

Vortragsseminar

Aktuelle Themen des Smart Computing

Stefan Lüdtkke

Lehrstuhl Mobile Multimediale Informationssysteme

Visual & Analytic Computing

Universität Rostock



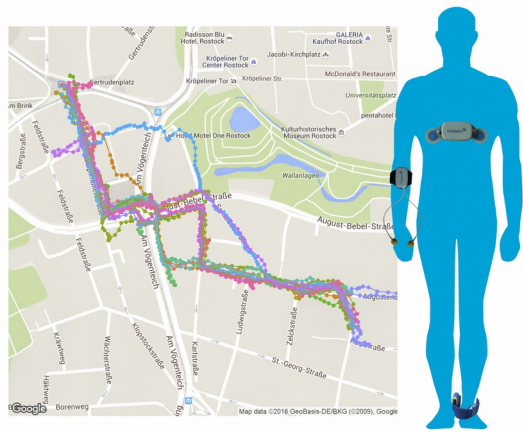
MMIS Forschungsziel

- Methoden der KI und des maschinellen Lernens für die Erkennung von
 - Aktivitäten
 - Intentionen
 - Plänen
- menschlicher Protagonisten
- auf Basis verrauschter und mehrdeutiger Sensordaten
- Leitbild: situationsadaptive, subsidiäre Assistenz
 - Subsidiarität: Unterstützung nur dann, wenn benötigt
 - keine **Verdrängung** vorhandener Kompetenzen durch Assistenz
 - Situationsadaptivität:
 - Unterstützung des vom Protagonisten gewählten Handlungsplans
 - keine **Bevormundung** durch Vorgabe normativer Handlungspfade

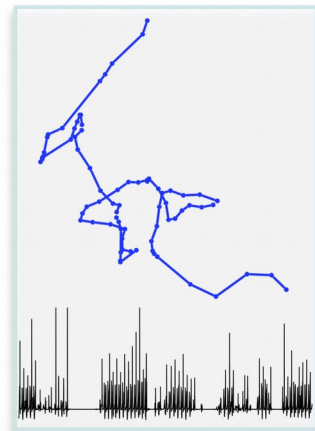


Computational Behavior Analysis

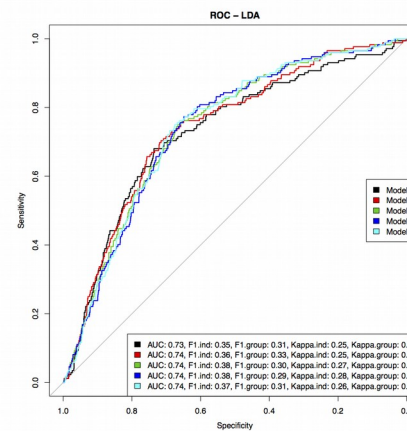
- Schwerpunkt auf sensorgestützte Analyse von Alltagsverhalten bei MmD
- Methodische Grundlage für ICT-basiertes Assessment für RWE
- Basis für Just in Time Adaptive Interventions



