

ChatGPT und KI-Anwendungen für Ärzt:innen

8. Sitzung – **Komplexe klinische Schlussfolgerungen mit Med Gemini und medizinischen Graph-Algorithmen**

UNIVERSITY OF THE
AEGEAN



SCHOOL OF ENGINEERING
DEPARTMENT OF INFORMATION
AND COMMUNICATION
SYSTEMS ENGINEERING

Referent: Prof. Dr. Panagiotis

Symeonidis

Associate Professor

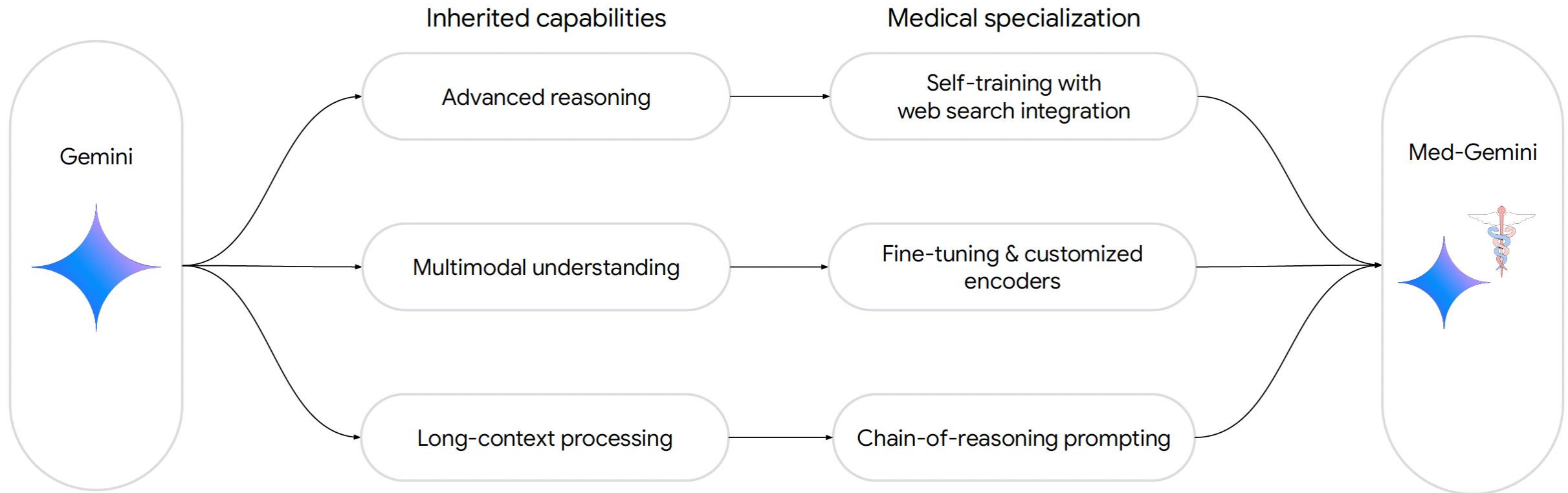
<http://panagiotissymeonidis.com>

