

KI-BASIERTE LÖSUNGSBAUSTEINE IM VERKEHRSMANAGEMENT

Michael Ortgiese

Frankfurt, 12.11.2025



Agenda



- Abgrenzung KI-Systeme
- Trends
- Einbindung in die Domain Verkehrsmanagement
- Schlussfolgerungen

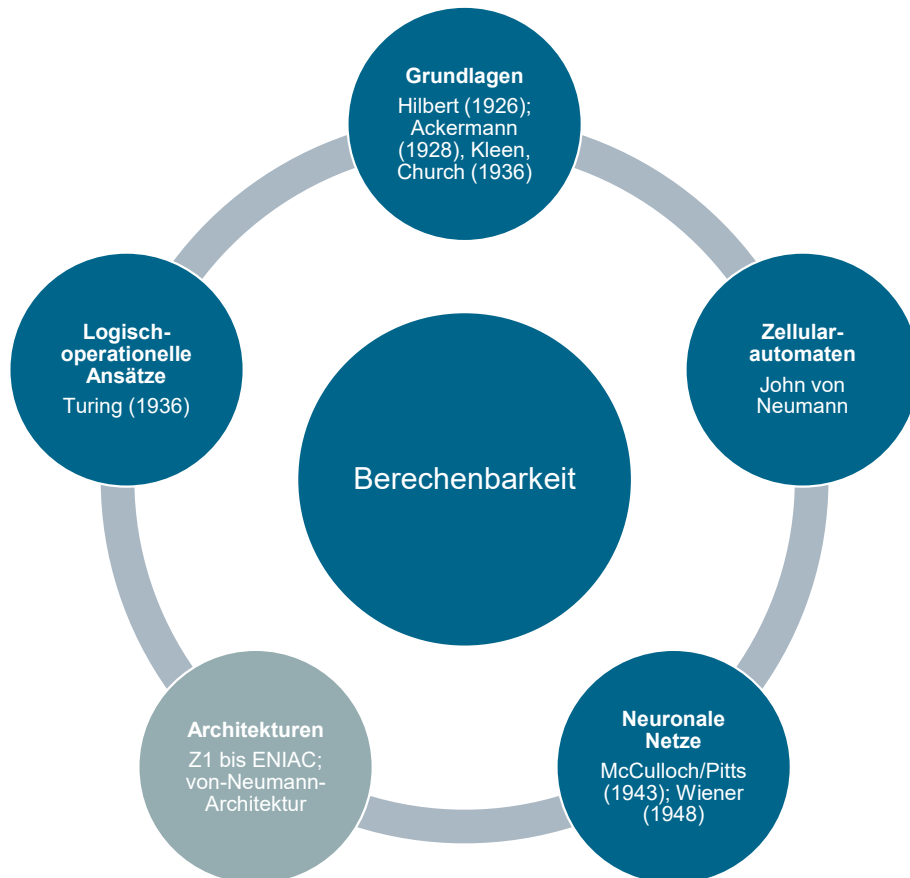
Agenda



- **Abgrenzung KI-Systeme**
- Trends
- Einbindung in die Domain Verkehrsmanagement
- Schlussfolgerungen

Der Weg der KI

Geschichtliche Entwicklungsstränge



Mathematische Grundlagen

- David Hilbert (1926): Entscheidungsproblem – Gibt es ein universelles Verfahren, um die Wahrheit mathematischer Aussagen zu bestimmen?
- Alonzo Church (1936): Lambda-Kalkül als formales Berechnungsmodell.
- Wilhelm Ackermann (1928), Stephen Kleene: Beiträge zur Formalisierung von Berechenbarkeit.

Zellularautomaten

- John von Neumann: Theorie der selbstreproduzierenden Automaten. Modellierung komplexer Systeme, z. B. in Biologie und Informatik.

Neuronale Netze

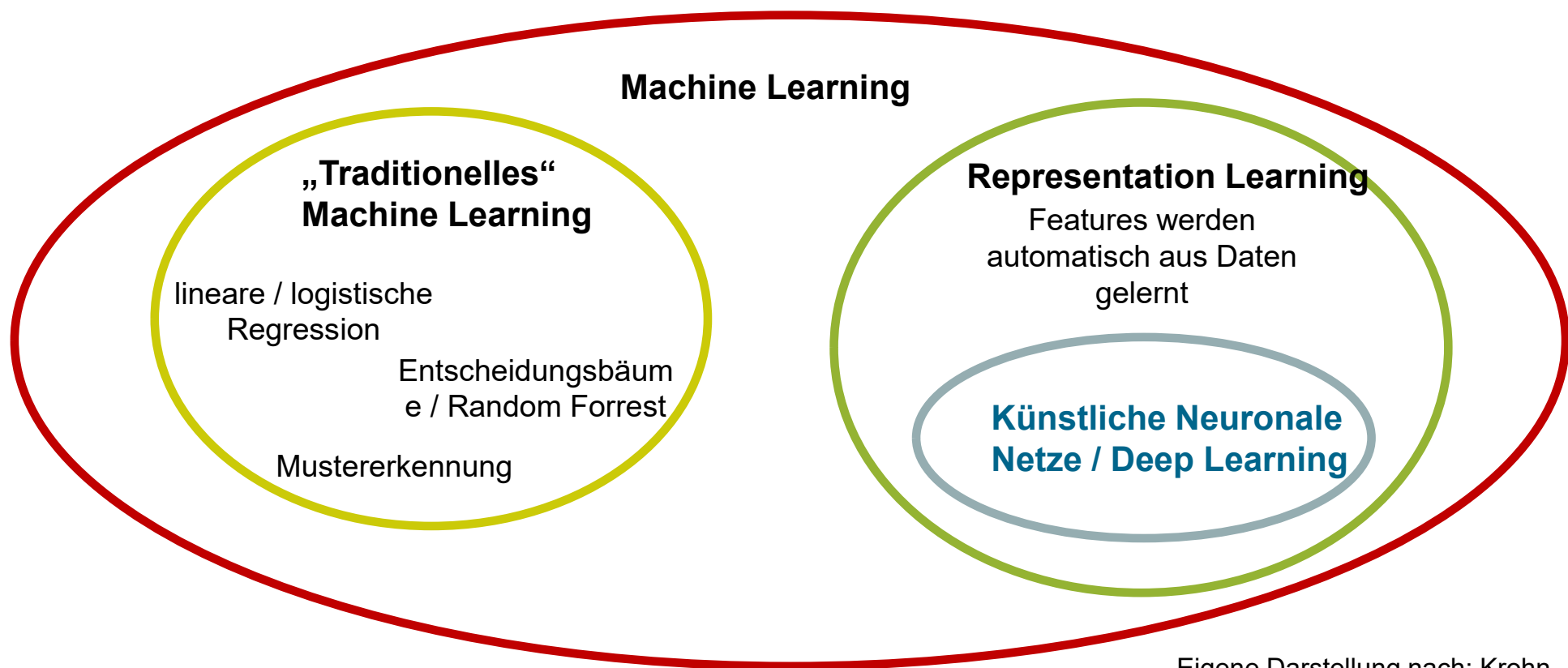
- McCulloch & Pitts (1943): Mathematisches Modell für künstliche Neuronen.
- Norbert Wiener (1948): Kybernetik – Steuerung und Kommunikation in Maschinen und Organismen.