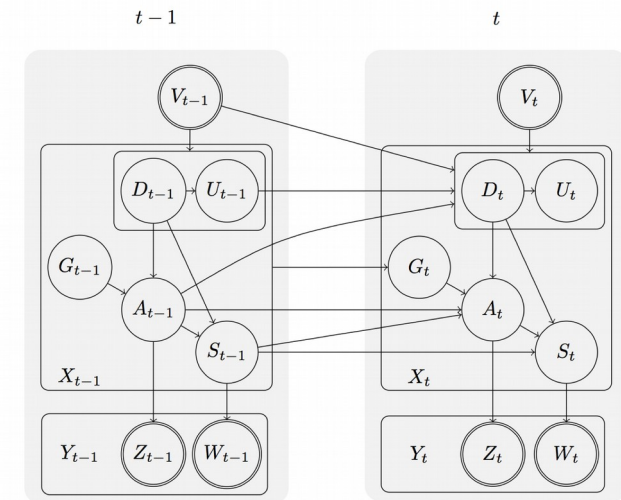
Wearable instrumentation



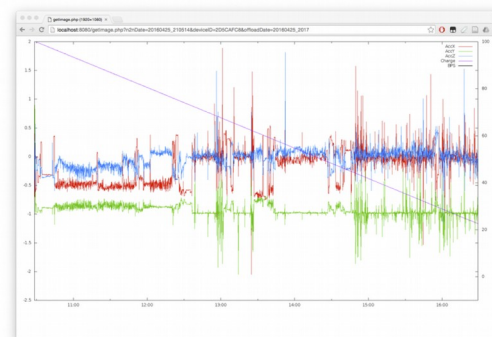
High-dimensional feature space



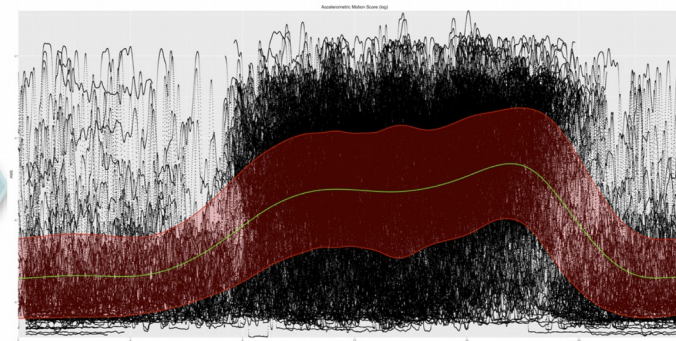
Classifier AUC: 0.74



Bayesian filter using Computational Behavior Models
(Krüger et al., PloS ONE, 2014
Nyolt et al. Int. J Approx. Reas., 2015)



Accelerometric Motion Score



Class.	AD	HC
AD	22	3
HC	1	20
	acc 0.91	
	sens 0.96	
	spec 0.87	

(Kirste et al., J Alz Dis, 2014)

Vortragsseminar

- Selbständiges Erarbeiten und Präsentieren eines wissenschaftlichen Themas
- Beinhaltet
 - Schriftliche Ausarbeitung („Paper“)
 - Ausarbeitung Präsentation
 - Vorstellung Präsentation

Aufwand: 90 Stunden

- 20h Erarbeiten Textverständnis (2.5 Vollzeit-Tage [d])
- 40h Erstellen Ausarbeitung (5d)
- 16h Erstellen Präsentation (2d)
- 4h Einüben Präsentation (1/2d)
- 8h Seminararteilnahme (1d)
- 4h Seminarvorbereitung (1/2d)
(diese und nächste Veranstaltung)

Organisatorisches

- Bei Interesse: Erst- und Zweitwunsch für ein Thema an stefan.luedtke2@uni-rostock.de bis TBD
- Dann möglichst bald Termin mit Betreuer vereinbaren!
- Während des Semesters: schriftliche Ausarbeitung
- Zweistufiges Verfahren: Abgabe, Review, Überarbeitung, finale Abgabe
- Ende des Semesters: Vorträge als Blockveranstaltung, live oder als Videokonferenz je nach Situation

Zeitplan

- Bis TBD - Entscheidung für ein Thema (Erst- und Zweitwunsch an stefan.luedtke2@uni-rostock.de)
- TBD - Abgabe 1. Version der schriftl. Ausarbeitung
- TBD - Abgabe der Reviews
- TBD - Finale Abgabe schriftl. Ausarbeitung
- TBD - Vorträge als Blockveranstaltung, online oder als Videokonferenz

Vorgaben

- **Ausarbeitung**

- LaTeX + Bibtex
- ca. 3000 Worte (ca. 20000 Zeichen), 8 Seiten reiner Text
 - (Abbildungen + Literaturverzeichnis kommen hinzu)
 - Für eine Person: die Hälfte
- Elsevier Preprint Style + Elsevier Bibstyle
- D.h.: mind. 1–2 Seiten / d
- Sprache der Ausarbeitung : wahlweise Deutsch oder Englisch

- **Präsentation**

- LaTeX Beamer Style
- 1/2 – 1 Folie pro Minute
- d.h. mind. 7.5–15 Folien / d

- **Vortrag**

- 20 Minuten (für 1 Person: 15 Minuten) + Diskussion
- Sprache: Englisch oder Deutsch