psymeon@aegean.gr

Med Gemini: Einsatzmöglichkeiten in der klinischen Praxis

Capabilities of Gemini Models in Medicine

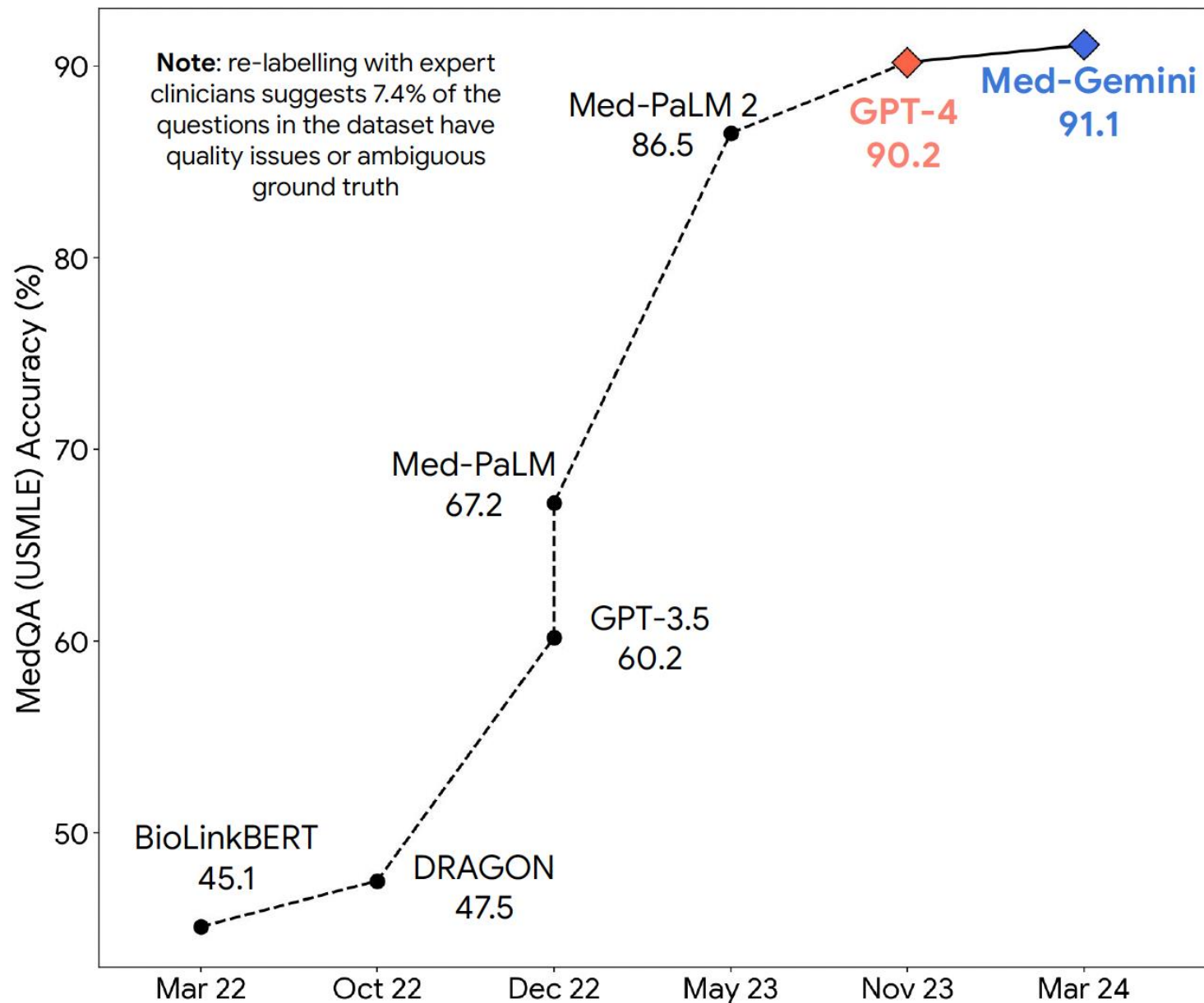
Med-Gemini Development



Med Q&A-Benchmark US Medical License Exam (USMLE)

❖ *Med-Gemini erreicht eine führende Genauigkeit von 91.1%, und übertrifft damit die Leistung von GPT-4 (90.2%)*

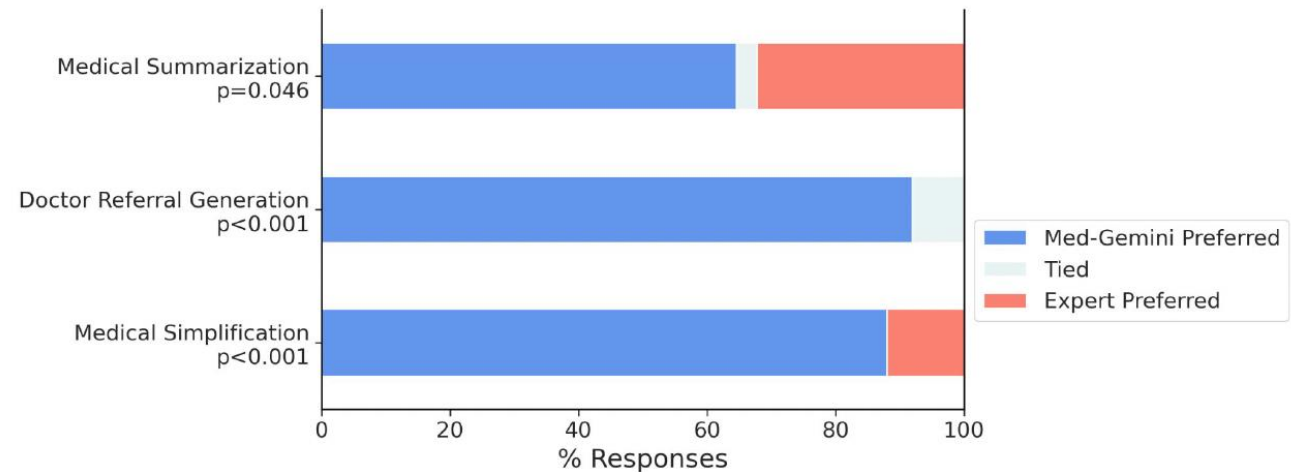
SoTA on MedQA (USMLE)