Logisch-Operationelle Ansätze

- Alan Turing (1936): Universelles Berechnungsmodell.

Von-Neumann-Architektur: Standarddesign für moderne Computer (Speicher, Prozessor, Ein-/Ausgabe).

Familien des maschinellen Lernens und der künstlichen Intelligenz



Eigene Darstellung nach: Krohn, J.;
Beyleveld, G.; Bassens, A., 2020: Deep
Learning illustriert

Lernverfahren der KI



ÜBERWACHTES LERNEN

Dem Lernalgorithmus werden vom Menschen Trainingsdaten und entsprechende Zielwerte (z. B. Kategorien wie Auto, Fußgänger) zur Verfügung gestellt („Labeling“).

UN-ÜBERWACHTES LERNEN

Kein Labeling nötig, Zielwerte werden aus latenten Mustern in den Daten ermittelt (z. B. Clustering).

SELBST-ÜBERWACHTES LERNEN

Vorhersage z. B. nächster Einheiten in einer Reihe durch vorangehende Einheiten. Da im Trainingsdatensatz die gesuchten Einheiten bekannt sind, erlaubt der Abgleich mit der Vorhersage ein Lernen.

VERSTÄRKENDES LERNEN

Ein Modell wird trainiert, indem es positives und/oder negatives Feedback erhält.

AI-Act der EU: 7 Eigenschaften von KI-Systems nach dem



1. **Maschinenbasiertes System:** Besteht aus Hardware- und Software-Komponenten
2. **Autonomie:** Das System muss mit einem gewissen Grad an Unabhängigkeit von menschlichem Eingreifen arbeiten können.
3. **Anpassungsfähigkeit:** Selbstlernende Fähigkeiten, die das Systemverhalten während der Nutzung verändern können (**optional**).
4. **Zielsetzung:** Das System arbeitet nach expliziten oder impliziten Zielen, die direkt codiert oder aus Trainingsdaten abgeleitet sein können.
5. **Schlussfolgerungen:** Die Fähigkeit, Ausgaben zu generieren oder Modelle/Algorithmen aus Eingaben abzuleiten, z. B. durch maschinelles Lernen oder wissensbasierte Ansätze.
6. **Art der Ausgaben:** Das System generiert Vorhersagen, Inhalte, Empfehlungen oder Entscheidungen.
7. **Umgebungsinteraktion:** Die Ausgaben des Systems beeinflussen physische oder virtuelle Umgebungen, z. B. Roboterarme oder digitale Datenflüsse.

Elemente müssen nicht alle während des gesamten Lebenszyklus eines KI-Systems vorliegen.

KI-Verordnung (AI-Act) der Kommission

Abgrenzung Techniken und Konzepte der Künstlichen Intelligenz



Liste der Systeme Entwurf 21.04.2021

- a) Konzepte des maschinellen Lernens, mit beaufsichtigtem, unbeaufsichtigtem und bestärkendem Lernen unter Verwendung einer breiten Palette von Methoden, einschließlich des tiefen Lernens (Deep Learning);
- b) Logik- und wissensgestützte Konzepte, einschließlich Wissensrepräsentation, induktiver (logischer) Programmierung, Wissensgrundlagen, Inferenz- und Deduktionsmaschinen, (symbolischer) Schlussfolgerungs- und Expertensysteme;
- c) Statistische Ansätze, Bayessche Schätz-, Such- und Optimierungsmethoden.

Abgrenzung Endfassung

Zu KI-Systemen zählen nicht einfache herkömmliche Softwaresysteme und Programmieransätze, die lediglich auf von Menschen definierten Regeln basieren (z. B. klassische Heuristik, einfache Datenverarbeitung, mathematische Optimierung oder statistische Vorhersagen).

Diese einfachen Systeme fallen nicht unter die Definition des KI-Systems im AI Act, da sie nicht die für KI charakteristische Fähigkeit zum Schlussfolgern und Ableiten (Inferenz) aufweisen.

Entwicklungsanforderungen des AI-Acts



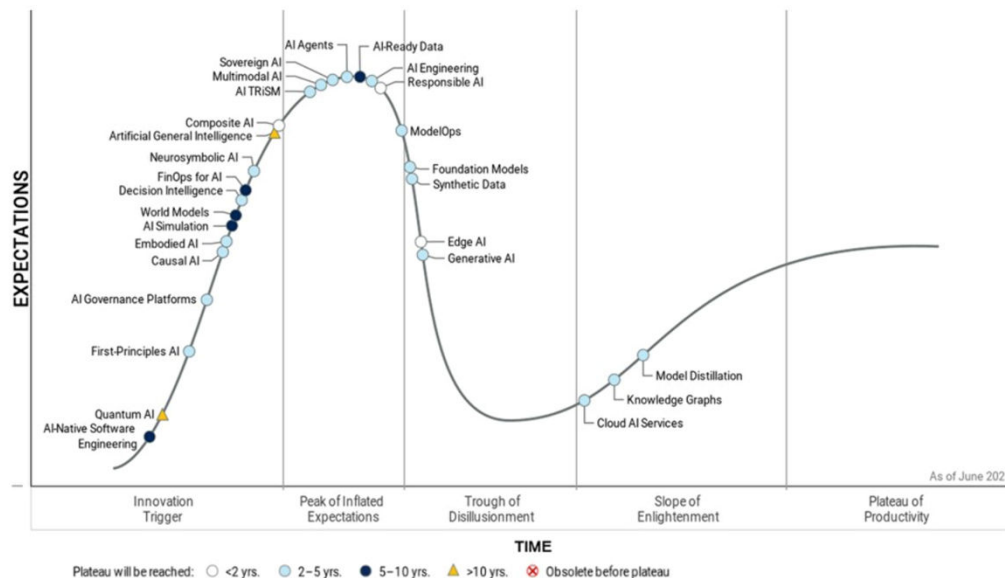
- **Risikomanagementsystem:** Kontinuierliche Identifikation, Bewertung und Minderung von Risiken.
- **Datenqualität:** Trainings-, Validierungs- und Testdaten müssen relevant, repräsentativ und frei von Verzerrungen sein.
- **Technische Dokumentation:** Detaillierte Aufzeichnungen über das System, seine Entwicklung und Funktionsweise.
- **Transparenz und Informationspflichten:** Nutzer müssen über die KI-Nutzung und deren Entscheidungsprozesse informiert werden.
- **Menschliche Aufsicht:** Sicherstellung, dass Menschen die KI überwachen und bei Bedarf eingreifen können.
- **Robustheit und Genauigkeit:** Das System muss konsistente, zuverlässige Ergebnisse liefern und gegen Manipulationen geschützt sein.
- **Cybersicherheit:** Schutz vor Angriffen und Störungen.

