



# Predictive Analytics by Inferring Structure from Electronic Health Records

Masterarbeit in Kooperation mit INRIA, Grenoble Luisa Sophie Werner, 06.05.2020

TECO - Technology for Pervasive Computing



## Gliederung



- Motivation
- Methode
- Umsetzung
- Ergebnisse
- Erweiterungen
- Zusammenfassung



#### **MOTIVATION**



# Motivation von Deep Learning im Gesundheitswesen

- Steigende Popularität von Deep Learning
  - Einsatz von GPUs
  - Erhöhte Datenverfügbarkeit
  - Ende-zu-Ende Lernen
- Einführung von Electronic Health Record (EHR) Systemen
  - Grundlage für Data Science im Gesundheitswesen
  - Potential für neue Erkenntnisse, Verbesserungen, Effizienzsteigerung





Methode



Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen



# Aufgabenstellung



Vorhersage der **Mortalität** bei Patienten auf Basis von verabreichten Medikamenten und Diagnosen am ersten Tag des Krankenhausaufenthaltes

- **Graph Neural Networks** 
  - Erlernen und Ausnutzen der inhärenten Graphstruktur von EHR
  - Finden von Vektor Repräsentationen der Medikamente und Diagnosen, die die Graphstruktur nutzen





Methode



Umsetzung



Ergebnisse

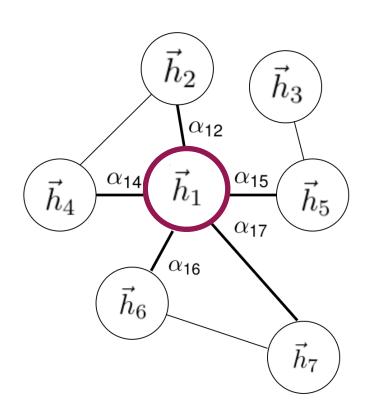


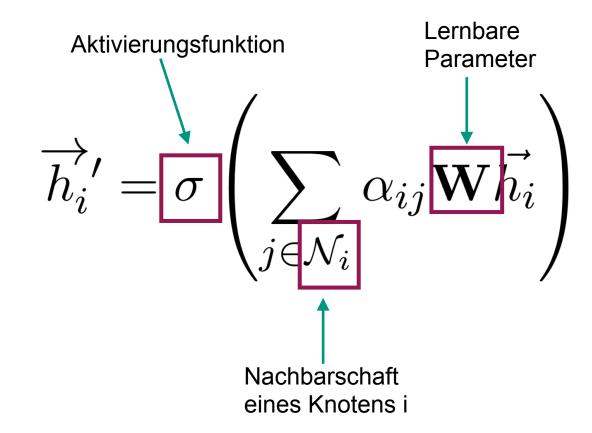
Erweiterungen



### Motivation: Graph Neural Networks [1]







Motivation

 $\sum$ 

Methode

 $\sum$ 

Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen



# MiME: Multilevel Medical Embedding of Electronic Health Records for Predictive Healthcare [2]



- Vorhersage von Herzversagen
- Mehrstufiges Lernen von Features auf Basis der Graphstruktur
- Deutliche Verbesserung der Vorhersagegüte
- Privater Datensatz mit inhärenter Graphstruktur





Methode



Umsetzung



Ergebnisse

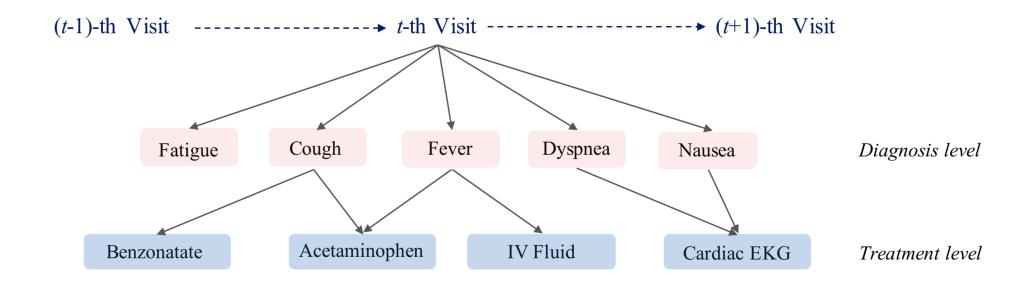


Erweiterungen



# MiME: Multilevel Medical Embedding of Electronic Health Records for Predictive Healthcare









#### **METHODE**



- Graphstruktur ist in den meisten EHR Datensätzen unbekannt
- Annahme, dass Graphstruktur trotzdem existiert
- Ziel: Erlernen der Graphstruktur
- Anwendung von GNNs oder MiME auf Basis der erlernten Graphstruktur





