



Quelle: Schaffer, J., Weidenbach, M. (2019). Agentenbasierte Steuerung Fahrerloser Transportsysteme im Umfeld von Industrie 4.0. In: ten Hompel, M., Vogel-Heuser, B., Bauernhansl, T. (eds) Handbuch Industrie 4.0. Springer Reference Technik (). Springer Vieweg, Berlin, Heidelberg.  
[https://doi.org/10.1007/978-3-662-45537-1\\_100-1](https://doi.org/10.1007/978-3-662-45537-1_100-1)

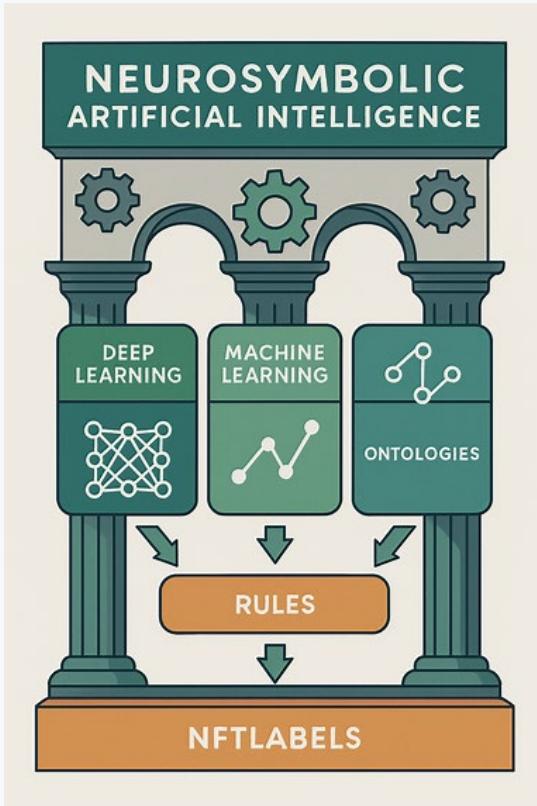
# Neurosymbolische KI- Das Beste aus allen Welten (?)

WS 2025/26

Prof. Dr. Klemens Waldhör

## Themen

- Neurosymbolische KI



3

Neurosymbolische KI- Das Beste aus allen Welten (?)

Bhuyan, B.P., Ramdane-Cherif, A., Singh, T.P., and Tomar, R. 2025. Neuro-symbolic artificial intelligence. Bridging logic and learning. Studies in computational intelligence volume 1176. Springer, Singapore.

Ruhlig, K. 2024. Neurosymbolische künstliche Intelligenz. Fraunhofer.

<https://esut.de/2024/11/fachbeitraege/54269/fraunhofer-neurosymbolische-kuenstliche-intelligenz/> Shakarian, P. 2023. Neuro Symbolic Reasoning and Learning. SpringerBriefs in Computer Science Series. Springer, Cham.

THOMAS, G.M. 2025. NEUROSYMBOLIC ARTIFICIAL INTELLIGENCE SECOND EDITION : bridging symbolic reasoning and neural... networks. ADMIT HUB REF SERVICE PR, [S.I.]

Vina, A. Nov 18, 2025T08:00:00+08:00. The Emerging Field of Neuro-Symbolic AI: An Introduction (Nov 18, 2025T08:00:00+08:00). <https://www.ultralytics.com/de/blog/an-introduction-to-the-emerging-field-of-neuro-symbolic-ai#:~:text=Vor%2D%20und%20Nachteile%20der%20neurosymbolischen%20KI.%20Hier,die%20mehrstufiges%20Denken%2C%20Planung%2C%20Regelbefolgung%20und%20den>

Zeitschrift: <https://journals.sagepub.com/home/nai>: Neurosymbolic Artificial Intelligence

## Symbolische KI (Erste Welle, ca. 1950-1980):

- Stärke
  - arbeitet mit explizitem, logisch beschriebenem Wissen
  - Regeln, Logik, Ontologien, Wissensgraphen
  - gut erklärbar, kann mit abstrakten Konzepten und Schlussfolgern umgehen
- Schwäche
  - Bruch mit der unstrukturierten, realen Welt
  - schlecht im Lernen aus Rohdaten
  - manueller Programmieraufwand