Themen

Vergabe-Prozedur

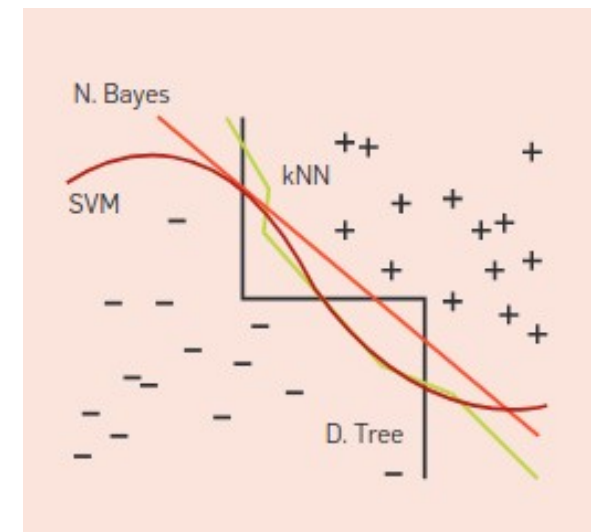
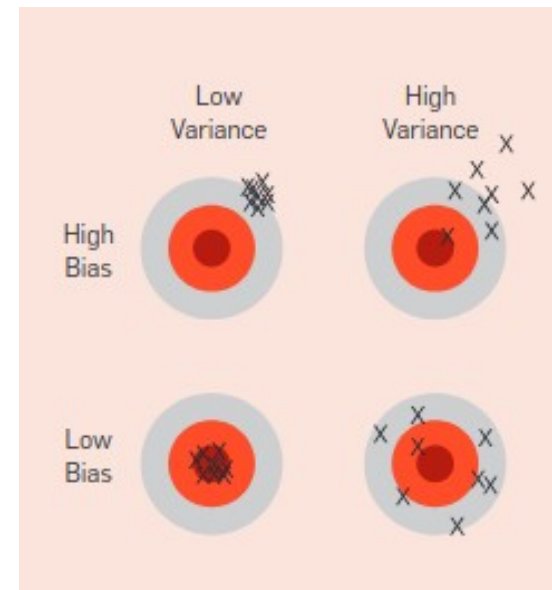
- E-Mail an stefan.luedtke2@uni-rostock.de bis TBD
- Erst- und Zweitwunsch
- Einzel- oder Partnerarbeit
- Aufteilung der Themen soweit möglich, bei Konflikten wird zuerst eingegangene E-Mail berücksichtigt
- Benachrichtigung über Themen am TBD
- Dann möglichst bald Termin mit Betreuer vereinbaren!

A few useful things to know about machine learning

Literatur:

Domingos, Pedro. "A few useful things to know about machine learning." Communications of the ACM 55.10 (2012): 78-87.

- Problem: Korrekte Anwendung von ML-Methoden erfordert signifikantes Erfahrungswissen und Intuition
- In diesem Seminarthema sollen einige der typischen Fallstricke dargestellt werden