Agenda



- Abgrenzung KI-Systeme
- **Trends**
- Einbindung in die Domain Verkehrsmanagement
- Schlussfolgerungen

Gartner Innovation Cycle AI



Quelle: <https://www.gartner.de/de/artikel/hype-cycle-fuer-kuenstliche-intelligenz>

- **Neurosymbolic AI:** Verbindung von neuronalen Netzen mit symbolischen, logikbasierten Methoden zur Verbesserung von Lernen und Erklärbarkeit
- **Composite AI:** Kombination verschiedener KI-Ansätze (wie regelbasiert, maschinelles Lernen, symbolisch) zur Lösung komplexer Probleme
- **AI Simulation:** Nutzung von KI zur Simulation komplexer Systeme und Vorgänge
- **AI Agents:** Autonome KI-Einheiten, die komplexe, mehrstufige Aufgaben selbständig erfüllen
- **Decision Intelligence:** KI-gestützte Entscheidungsfindung unter Berücksichtigung von Wahrscheinlichkeiten, Risiken und Szenarien

Was ist ein Foundation Model?

Sind Foundation Models die heißesten Trends?



Kriterium	Standardmodell	Foundation Model
Trainingsdaten	Begrenzter, meist domänenspezifische	Sehr groß, divers und domainübergreifend
Zweck	Spezifische Aufgabe	Übergreifender Aufgabenbereich
Größe des Modells	Klein bis mittelgroß	i.d.R. Sehr groß
Generalisierbarkeit	Auf Domänen beschränkt	Hohe Generalisierbarkeit
Feinabstimmung	Bedingt: aufgabenspezifisch entwickelt	Ja: aufgabenspezifisches Fine-Tuning oder Prompting
Multimodalität	i.d.R. monomodal	Häufig multimodal (Text, Bild, Audio, etc.)
Verwendung	Single-use oder eng begrenzter Anwendungsfall	Wiederverwendbar für viele Anwendungen

Entwicklungstrends



Merkmal	Symbolische KI	Subsymbolische KI
Grundlage	Regeln, Logik, explizite Symbole	Neuronale Netze, statistische Modelle, verteilte Repräsentationen
Wissensrepräsentation	Explizit und formalisiert	Implizit und verteilt in Netzwerken
Lernweise	Vordefinierte Regeln und Programmierung	Erfahrung und Lernen aus großen Datenmengen
Typische Anwendungen	Expertensysteme, logische Planung, regelbasierte Entscheidungen	Mustererkennung, Bild- und Sprachanalyse, autonome Systeme
Flexibilität	Begrenzt anpassungsfähig bei neuen oder unstrukturierten Daten	Hohe Anpassungsfähigkeit und Lernfähigkeit
Erklärbarkeit	Hoch – Entscheidungen lassen sich nachvollziehen	Gering – Entscheidungen gelten oft als Black Box
Datenabhängigkeit	Gering bis mittel (abhängig von Regelqualität)	Sehr hoch – benötigt große, vielfältige Trainingsdaten

Agenda

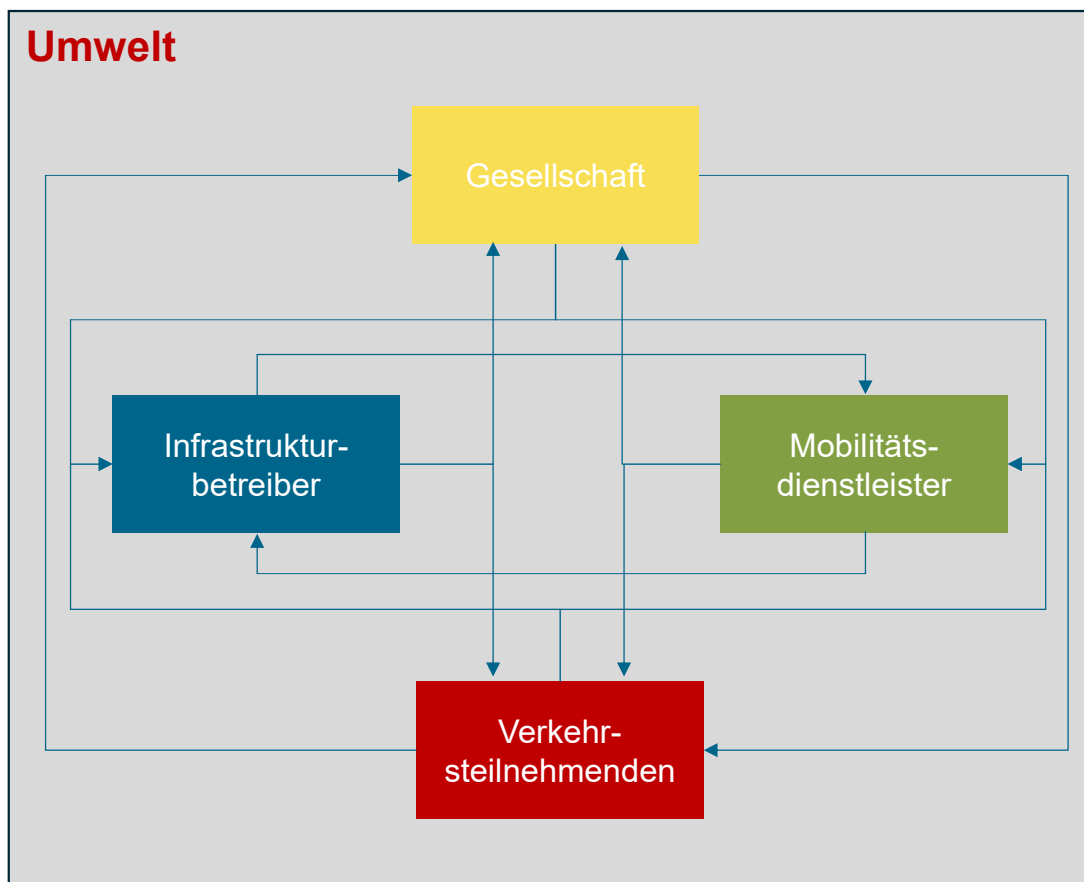


- Abgrenzung KI-Systeme
- Trends
- **Einbindung in die Domain Verkehrsmanagement**
- Schlussfolgerungen