Methode



Umsetzung



Ergebnisse

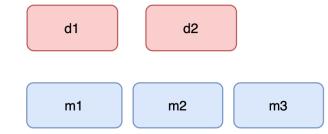


Erweiterungen





- Jeder Krankenhausaufenthalt wird als hierarchischer Graph G modelliert
- Adjazenzmatrix A beschreibt Kanten
- Beispiel:
  - Diagnosen: {d1, d2}
  - Verabreichte Medikamente: {m1, m2, m3}









Umsetzung



Ergebnisse

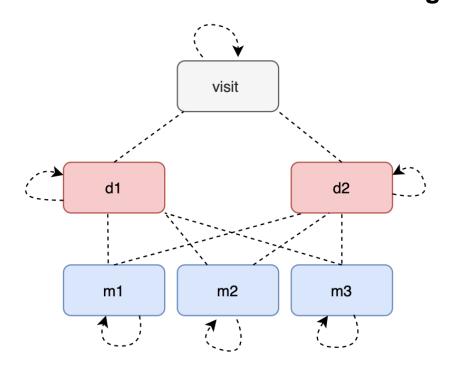


Erweiterungen





# Fragestellung: Welches Medikament wurde für welche Diagnose verschrieben ?

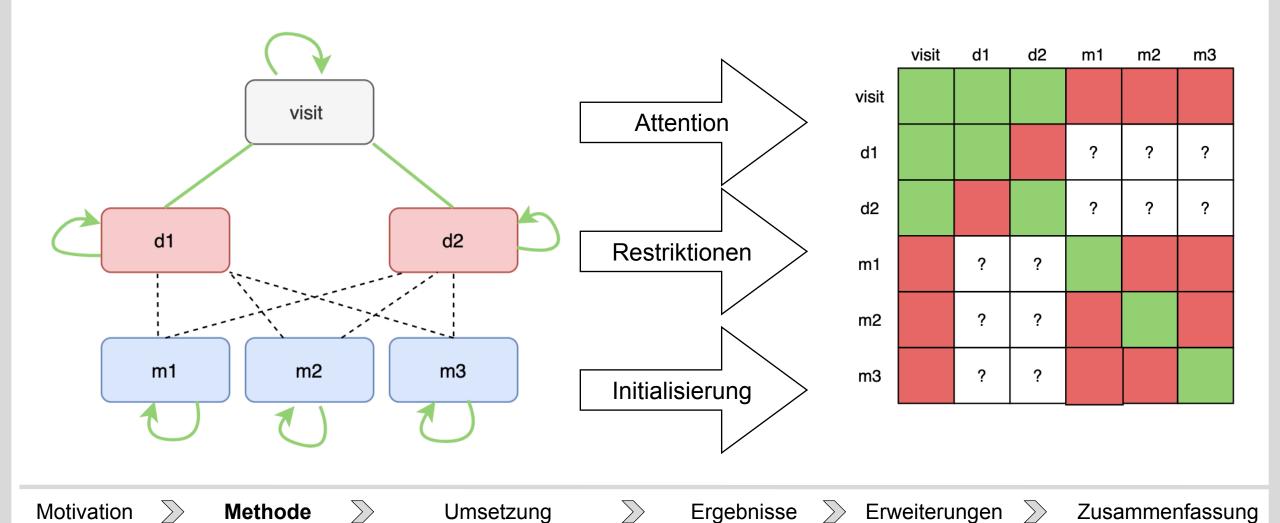


	visit	d1	d2	m1	m2	m3
visit	?	?	?	?	?	?
d1	?	?	?	?	?	?
d2	?	?	?	?	?	?
m1	?	?	?	?	?	?
m2	?	?	?	?	?	?
m3	?	?	?	?	?	?

Motivation  $\supset$  Methode  $\supset$  Umsetzung  $\supset$  Ergebnisse  $\supset$  Erweiterungen  $\supset$  Zusammenfassung

12







- Erlernen von Kantengewichten mit Attention
- Restriktionen
- Initialisierung mit bedingten Wahrscheinlichkeiten
- Finden von Vektorrepraesentationen
- Vorhersagen





Methode



Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen





#### **UMSETZUNG**

### Premier Healthcare Database [5]



- Premier Healthcare Database: Eine der umfangreichsten EHR Datenbanken aus den USA
- Datensatz aus dem Jahr 2006
- Mehr als 1 Mio. Krankenhausbesuche



Methode



**Umsetzung** 



Ergebnisse



Erweiterungen



#### **Premier Healthcare Database**



- Anwendung verschiedener Filter
  - Reduktion des Datensatzes auf knapp 900.000 Patienten
- Unbalancierter Datensatz
  - ~ 3.3% der Patienten sind verstorben
  - Zufälliges Undersampling der Klasse der nicht verstorbenen Patienten
  - Reduktion des Datensatz auf ~ 50.000 Patienten





Methode



**Umsetzung** 



Ergebnisse



Erweiterungen



# Baseline Modelle: Logistische Regression



- Keine Graphstruktur
- Keine automatisches Erlernen von Repräsentationen

Ist ein neuronales Netz hilfreich bei der der Aufgabenstellung?