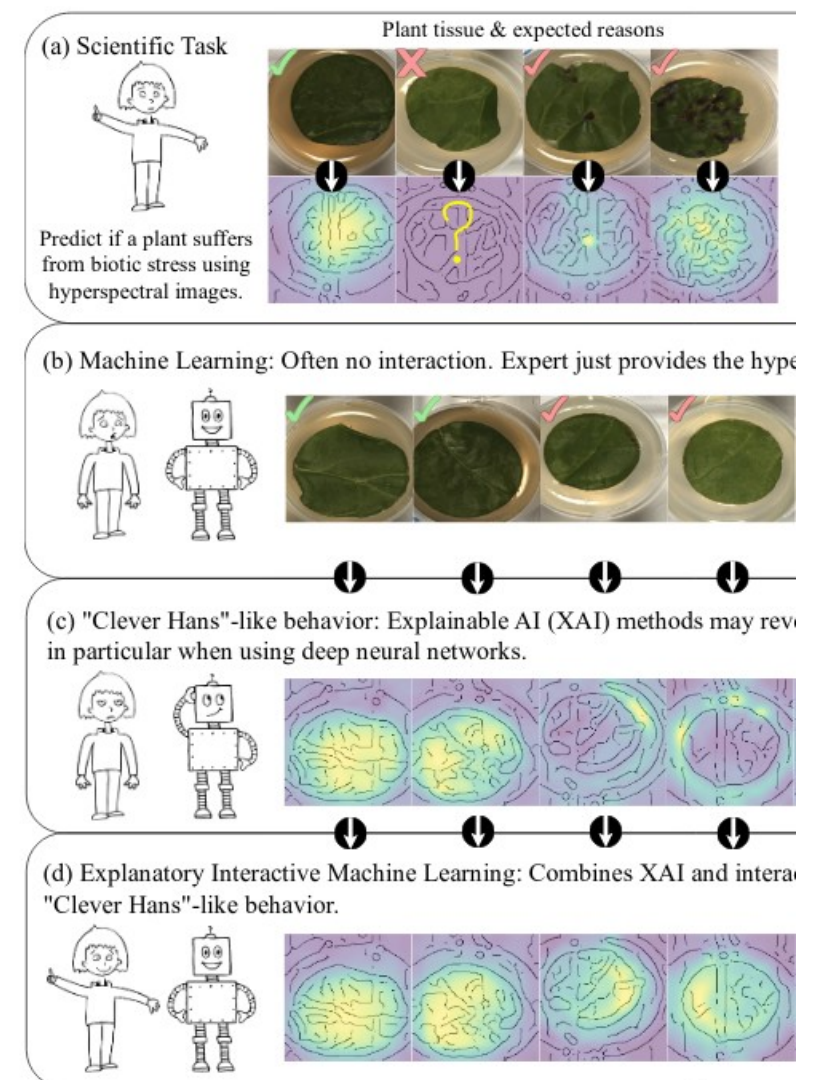
Making deep neural networks right for the right scientific reasons by interacting with their explanations

Literatur:

Schramowski, Patrick, et al. "Making deep neural networks right for the right scientific reasons by interacting with their explanations." *Nature Machine Intelligence* 2.8 (2020): 476-486.

- Problem: Neuronale Netze können irrelevante Merkmale lernen
- Berühmte Urban Legend dazu:
 - Neuronales Netz soll lernen, Panzer in Bildern zu erkennen
 - Lernt stattdessen, sonniges Wetter von regnerischem Wetter zu unterscheiden → Alle Bilder von Panzern wurden bei Regen aufgenommen...
- Wie können solche Fehler vermieden werden?

Betreuer: stefan.luedtke2@uni-rostock.de



Generative Adversarial Set Transformers

Literatur:

Karl Stelzner, Kristian Kersting, and Adam R. Kosiorek. "Generative Adversarial Set Transformers."

- Wie können neuronale Netze sinnvoll mit Mengen (statt geordneten Sequenzen) als Eingabe umgehen?

