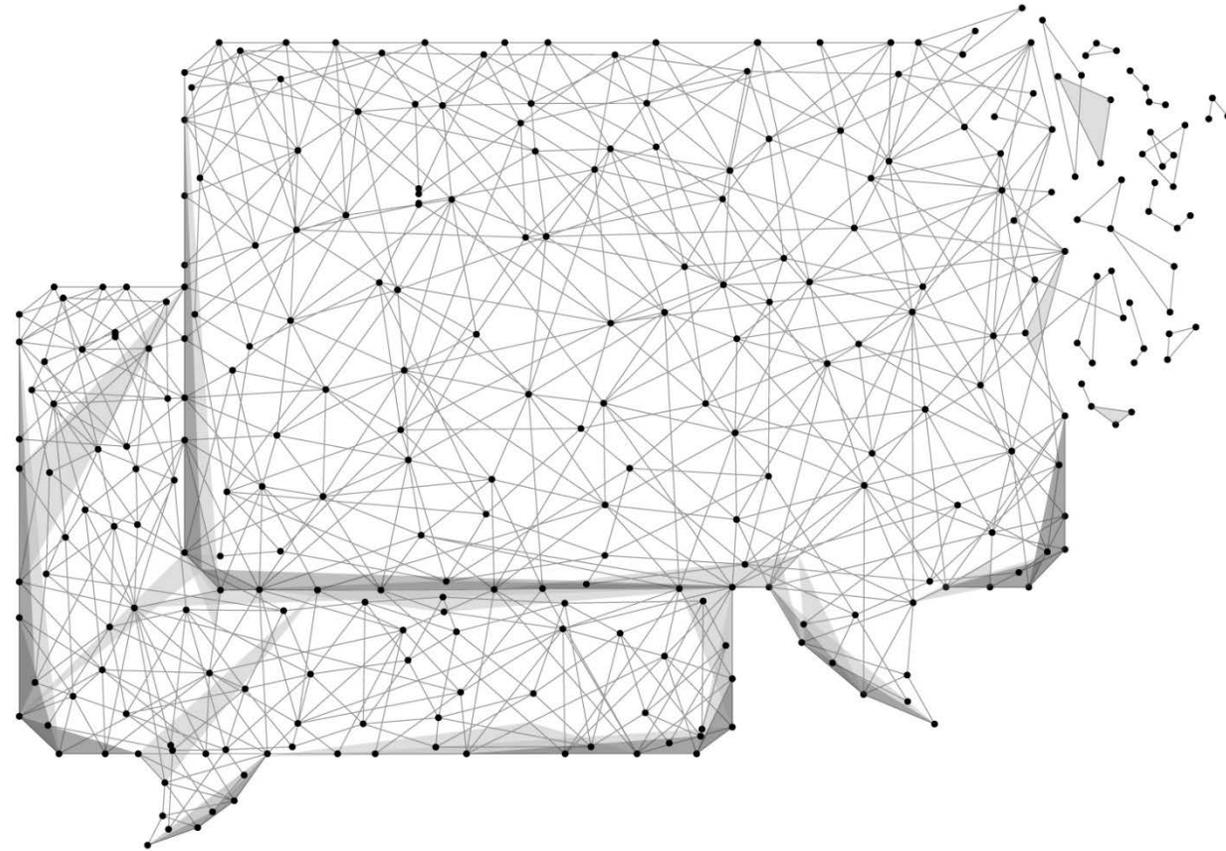


Wie durch die **verteilte Verarbeitung** von Daten und die Verarbeitung von **verschlüsselten Daten** gleichermaßen Interessen gewahrt und Nutzungspotenziale ausgeschöpft werden können



Abschluss und offener Austausch

Fragen und Anmerkungen



Abschluss und offener Austausch

Veranstaltungsinfo

VERANSTALTUNGSINFO --- VERANSTALTUNGSINFO --- VERANSTALTUNGSINFO

IZT-Expert-Talk »Die Grenzen der eigenen Daten überwinden«

29.11.2023 ab 18:00 Uhr, Werkstätte Wattens



- **Fachvorträge** mit Gastreferenten aus Wirtschaft und Forschung
- Interaktive **Demonstratoren**
- **Networking** beim Buffet

VERANSTALTUNGSINFO --- VERANSTALTUNGSINFO --- VERANSTALTUNGSINFO



Vielen Dank für Ihre Aufmerksamkeit