Ist die Graphstruktur hilfreich bei der der Aufgabenstellung?





Methode



**Umsetzung** 



Ergebnisse



Erweiterungen



# Baseline Modelle: GCT ohne Initialisierung mit bedingten Wahrscheinlichkeiten



- Erlernen der Graphstruktur
- Gleichverteilte Initialisierung der Adjazenzmatrix

Welchen Nutzen hat die Initialisierung mit bedingten Wahrscheinlichkeiten für GCT?

Spielt die Initialisierung überhaupt eine Rolle?





Methode



**Umsetzung** 



Ergebnisse



Erweiterungen





## **Training und Evaluierung**

- Unterteilung des Datensatzes in Train, Validation und Test set (8:1:1)
- Training/Evaluierung von GCT und den Baselines auf Train/Validation set
- Prediction auf dem Test set
- Vergleich der AUC-ROC der Modelle





Methode



**Umsetzung** 



Ergebnisse



Erweiterungen



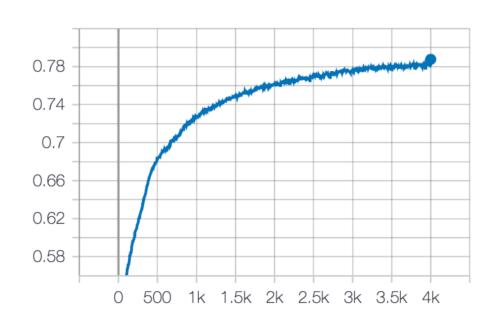


#### **ERGEBNISSE**

# Ergebnisse: GCT mit Initialisierung



#### **AUC-ROC**



AUC-ROC auf dem Validation Set: 78.2 %

AUC-ROC auf dem Test Set: 78.8 %

Training iterations

GCT: AUC-ROC auf dem Validation Set während des Trainings

Motivation  $\supset$  Methode  $\supset$  Umsetzung  $\supset$  Ergebnisse  $\supset$  Erweiterungen  $\supset$  Zusammenfassung

## Interpretation der Ergebnisse



Modell	AUC-ROC (Test Set)
Logistische Regression	80.0 %
GCT ohne Initialisierung	78.2 %
GCT mit Initialisierung	78.8 %

- Logistische Regression liefert das beste Ergebnis
- GCT mit und ohne Initialisierung liefern ähnliche Ergebnisse

Motivation  $\supset$  Methode  $\supset$  Umsetzung  $\supset$  Ergebnisse  $\supset$  Erweiterungen  $\supset$  Zusammenfassung

23



### Interpretation der Ergebnisse

- Logistische Regression ist fuer die Aufgabenstellung besser geeignet als ein neuronales Netz
- Die Graphstruktur hat keinen deutlichen Nutzen für die Vorhersage der Mortalität
- Weitere Untersuchungen sind notwendig, um GCT als Methode zu beurteilen





Methode



Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen





# Erweiterungsmöglichkeiten von GCT

- Training und Validierung auf weiteren Train/Test Divisionen
- Umfangreiche Hyperparameter Optimierung
- Umgang mit unbalancierten Klassen
- Erweiterung von GCT auf andere Fragestellungen
- Weitere Informationen in die Graphstruktur einbetten





Methode



Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen



# Zusammenfassung



- GCT als Vorhersagemodell für Mortalität
- Keine deutlichen Verbesserungen
- ABER: Potential für weitere Anwendungen
- Weitere Untersuchungen notwendig
- Zahlreiche Erweiterungen denkbar



26



Methode



Umsetzung



Ergebnisse



Erweiterungen





#### Literatur

- [1] Petar Velickovic, Guillem Cucurull, Arantxa Casanova, Adriana Romero, Pietro Li`o, and Yoshua Bengio. Graph attention networks. https://arxiv.org/abs/ 1710.10903, 2017.
- [2] Edward Choi, Cao Xiao, Walter F. Stewart, and Jimeng Sun. Mime: Multilevel medical embedding of electronic health records for predictive healthcare. https://arxiv.org/abs/1810.09593v1, October 2018.
- [3] Edward Choi, Zhen Xu, Yujia Li, Michael W Dusenberry, Gerardo Flores, Yuan Xue, and Andrew M Dai. Graph convolutional transformer: Learning the graph- ical structure of electronic health records. arXiv preprint arXiv:1906.04716, 2019.
- [4] Jay Alammar. The illustrated transformer [blog post on jalammar]. http://jalammar.github.io/illustrated-transformer/, 2018.
- [5] Kaiming He, Xiangyu Zhang, Shaoqing Ren, and Jian Sun. Premier healthcare database: Data that informs and performs. https://www.premierinc.com, 2015.
- [6] Nitish Shirish Keskar and Richard Socher. Improving generalization performance by switching from adam to sgd, 2017.



#### FRAGEN?