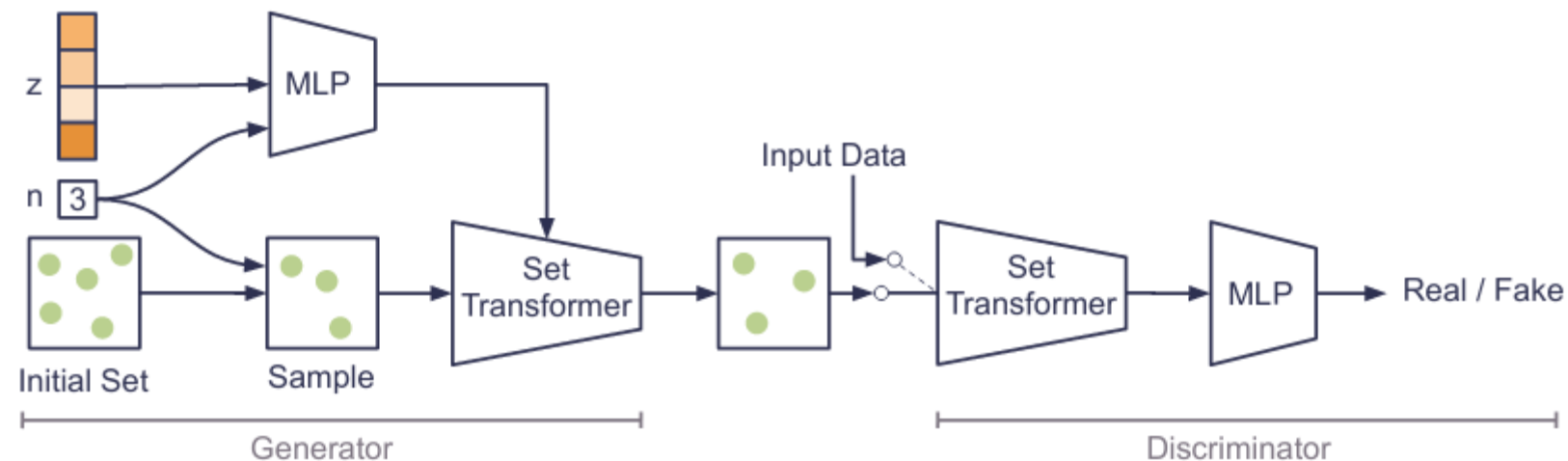


Figure 1. Overview of the generative adversarial set transformer (GAST).

Multistep-ahead time series prediction

- **Authors:** H Cheng, PN Tan, J Gao, J Scripps. Report and presentation in English
- **Book title:** Pacific-Asia Conference on Knowledge Discovery and Data Mining
- **Supervisor:** hima.areti@uni-rostock.de
- **Key objectives:**
 - What is Multi-state prediction and the corresponding error accumulation problem with Multi-state prediction.
 - The other alternative strategies proposed in paper (Independent value prediction and Parameter prediction)
 - Comparison of all three strategies.