## Neuronale KI / Deep Learning (Zweite Welle, ca. 1990-heute):

- Stärke
  - Mustererkennung aus riesigen Datenmengen (Wahrnehmung)
  - sehr gut für Aufgaben wie Bild-, Sprach- oder Mustererkennung
- Schwäche
  - Black Box (Mangelnde Erklärbarkeit/Transparenz)
  - Mangel an logischem Reasoning und Abstraktion
  - Halluzinationen bei Sprachmodellen.

## Die Lücke

- Echte menschenähnliche Intelligenz benötigt Wahrnehmung UND Logik

## Verbindet beide Welten zu einem System, das:

- wahrnimmt (über neuronale Netze),
- versteht und schlussfolgert (über symbolische Logik),
- lernt, aber trotzdem erklärbar bleibt.

## Definition Neuro-Symbolische KI

Ein hybrider Ansatz, der die lernfähigen neuronalen Architekturen mit strukturiertem, regelbasiertem (symbolischem) Wissen kombiniert.

## Warum ist der Ansatz spannend?

- Verbindet Robustheit und Lernfähigkeit neuronaler Netze
- mit Transparenz, Logik und Abstraktion symbolischer Systeme
- geeignet für Bereiche, wo Erklärbarkeit + Lernfähigkeit nötig sind, z. B.:
  - Medizin
  - Recht
  - Industrieautomatisierung
  - Wissensintensive Aufgaben (Wissensgraph + LLMs)

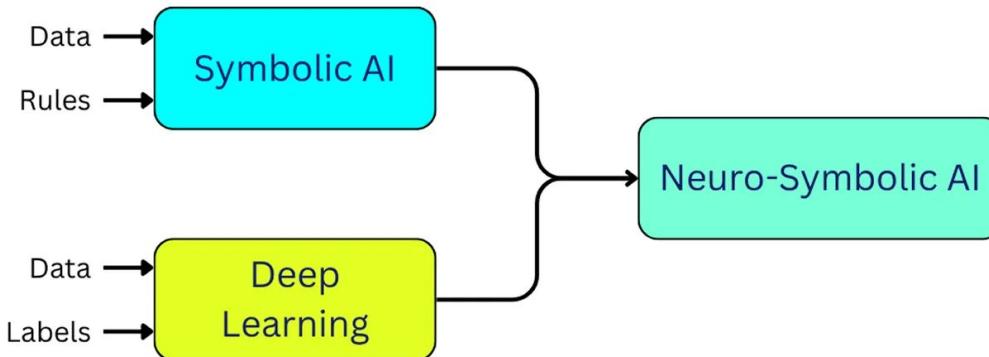
# Grundlagen und Architekturen

## Kernkomponenten der Neuro-Symbolische KI:

- Neuronale Komponente:  
Verarbeitet unstrukturierte Daten (Bilder, Text, Sprache) und extrahiert niedrigstufige Muster (z. B. Objekterkennung).
- Symbolische Komponente:  
Repräsentiert Wissen (z. B. in Form von logischen Regeln, Wissensgraphen) und führt logisches Schließen (Reasoning) durch.

## Integrationsmechanismen (Beispiele):

- Regel-gesteuertes Lernen:  
Das neuronale Netz lernt, Regeln zu generieren oder zu befolgen.
- Wissen-informiertes Lernen:  
Symbolisches Wissen (z. B. ein Wissensgraph) beeinflusst/reguliert den Lernprozess des neuronalen Netzes.
- End-to-End-Integration:  
Neuronale und symbolische Teile arbeiten in einer einzigen Architektur zusammen (z. B. bei der visuellen Fragebeantwortung, wo ein CNN Objekte erkennt und ein logisches Modul die Beziehungen schlussfolgert).