Grundlegende Aufgaben und Prozesse

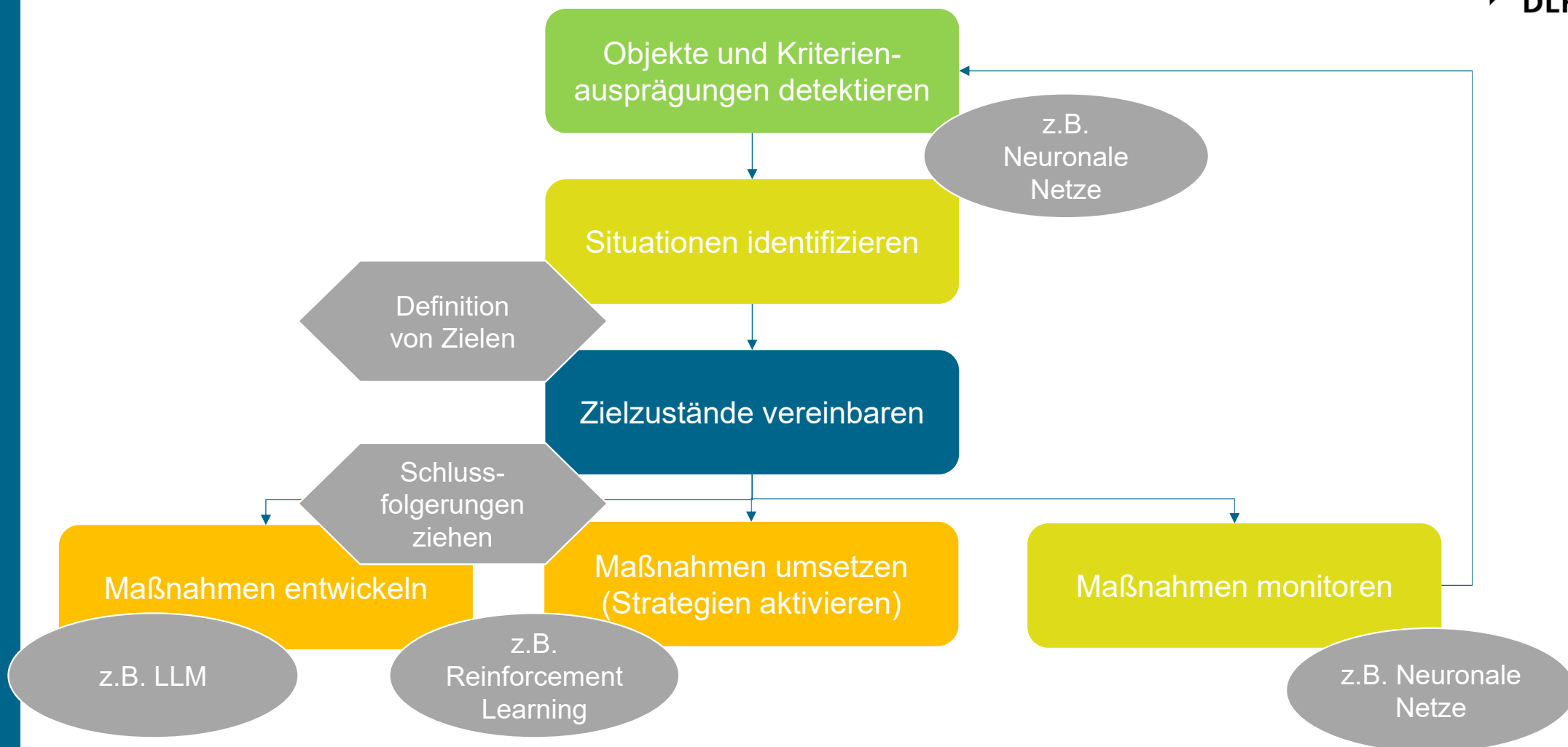


Umwelt



- **Daten sammeln:** Alle Prozesse sollten auf einer möglichst quantitativen Basis laufen.
- **Informationen erzeugen:** Daten sind in den Anwendungskontext zu setzen.
- **Situationen identifizieren:** Informationen müssen zu Situationen kombiniert und bewertet werden.
- **Handlungsanweisungen entwickeln & umsetzen:** Für bewerteten Situationen sind Handlungsanweisungen erforderlich, die einen Zielzustand herbeiführen sollen.
- **Zielzustände vereinbaren:** Aushandlungsergebnis im Spannungsfeld zwischen festen Vorgaben und interaktiver planerischer Gestaltungsfreiheit.
- **Interaktion gestalten:** Unterstützung im Aushandlungsprozess und Kommunikation der Maßnahmen / Ergebnisse der Handlungsanweisungen.