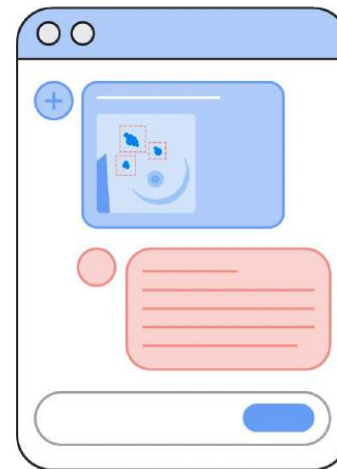
Med Gemini vs. Expert:innen

- ❖ *medizinischer Zusammenfassung,*
- ❖ *Erstellung von Überweisungsschreiben,*
- ❖ *und Vereinfachung medizinischer Inhalte, übertreffen die Med-Gemini-Modelle die Leistung von Expert:innen*

Real-world Utility with Novel Applications



Clinical abstraction

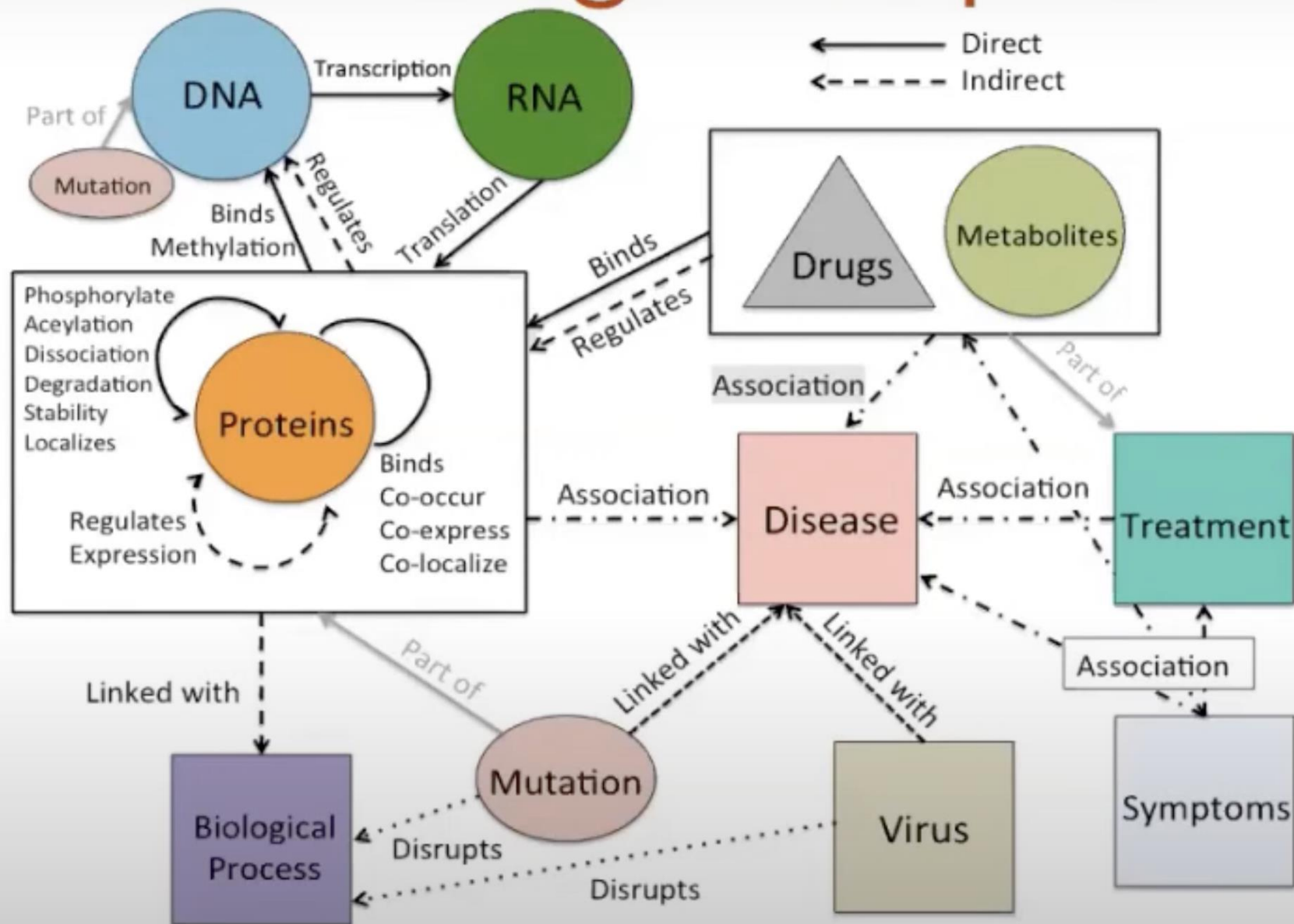


Multimodal medical dialogue



Medical video QA

Medizinische Wissensgraphen

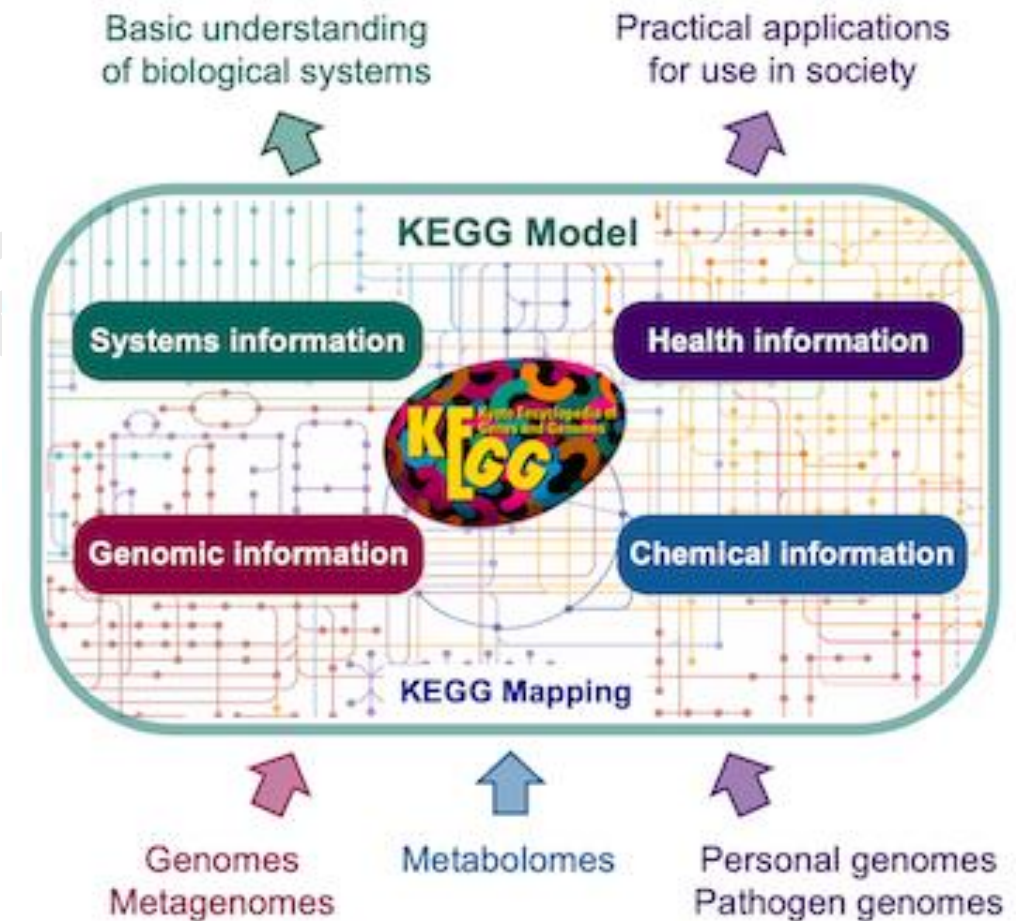


Einführung in KEGG

KEGG ist eine umfassende Datenbankressource zur Analyse und zum Verständnis der Funktionen biologischer Systeme – von Zellen über Organismen bis hin zu Ökosystemen.

KEGG-Nutzungsstatistiken:

- ❖ Stand 2023 enthält KEGG über **20.000 Pathways**, die verschiedene biologische Prozesse abbilden – artenübergreifend.
- ❖ Die Datenbank umfasst mehr als **5.000 Spezies**, von Bakterien bis zum Menschen.
- ❖ KEGG wurde weltweit in über **50.000 wissenschaftlichen Publikationen** zitiert und gehört damit zu den meistgenutzten biologischen Datenbanken.



Krankheitsbezogene Signalwege (Beispiel: Diabetes)

❖ **INSR** (Insulinrezeptor):
Primärer Rezeptor für die
Insulinsignalübertragung.