## Beispiel: Objekterkennung und Zutritt – Teil 1

### Szenario:

Ein intelligentes System soll erkennen, ob in einem Bild eine Person zu sehen ist, die einen Helm trägt, und entscheiden, ob der Zutritt zu einer Baustelle erlaubt ist.

### Neuronaler Teil (Perception)

Ein CNN/ViT/LLM-Vision erkennt aus dem Bild folgende Objekte:

- Person
- Helm
- Warnweste (vielleicht)

```
{  
    "person_detected": true,  
    "helmet_detected": false,  
    "vest_detected": true  
}
```

Das Netz „sieht“, aber **es versteht noch keine Regeln.**

### Symbolischer Teil (Knowledge + Reasoning)

Eine Wissensbasis enthält Expertenregeln:

Das System **entscheidet nach formaler Logik**, welche Sicherheitsvorschriften gelten.

IF person\_detected = true AND helmet\_detected = false  
THEN access\_allowed = false.

IF person\_detected = true AND helmet\_detected = true  
THEN access\_allowed = true.

IF person\_detected = false  
THEN access\_allowed = false.

## Beispiel: Objekterkennung und Zutritt -Teil 2

### Neuro-Symbolische Kombination

Schritt 1: Neural → Symbolic

- Die erkannten Objekte werden als Fakten in die Wissensbasis übergeben:

```
FACT person_detected.  
FACT vest_detected.  
FACT NOT helmet_detected.
```

Schritt 2: Symbolic Reasoning

- Das System leitet ab:

$$\text{helmet\_detected} = \text{false} \rightarrow \text{required\_equipment\_missing} \rightarrow \text{access\_not\_allowed}$$

Schritt 3: Output

- Ausgabe:

„Zutritt nicht erlaubt – Helm fehlt.“

Neuronale KI	Symbolische KI	Neuro-Symbolic KI
erkennt Muster (Helm, Person)	kennt Regeln	verbindet beides
unscharf, probabilistisch	exakt, erklärbar	robust + erklärbar
Black Box	transparent	erklärbare KI

### Visuelle Fragebeantwortung (VQA)

Systeme können nicht nur Objekte in einem Bild erkennen, sondern auch komplexe logische Fragen darüber beantworten.

## Beispiel: LLM als „Planer“ + Symbolsystem als Tool

### Das LLM ist ein Agent, der symbolische Tools aufruft

LLM liest eine Aufgabe: „Plane Schaltzeiten für Maschinen unter Sicherheitsregeln.“

LLM entscheidet:

„Ich rufe jetzt den Constraint-Solver auf.“

„Ich frage den Wissensgraph zu Normen ab.“

- Symbolisches System (z. B. Prolog, Z3, ASP-Solver) macht den korrekten, formalen Schluss.
- LLM formuliert die Antwort, erklärt die Lösung, baut Visualisierungen.
- Das ist im Prinzip das, was viele „Agentic AI“-Frameworks machen:  
LLM = Policy, Controller, natürlicher Sprachlayer,  
Symbolik = Zuverlässiger Rechner / Prüfer.

## Beispiel: LLM + Wissensgraph / Ontologie (RAG + Logik)

- Nutzerfrage → LLM analysiert, welche Entitäten/Relationen relevant sind.
- Wissensgraph wird abgefragt (SPARQL, Cypher, ...).
- Ergebnisse werden nach logischen Regeln gefiltert (z. B. Konsistenzprüfung).
- LLM erzeugt aus den geprüften Fakten eine gut lesbare Antwort.

### Wichtig:

- LLM darf keine Fakten halluzinieren, sondern nur über KG-Tatsachen + Regeln sprechen.

### Auch hier wieder Agentic AI

## Beispiel: Analyse von Verkaufsdaten + Regelprüfung (Business Analytics)

### Ziel

Ein System soll Verkaufszahlen analysieren und automatisch melden, ob Auffälligkeiten bestehen z. B. Verstöße gegen interne KPIs, fehlerhafte Buchungen, Marge unter Grenzwert, ungewöhnliche Trends.