Aufgaben und Prozesse

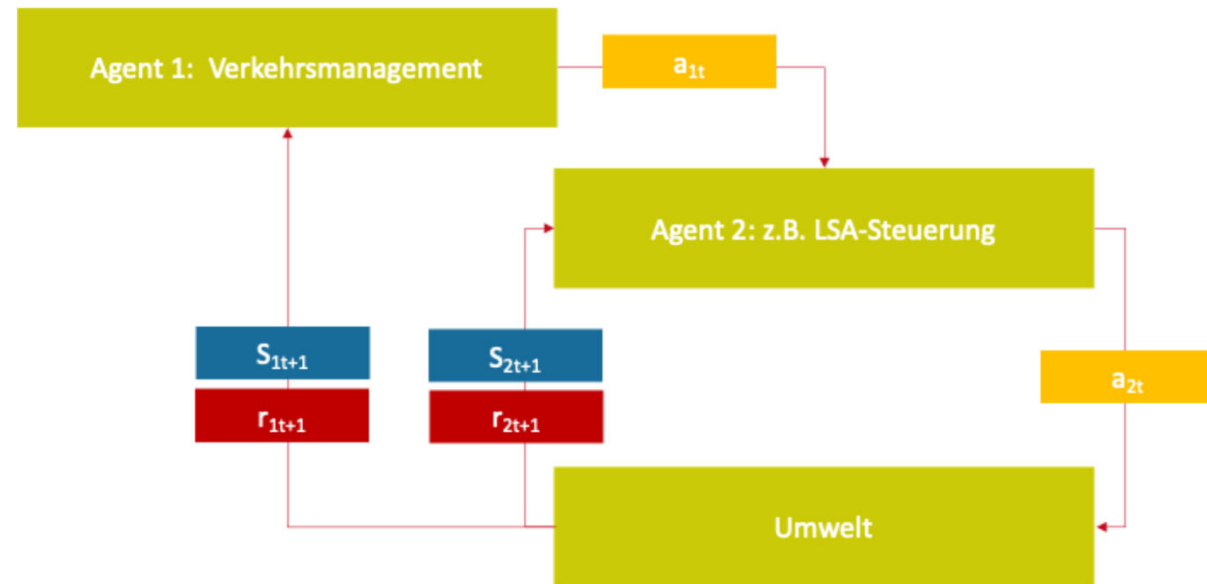
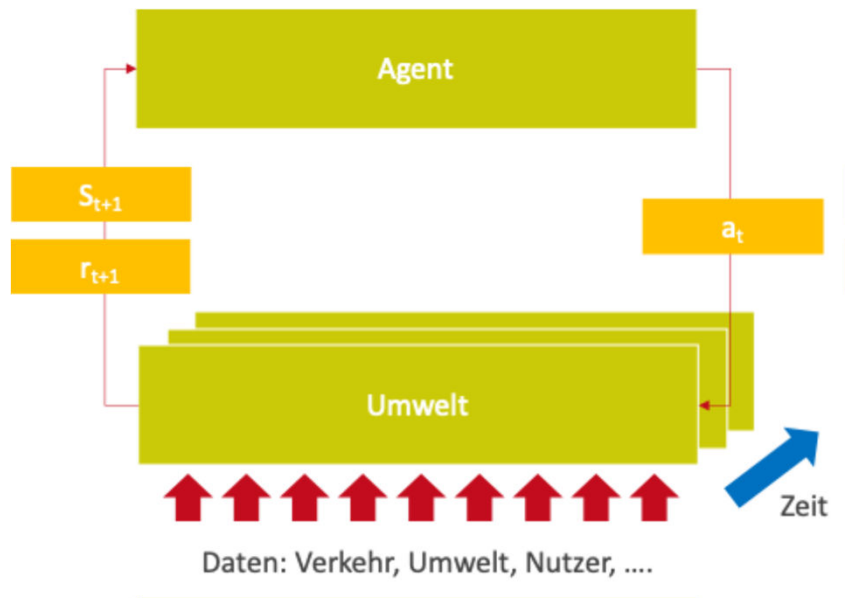


Typen und Einsatzzwecke Neuronaler Netze

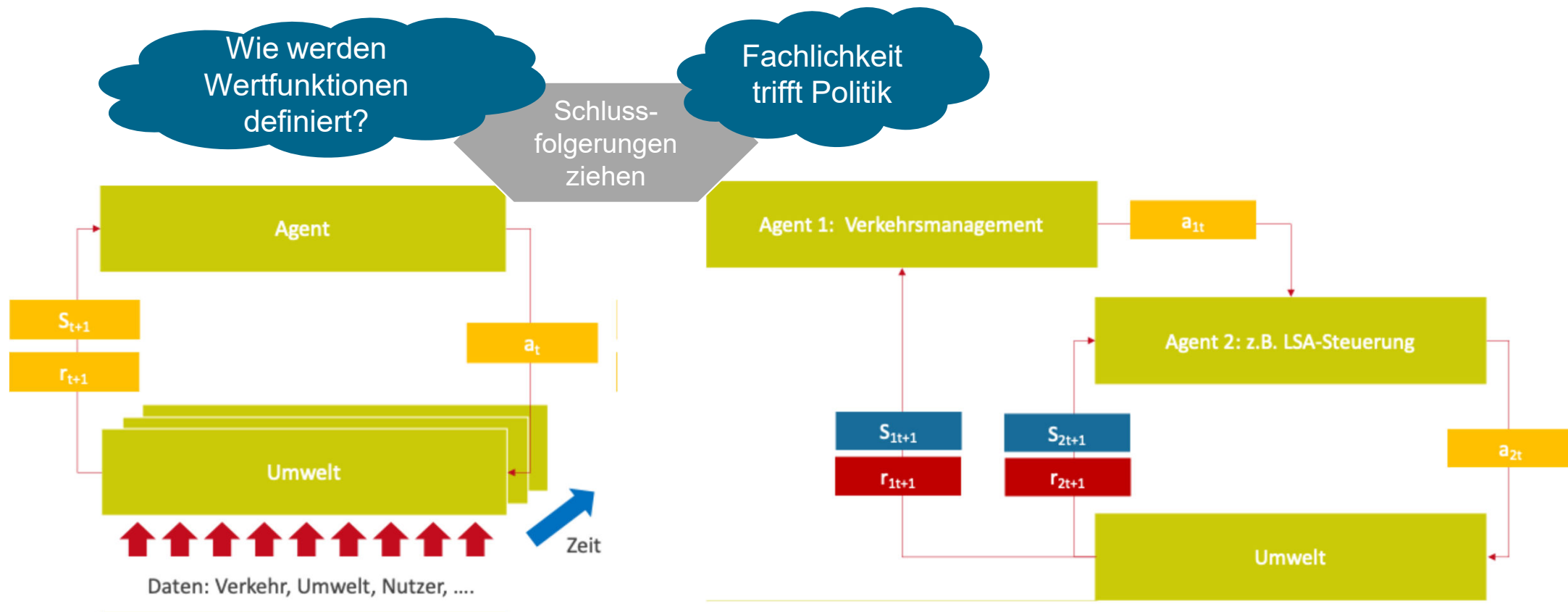


Netztyp	Kurzbeschreibung	Typische Einsatzzwecke im Verkehr
Feedforward Neural Network (FNN)	Einfachstes neuronales Netz, Informationen fließen nur in eine Richtung (Input → Output).	Klassifikation (z. B. Verkehrsunfallschwere), einfache Prognosen.
Convolutional Neural Network (CNN)	Spezialisiert auf Bildverarbeitung, erkennt Muster, Formen und Strukturen in Bildern.	Fahrzeug- & Fußgängererkennung, Videoanalyse, Verkehrsflussüberwachung durch Kamerabilder.
Recurrent Neural Network (RNN)	Modelliert sequenzielle Daten; frühere Zustände beeinflussen spätere Ausgaben.	Zeitreihenanalyse, z. B. einfache Verkehrsflussprognosen oder Stauentwicklung.
Long Short-Term Memory (LSTM)	Erweiterung von RNNs mit "Gedächtnis"; kann längerfristige Abhängigkeiten lernen.	Genaue Vorhersage von Verkehrsaufkommen, Reisezeiten oder Fahrgastzahlen im ÖPNV.
Transformer	Nutzt Selbstaufmerksamkeit (Self-Attention) statt rekursiver Strukturen; sehr effektiv.	Komplexe Verkehrsprognosen mit vielen Einflussfaktoren (z. B. Wetter, Feiertage, Events).
Autoencoder	Netz zur Merkmalsextraktion und Datenkompression; lernt versteckte Strukturen.	Anomalie-Erkennung, z. B. bei ungewöhnlichem Verkehrsverhalten, Sensorfehlern oder Unfällen.
Generative Adversarial Network (GAN)	Besteht aus zwei Netzen (Generator & Diskriminator), erzeugt realistische Daten.	Simulation realistischer Verkehrsflüsse für Szenarien (z. B. Smart City-Planung).
Graph Neural Network (GNN)	Verarbeitung von Daten mit Netzwerkstruktur (z. B. Straßennetze als Graphen).	Modellierung des Verkehrs auf Straßennetzen, Optimierung von Ampelschaltungen, Routing.
Reinforcement Learning (z. B. DQN)	Netz lernt durch Belohnung/Bestrafung, besonders in dynamischen Entscheidungsprozessen.	Intelligente Ampelsteuerung, autonome Navigation, Verkehrsflussoptimierung in Echtzeit.