❖ **IRS1/2**

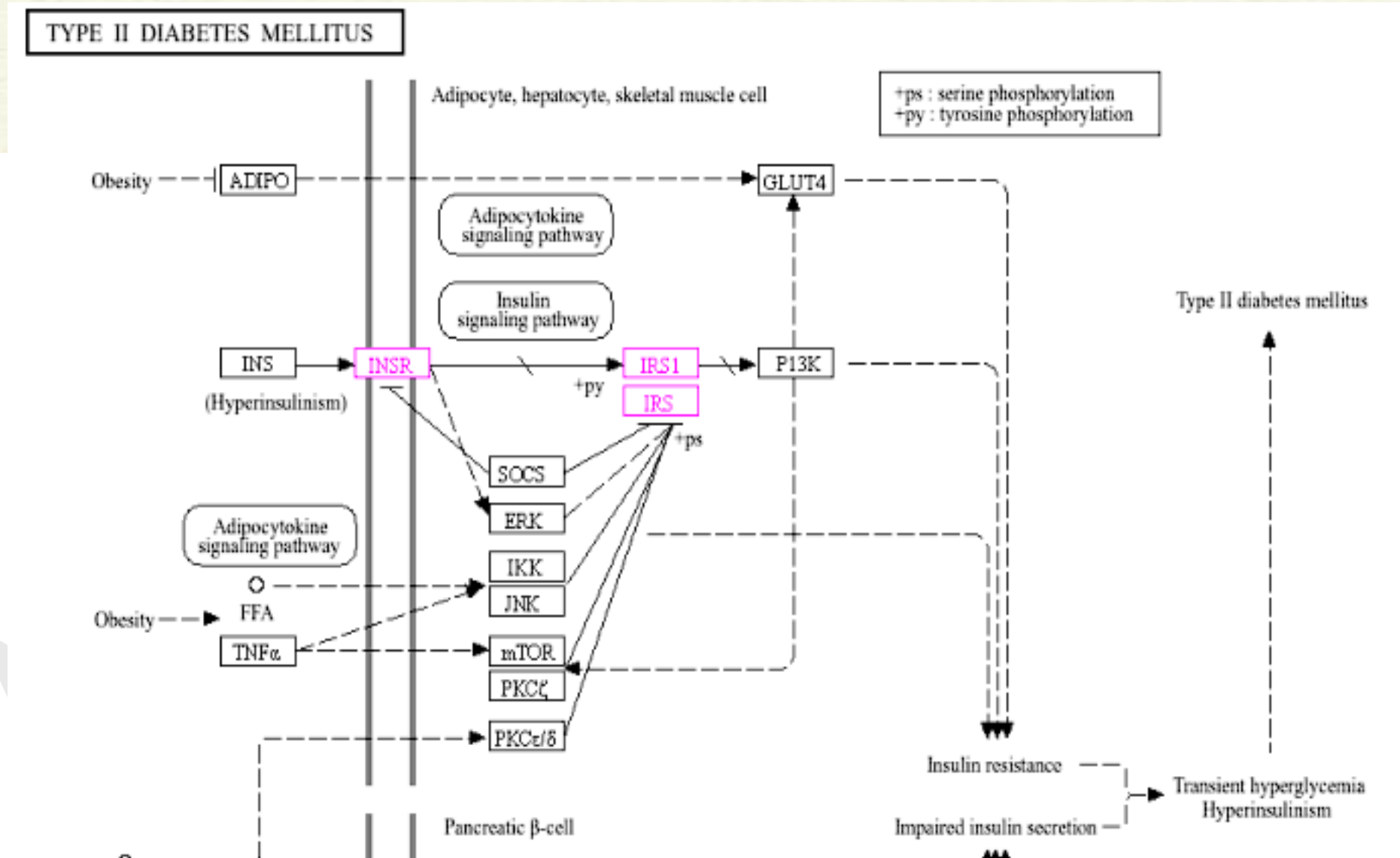
(Insulinrezeptor-
Substrate): Vermittler der
Insulinwirkung.

❖ **AKT** und **PI3K**:

Schlüsselmoleküle für die
Glukoseaufnahme.

❖ **GLUT4**:

Glukosetransporter, der für
die insulinabhängige
Glukoseaufnahme
verantwortlich ist.