### Input (Daten aus BI-System)

Ein Dashboard liefert eine Zusammenfassung:

„Umsatz Q3 im Segment ‚Premium Bikes‘ liegt bei 420 T€ (-31 % ggü. Vorjahr).

Die Marge beträgt 2,8 % statt der erwarteten 10 %.

Die Retourenquote ist auf 14 % gestiegen.“

### LLM → Extraktion von Fakten

Das LLM wandelt den Text in strukturierte Werte um

```
{
  "segment": "Premium Bikes",
  "umsatz": 420000,
  "umsatz_delta_yoy": -0.31,
  "marge": 0.028,
  "expected_marge": 0.10,
  "retourenquote": 0.14
}
```

IF marge < expected\_marge \* 0.8  
 THEN WARNUNG("Marge deutlich unter Soll")  
 IF umsatz\_delta\_yoy < -0.15  
 THEN ALARM("Starker Umsatrzückgang")  
 IF retourenquote > 0.10  
 THEN HINWEIS("Retourenquote kritisch")

### Symbolische Regeln (KPI-Logik)

Business-Logik-Regeln, sind stabil, transparent und auditiert.

### Kombination (Neuro-Symbolic Workflow)

Das LLM extrahiert → Symbolsystem entscheidet → LLM erzeugt eine lesbare Zusammenfassung.

#### Ergebnis Premium Bikes – Q3

Umsatrzückgang ist mit -31 % kritisch (**Regel 2 verletzt**)

Marge liegt mit 2,8 % deutlich unter Unternehmensvorgabe (**Regel 1 verletzt**)

Retourenquote (14 %) überschreitet den Grenzwert (**Regel 3**)

Empfehlung: Ursachenanalyse im Servicebereich; Preispolitik prüfen; Lieferantenfehler oder Qualitätsprobleme möglich.

## Vorteile der Neuro-Symbolischen KI

- Verbesserte Robustheit und Zuverlässigkeit  
Regeln können Fehler in der Mustererkennung abfangen  
Autonomes Fahren: Das neuronale Netz erkennt einen Fußgänger, die symbolische Logik prüft, ob die Aktion sicher und legal ist.
- Erklärbarkeit (XAI)  
Die symbolische Schicht ermöglicht es, den Weg zur Entscheidung nachzuvollziehen und in menschenlesbaren Regeln darzustellen.
- Bessere Generalisierung (weniger Daten nötig)  
Durch eingebettetes Vorwissen (Regeln) kann das System schneller und besser auf neue, unbekannte Situationen reagieren, da es nicht alles neu lernen muss.
- Reasoning-Fähigkeit  
Das System kann logische Schlüsse ziehen, Beziehungen verstehen und kausale Zusammenhänge erkennen.

## Anwendungsbereiche

### Verarbeitung natürlicher Sprache (NLP):

Verbesserung von **Large Language Models (LLMs)**, um Halluzinationen durch die Prüfung logischer oder faktischer Konsistenz mit Wissensgraphen zu reduzieren.

### Autonomes Fahren/Robotik:

Die neuronale Schicht erkennt die Umgebung (Ampeln, Fußgänger).

Die symbolische Schicht **plant die Aktion** basierend auf Verkehrsregeln und logischen Einschränkungen.

### Medizinische Diagnose und Entscheidungsunterstützung:

Neuronale Netze analysieren medizinische Bilder (MRT, Röntgen).

Symbolische Systeme prüfen die Ergebnisse gegen medizinisches **Expertewissen** und Patientenakten, um eine fundierte und **erklärbare** Diagnose zu stellen.

### Industrie 4.0 / Prozessautomatisierung:

Kombination von Mustererkennung (Maschinelles Sehen) mit formalen Prozessmodellen (z. B. BPMN) zur intelligenten Steuerung und Fehlerkorrektur.