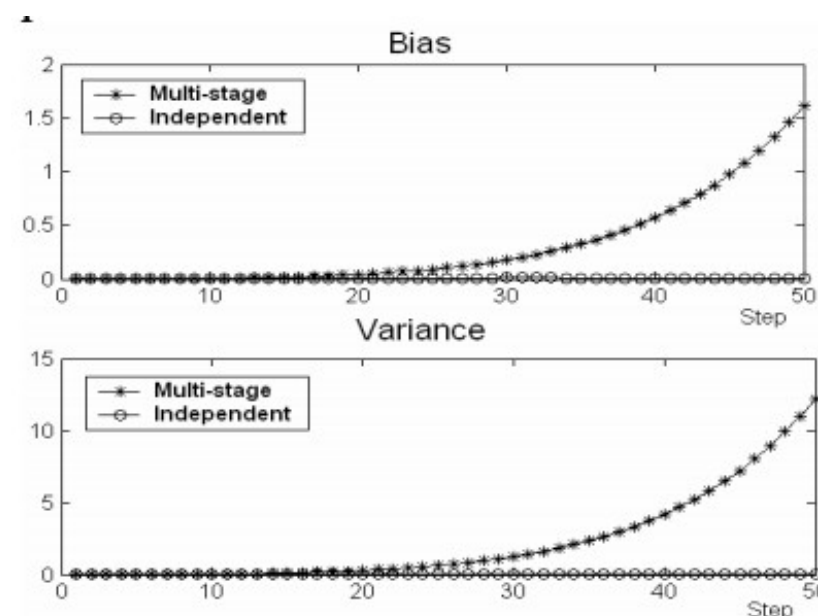


Fig. 2. Bias and variance for MLR

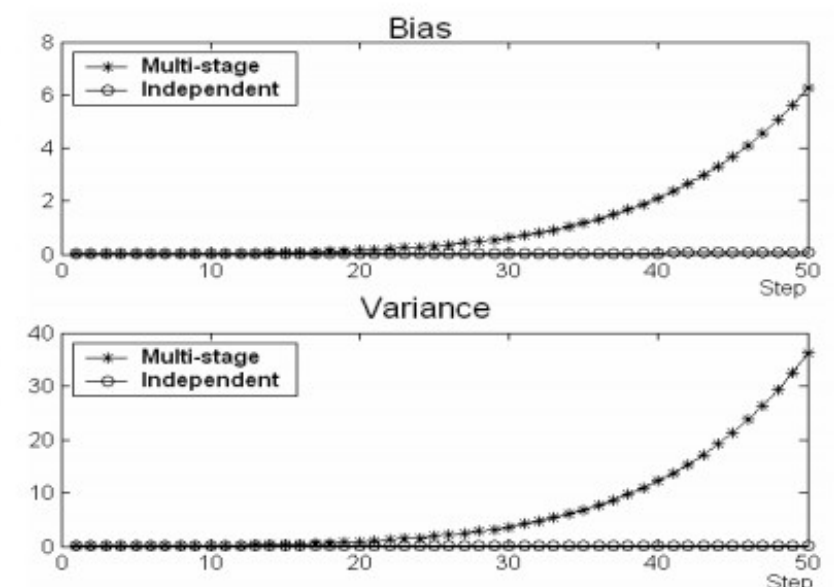


Fig. 3. Bias and variance for HMM/MLR

On the Complexity and Approximation of Binary Evidence in Lifted Inference

- **Authors:** G Van den Broeck, A Darwiche
- **Book Title:** Advances in Neural Information Processing Systems.
- **Supervisor:** hima.areti@uni-rostock.de
- **Key objectives:**
 - What is lifted inference and how it benefits the inference process.
 - How the incorporation of conditional probability on evidence affects the performance of lifted inference.
 - How the approximation of evidence by a low-rank Boolean matrix factorization helps to speedup lifted inference.

Report and presentation in English

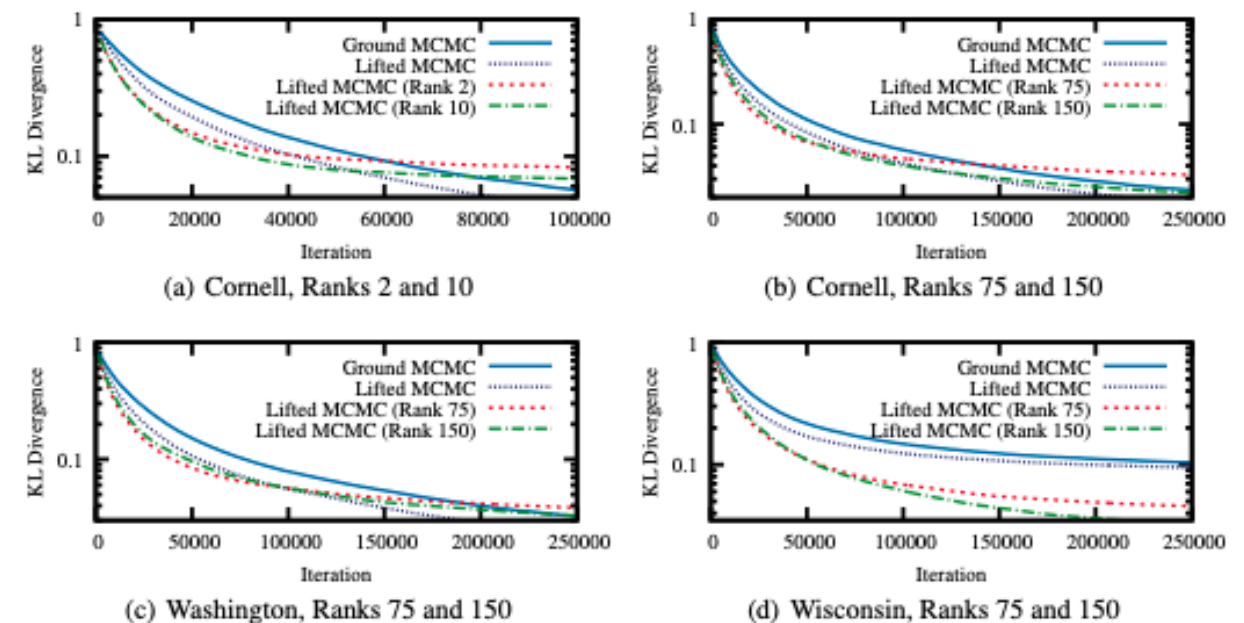


Figure 4: Error for different low-rank approximations of WebKB, in KLD from true marginals.

Physics Informed Deep Learning (Part I): Data-driven Solutions of Nonlinear Partial Differential Equations

- **Authors:** M Raissi, P Perdikaris, GE Karniadakis Report and presentation in English
- **Journal:** arXiv preprint arXiv:1711.10561
- **Supervisor:** hima.areti@uni-rostock.de
- **Key objectives:**
 - What is Physics-Informed Neural Network (PINN) .
 - How to configure loss function of PINN framework for a given problem and how different it is from traditional loss functions?
 - How much flexible the PINN framework for any new governing laws?
 - Drawbacks and limitations of PINN.