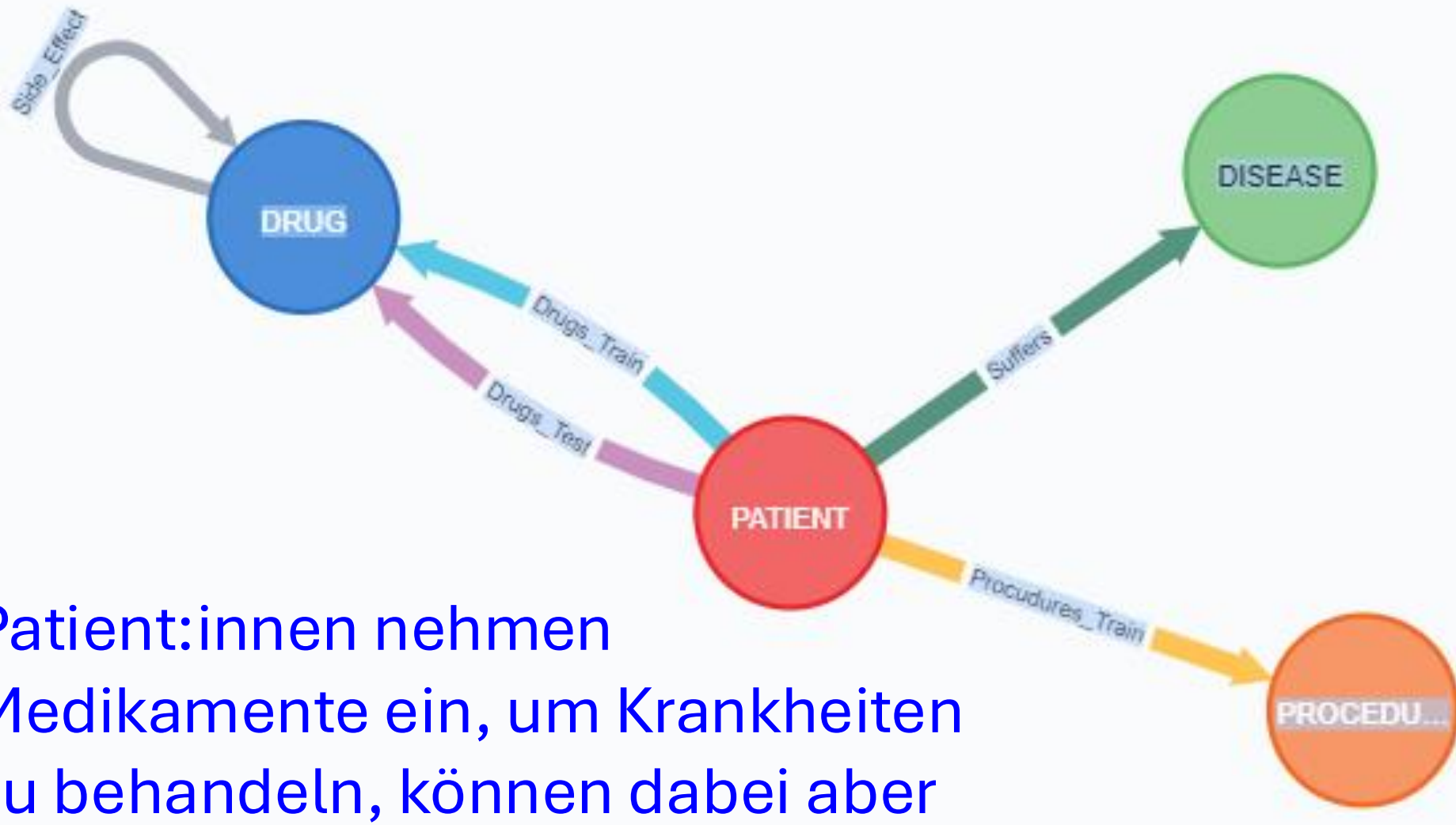


Graphbasierte Methoden für personalisierte Gesundheit

Publikationen

1. Safe, effective and explainable drug recommendation based on medical data integration (Symeonidis et al., UMUAI journal, 2022)
2. Treatment Recommendations for COVID-19 Patients along with Robust Explanations (Symeonidis et al., IEEE CBMS 2021)
3. Recommending what drug to prescribe next for accurate and explainable medical decisions (Symeonidis et al., IEEE CBMS 2021)

Wissensgraph für medizinische Daten (RDF-Tripel)