# Herausforderungen und Ausblick

## Herausforderungen

- **Integration:** Wie lassen sich die kontinuierlichen Outputs neuronaler Netze am besten in diskrete, symbolische Repräsentationen überführen?
- **Skalierbarkeit:** Die Erstellung und Pflege großer, formalisierter Wissensbasen ist aufwändig.
- **Lernen:** Wie können sowohl die neuronalen als auch die symbolischen Komponenten *gemeinsam* und *dynamisch* lernen?

## Ausblick

- euro-Symbolische KI wird als die "**dritte Welle der KI**" angesehen, die uns der "echten" allgemeinen künstlichen Intelligenz (AGI) näher bringt.
- Es wird erwartet, dass hybride Systeme die Zukunft dominieren, insbesondere in **sicherheitskritischen** und **erklärungsbedürftigen** Bereichen.

- Neuro-Symbolische KI hat das Potenzial, die Lücken zwischen der statistischen Stärke des Deep Learning und den logischen Fähigkeiten der klassischen KI zu schließen, um erklärbare, robuste und reasoning-fähige Systeme zu schaffen.

**Ein Hotel analysiert tägliche Berichte. Ein System soll:**

Kennzahlen automatisch aus Texten extrahieren (z. B. Auslastung, Stornorate, Kosten)  
diese gegen KPI-Regeln prüfen  
Handlungsempfehlungen erzeugen

**Bearbeiten Sie:**

Welche Kennzahlen sollten aus Hotelberichten extrahiert werden?

Formulieren Sie 3–5 symbolische Regeln (z. B. Storno, Kosten, Rabatte).

Warum reicht ein rein neuronales System nicht aus?

**Entwerfen Sie eine Architektur mit drei Komponenten:**

Neuronale Komponente zur Extraktion (LLM)

Symbolisches Regelwerk (Hotel-KPIs, Compliance)

Pipeline: Bericht → LLM → Fakten → Regeln → Empfehlung

**Diskutieren Sie:**

Vorteile für das Hotel (Automatisierung, Revenue Management).

Risiken (Extraktionsfehler, Regelkollisionen).

Einsatzfelder: Auslastung, Storno-Management, Housekeeping, SPA, Restaurant.

**Ein Sportverein erhält regelmäßig textbasierte Mitgliederberichte.**

**Ziel ist ein System, das:**

Kennzahlen aus Texten extrahiert (z. B. Mitgliederzahlen, SEPA, Tarife)  
diese gegen Regelwerke prüft  
automatisch Empfehlungen erzeugt

**Bearbeiten Sie:**

Welche Kennzahlen sollten aus Berichten extrahiert werden?  
Formulieren Sie 3–5 symbolische Regeln (Beitrag, SEPA, Nachweise).  
Warum ist eine symbolische Ebene im Vereinskontext wichtig?

**Entwerfen Sie ein System aus drei Komponenten:**

Neuronale Komponente zur Extraktion aus Texten  
Symbolisches Regelwerk (Beiträge, Compliance, Verwaltung)  
Pipeline: Bericht → LLM → Fakten → Regeln → Empfehlung

**Diskutieren Sie:**

Vorteile für einen Sportverein (Automatisierung, Konsistenz, Transparenz).  
Risiken (Fehler in Extraktion, Regelkollisionen, Datenqualität).  
Wo könnte der Verein ein solches System direkt einsetzen?

**Ein Unternehmen analysiert wöchentlich Verkaufsstatistiken. Nun soll ein neuro-symbolisches System entwickelt werden:**

Extraktion von Kennzahlen aus Textberichten

Prüfung gegen KPI-Regeln

Generierung von Handlungsempfehlungen

**Beantworten Sie:**

Welche Kennzahlen können extrahiert werden?

Formulieren Sie 3–4 KPI-Regeln.

Warum reicht ein rein neuronales System nicht aus?

**Entwerfen Sie ein System bestehend aus:**

Neuronaler Komponente zur Informationsextraktion

Symbolischem Regelwerk

Pipeline: Input → LLM → Fakten → Regeln → Empfehlung

**Beantworten Sie:**

Vorteile von Neuro-Symbolischer KI

Herausforderungen der Integration

Einsatz in BI-Dashboards