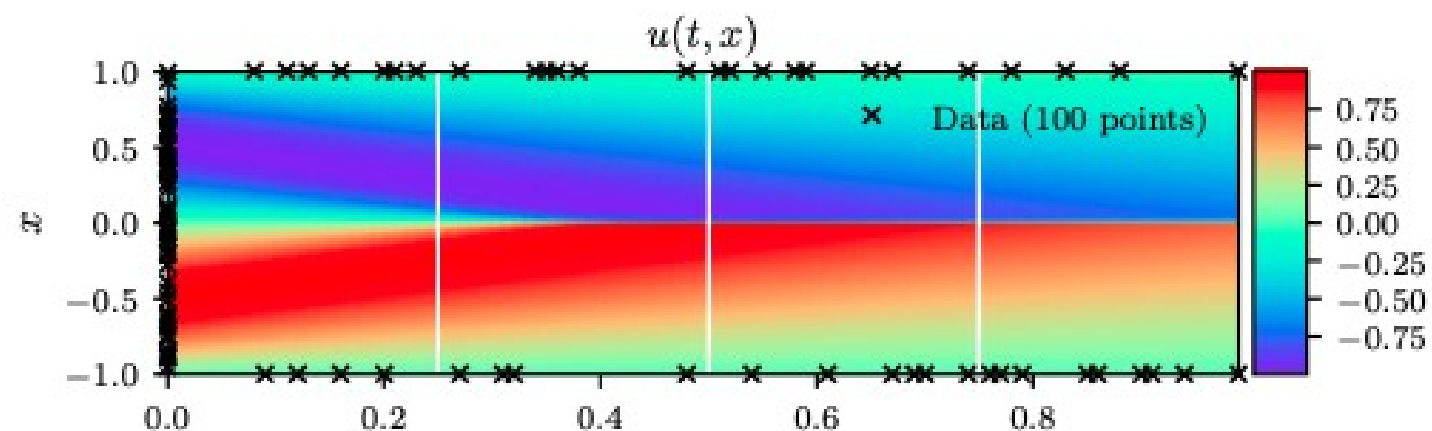


Figure 1: Burgers' equation: Predicted solution $u(t, x)$ along with the initial and boundary training data.

Effects of Comparative Feedback from a Socially Assistive Robot

- **Literature:**

Swift-Spong, Katelyn, et al. "Effects of comparative feedback from a socially assistive robot on self-efficacy in post-stroke rehabilitation." *2015 IEEE International Conference on Rehabilitation Robotics (ICORR)*. IEEE, 2015.

- **Problem:**

- Socially Assistive Robots
- Effects of Feedback
- Limitation

Report and presentation in English

Supervisor: syed.zafar@uni-rostock.de

Robot-assisted Therapy in Stroke Rehabilitation

- **Literature:**

Chang, Won Hyuk, and Yun-Hee Kim. "Robot-assisted therapy in stroke rehabilitation." *Journal of stroke* 15.3 (2013): 174.

- **Problems:**

- What are robot-assisted therapies
- Types of robot-assisted therapies
- Comparison
- Limitations

Report and presentation in English

Supervisor: syed.zafar@uni-rostock.de

Social Assistive Robots for Rehabilitation

- **Literature:**

Matarić, Maja J., et al. "Socially assistive robotics for post-stroke rehabilitation." *Journal of NeuroEngineering and Rehabilitation* 4.1 (2007): 5.

- **Problems:**

- What are Socially Assistive Robots (SAR)
- Use of SAR for rehabilitation
- Comparison of socially assistive robots
- Limitation

Report and presentation in English

Supervisor: syed.zafar@uni-rostock.de

Socially-Assistive Robots and Cognitive Training

- **Literature:**

- Tsiakas, Konstantinos, Maher Abujelala, and Fillia Makedon. "Task engagement as personalization feedback for socially-assistive robots and cognitive training." *Technologies* 6.2 (2018): 49.

- **Problems:**

- What is personalization
- Why personalization is important
- Reinforcement Learning
- Limitation

Report and presentation in English

Supervisor: syed.zafar@uni-rostock.de