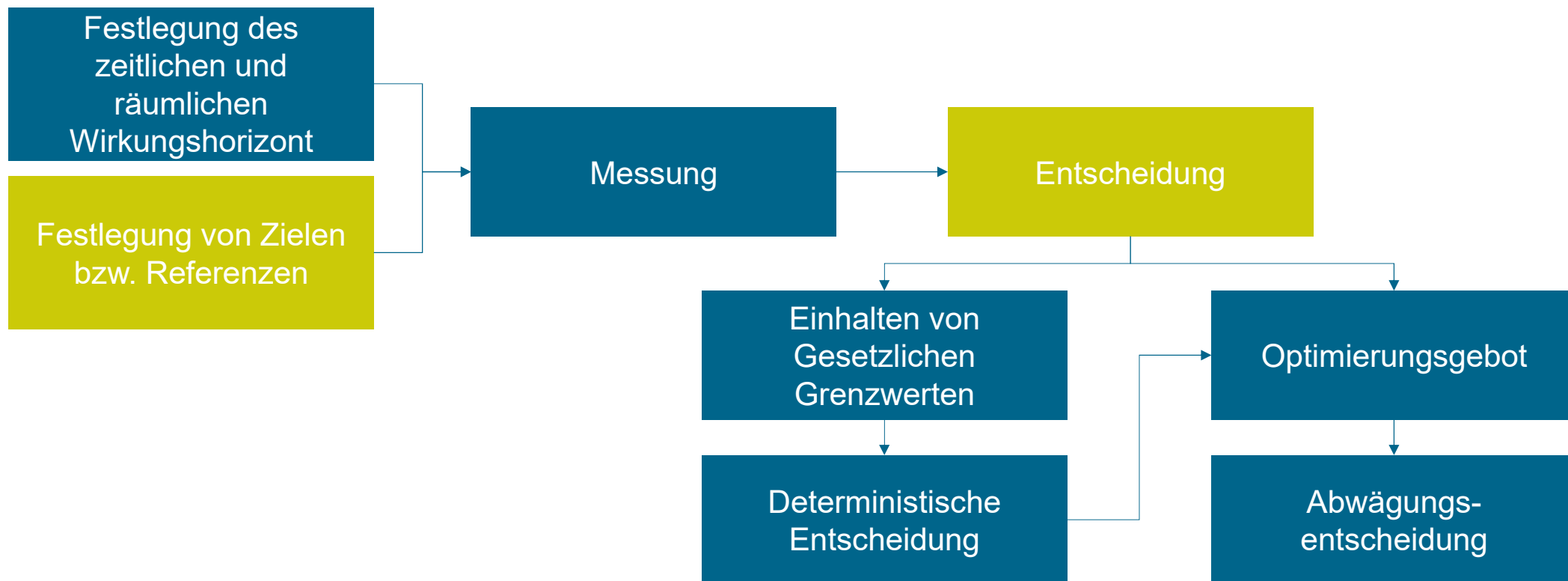
Aus Situationen Aktionen ableiten Reinforcement Learning



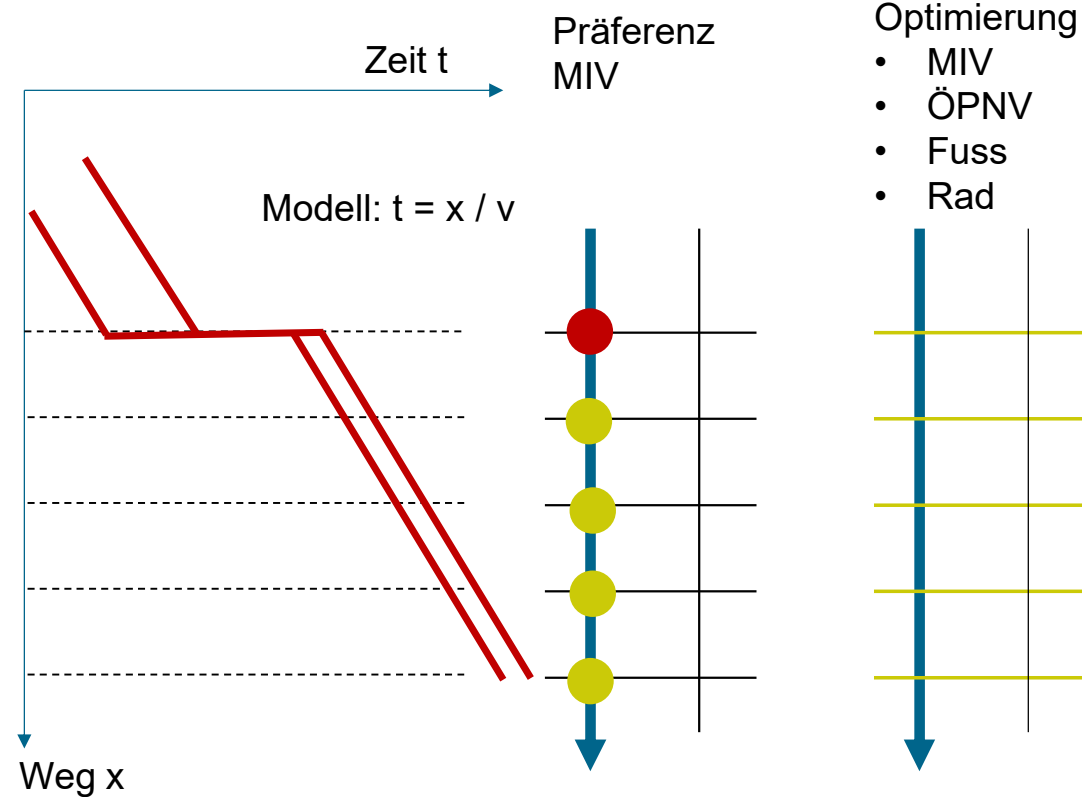
Aus Situationen Aktionen ableiten Reinforcement Learning