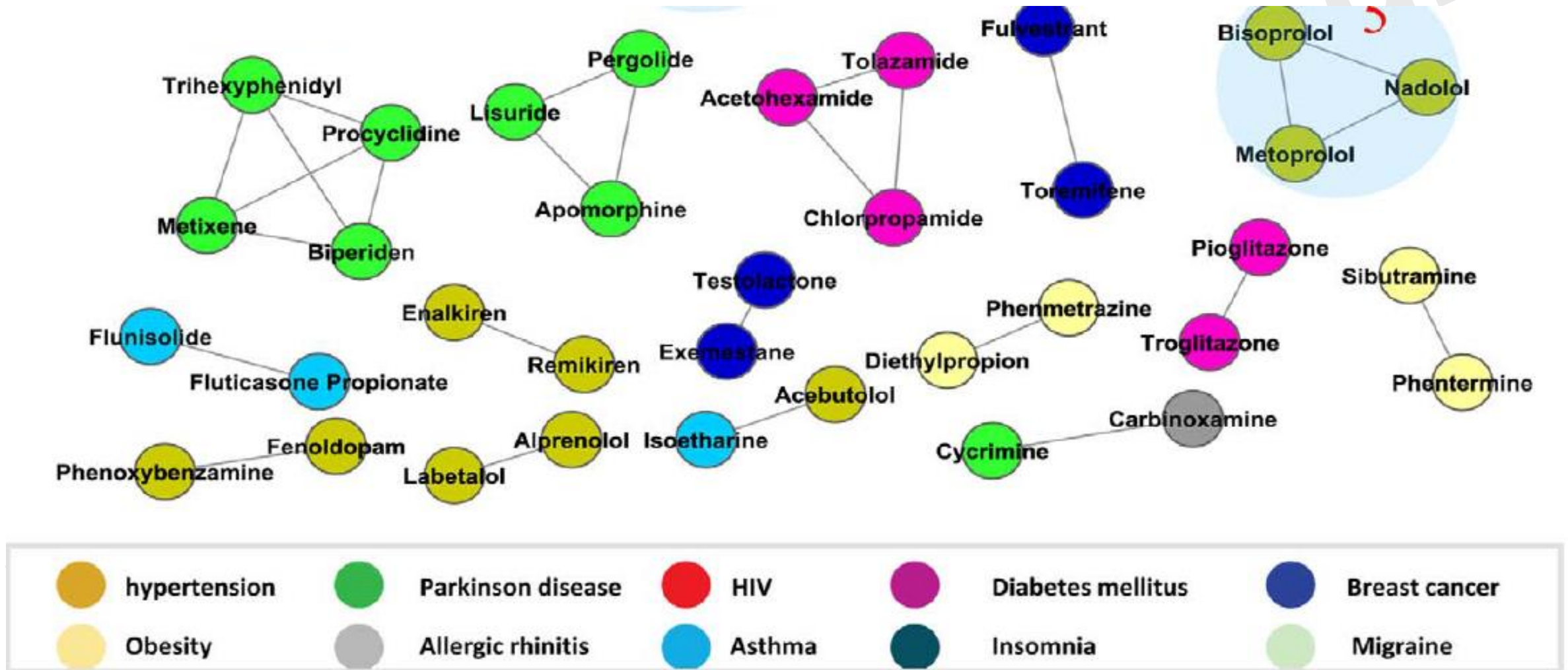
Beteiligte Entitäten

1. Patient
2. Drug
3. Disease
4. Procedure
5. Side Effect

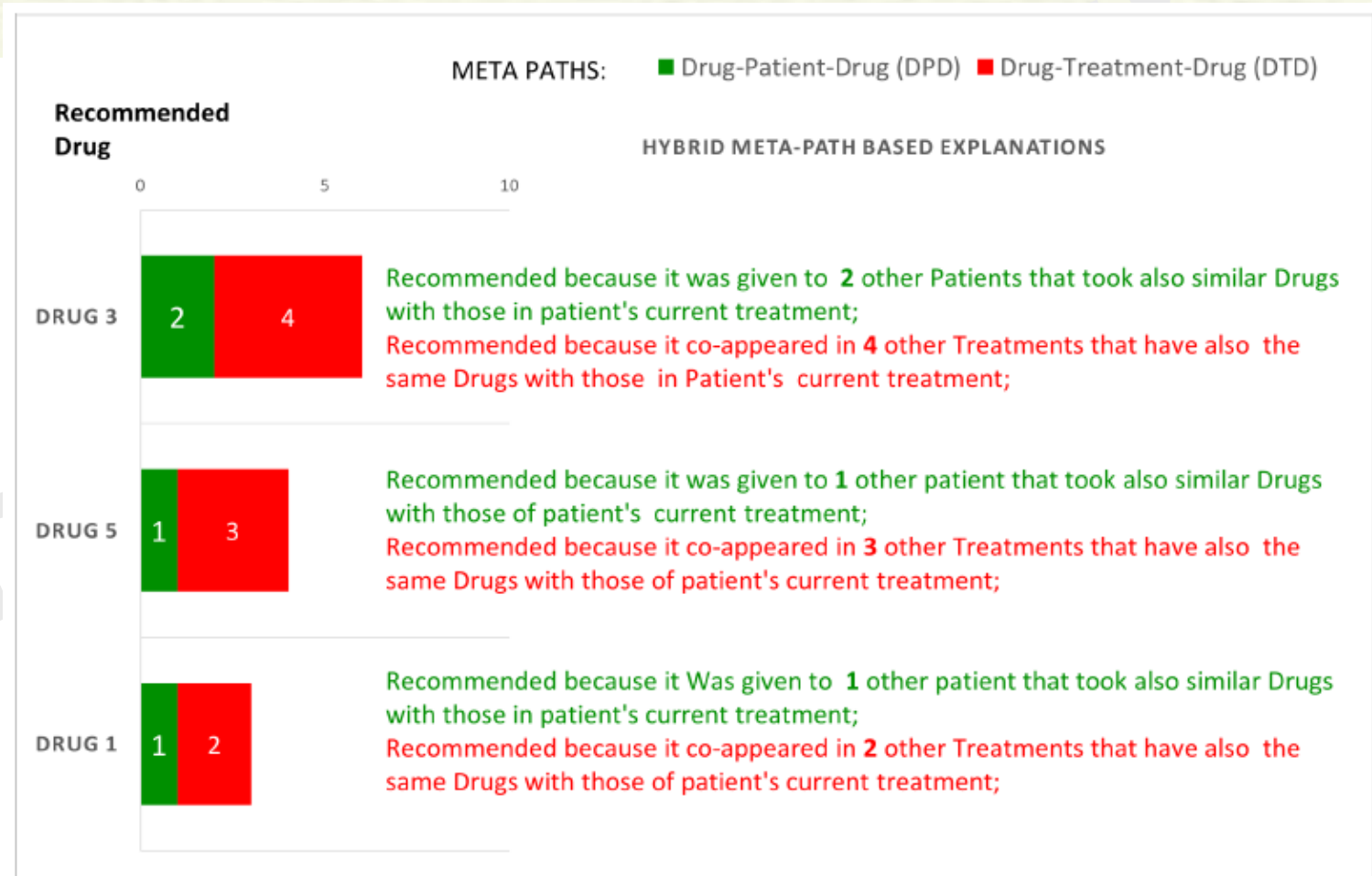
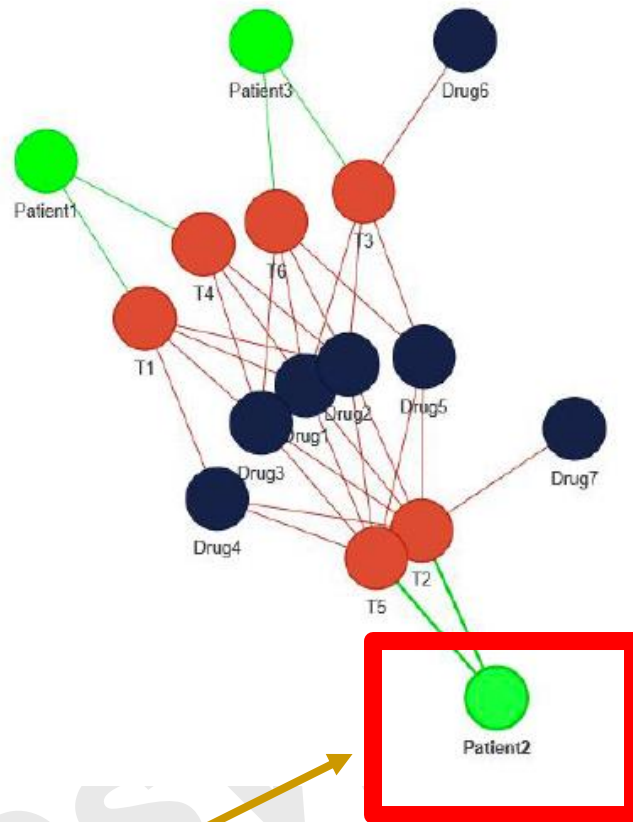
Patient:innen nehmen
Medikamente ein, um Krankheiten
zu behandeln, können dabei aber
auch Nebenwirkungen erfahren.

Ähnlichkeitssuche und Relevanz in Graphen

- ❖ Graphbasierte Algorithmen (z. B. SimRank, RWR usw.) können ein Medikamenten-Ähnlichkeitsnetzwerk (Drug-Drug Similarity Network) erzeugen



Meta-Pfad-basierte Erklärungen (Vorschlag)



Welches Medikament soll Patient:in 2 erhalten?

Fig. 4: Drug Recommendations along with explanation for patient 2. Drug 3 is recommended because it has the most frequent meta paths supporting it.

Graph Convolution Neural Networks Formula:

□ Propagation/Convolution Rule (Übertragungsregel):

$$h_i^{(l+1)} = \sigma \left(\sum_{r \in R} \sum_{j \in N_i^r} \frac{1}{C_{i,r}} \cdot W_r^{(l)} \cdot h_j^{(l)} \right)$$

- $h_i^{(l+1)}$: Repräsentation von Knoten i.
- $h_j^{(l)}$: Latente Repräsentation von Nachbarknoten j in Schicht l.
- $W_r^{(l)}$: Gewichtsmatrix in Schicht l für gerichtete Kanten vom Typ r.
- N_i^r : Menge der Nachbarn von i mit gerichteten Kanten vom Typ r.
- $C_{i,r} = |N_i^r|$: Anzahl der Nachbar:innen von Knoten i über gerichtete Kanten vom Typ r (zwei Typen gerichteter Kanten r).
- σ : Nichtlineare Aktivierungsfunktion (z. B. Sigmoid).