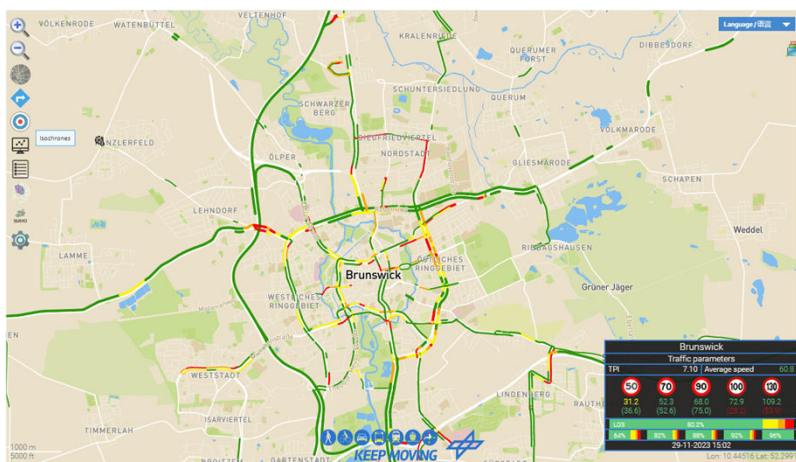
Entscheidungsprozesse



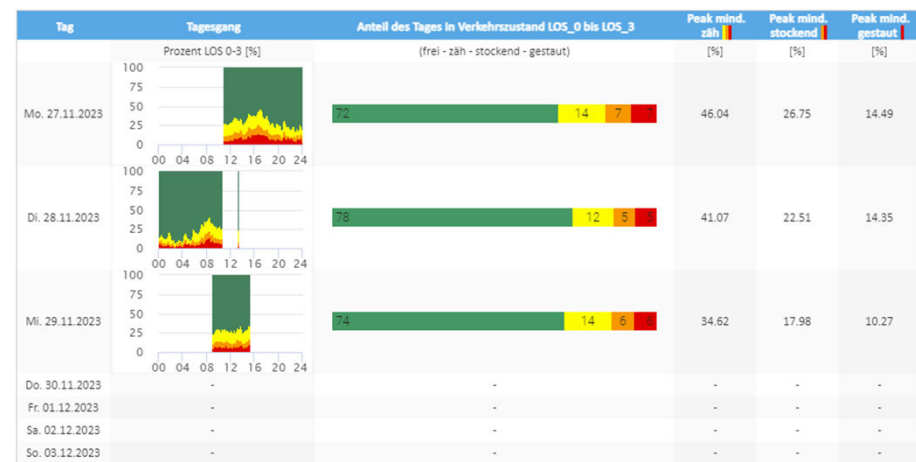
Umweltorientiertes Verkehrsmanagement



Multikriterielle Situationsbeschreibungen



Detektion

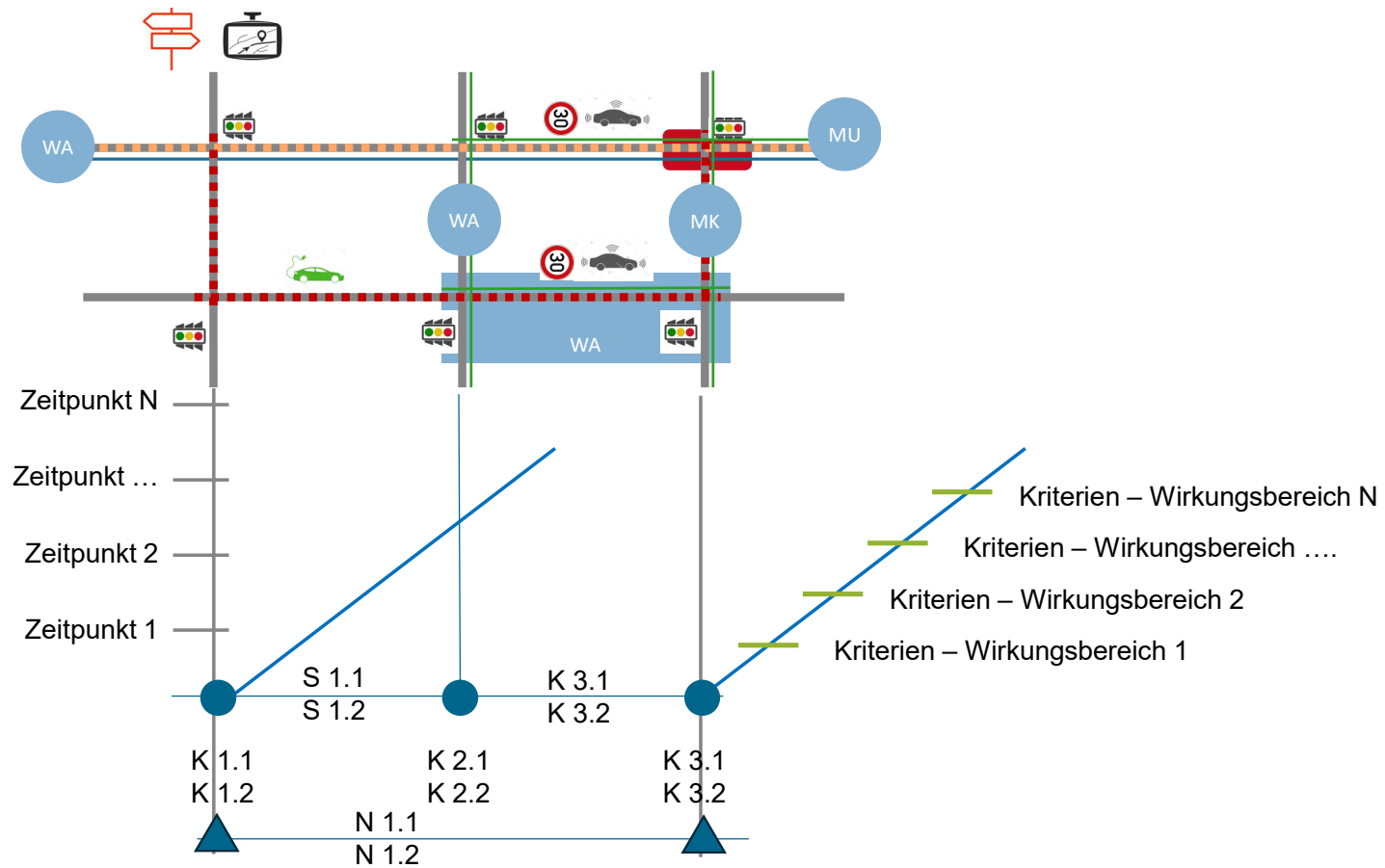


Clusterung

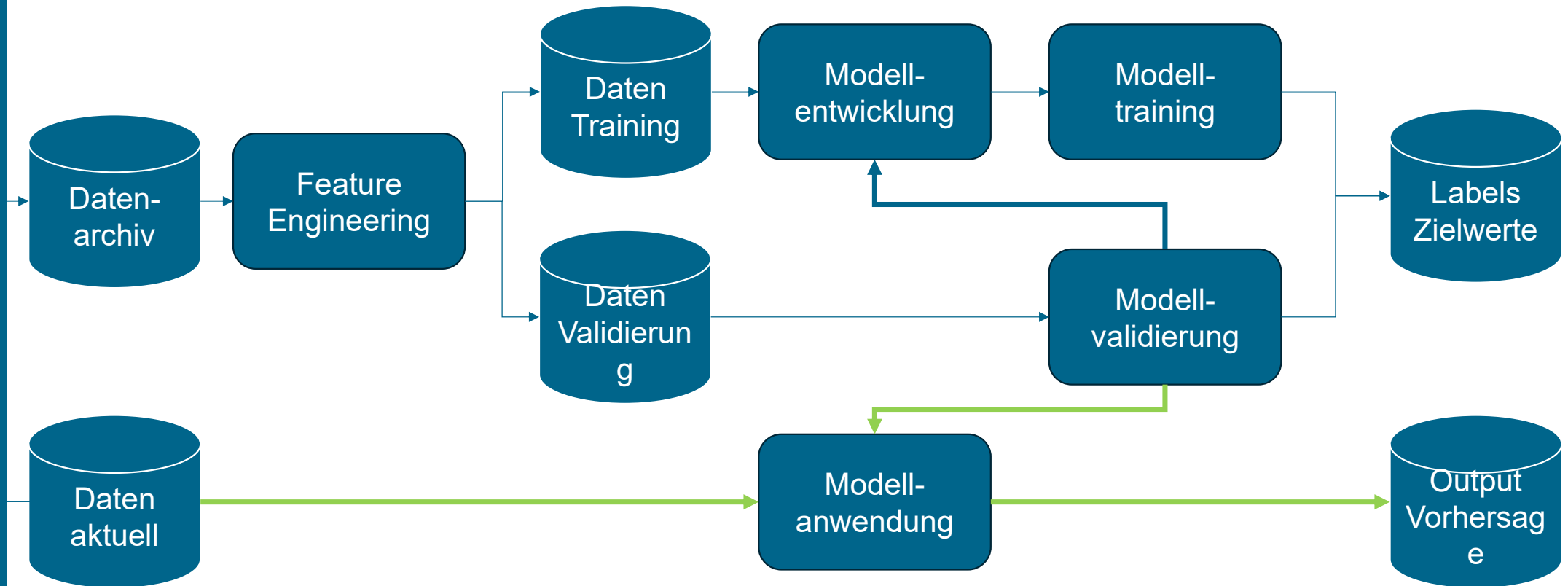
Verkehrsmanagement „zukünftig“
Situation = $f(N1, N2, \dots, M1, M2, \dots)$

Verkehrsmanagement „zukünftig“
Prognose = $f(N1, N2, \dots, M1, M2, \dots)$

Raum – Zeit - Wirkungsbereich



Datenmanagement



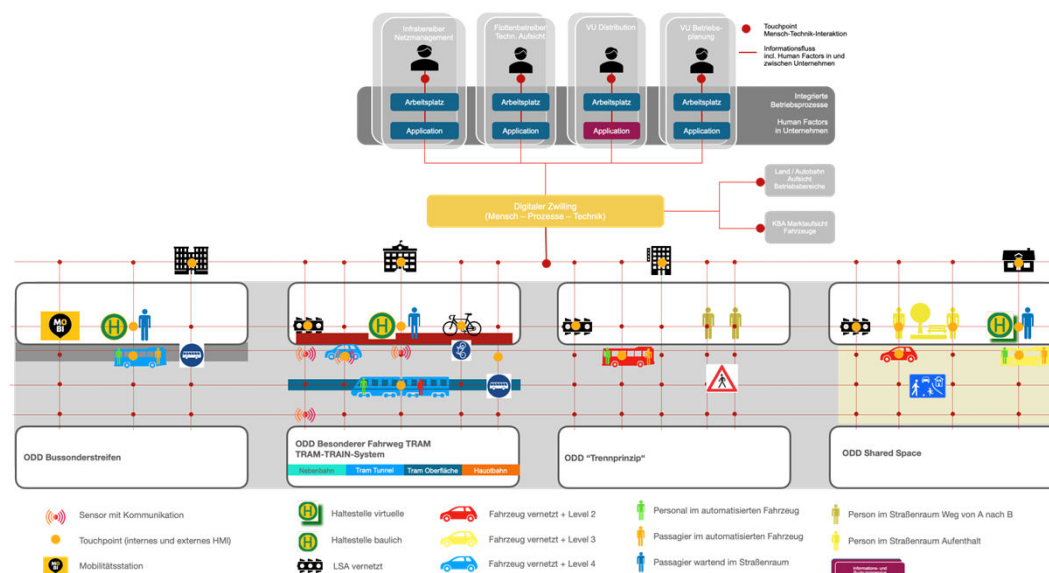
Agenda



- Abgrenzung KI-Systeme
- Trends
- Einbindung in die Domain Verkehrsmanagement
- **Schlussfolgerungen**

Schlussfolgerungen

- „Lernende“ KI-Systeme sind nicht ganz neu. Die Verfügbarkeit von Daten und Rechenleistung fördern ihren Einsatz.
- Verkehrsplanung und -management werden Potenziale nutzen, aber hybride und auf die Prozesse angepasste verteilte Ansätze entwickeln.
- Der Mensch bleibt „in-the-loop“, neue Verfahren zur Validierung und Qualitätssicherung sind aber erforderlich.
- Die leichte Übertragbarkeit auf neue Situationen muss erst noch belegt werden, aber: Wir brauchen ein umfassendes Trainingsdatenmanagement.



Impressum



Thema: **KI-basierte Lösungsbausteine im Verkehrsmanagement**

Datum: 2025-11-10

Autor: Michael Ortgiese

Institut: Institut für Verkehrsforschung

Bildquellen: Alle Bilder „DLR (CC BY-NC-ND 3.0)“,
sofern nicht anders angegeben