

Bachelor-/Master-Thesis Studiengang

# Dynamische Modellierung mit PINNs

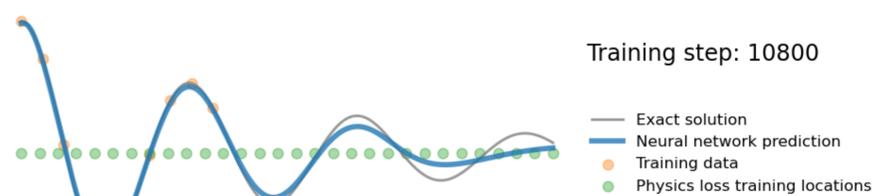
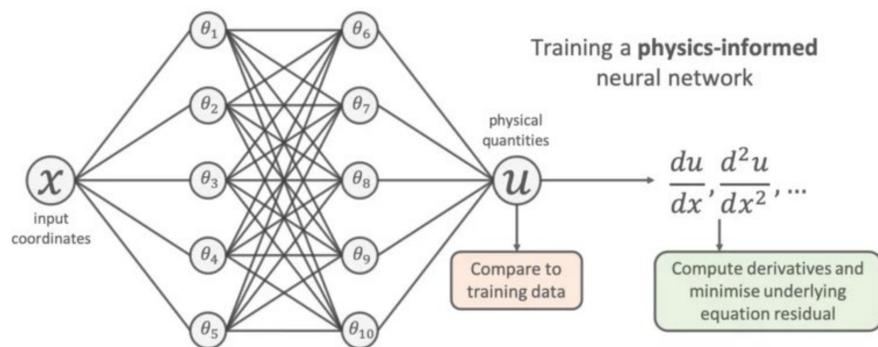


Abb. 1: Das Konzept eines PINNs. Die Ableitung vom neuronalen Netz ermöglicht zusätzliche Bedingungen für das Training.

Abb. 2: Das PINN kann mit wenig Datenpunkten trainiert werden.

## Problemstellung

Die präzise Modellierung von thermo-fluid Anwendungen mit Modelica kann sehr daten- und rechenintensiv sein. Ein Ansatz, dies zu lösen, sind Physics-Informed Neural Networks (PINNs). Es soll ein leicht gedämpfter Einmasseschwinger mit einem PINN modelliert werden.

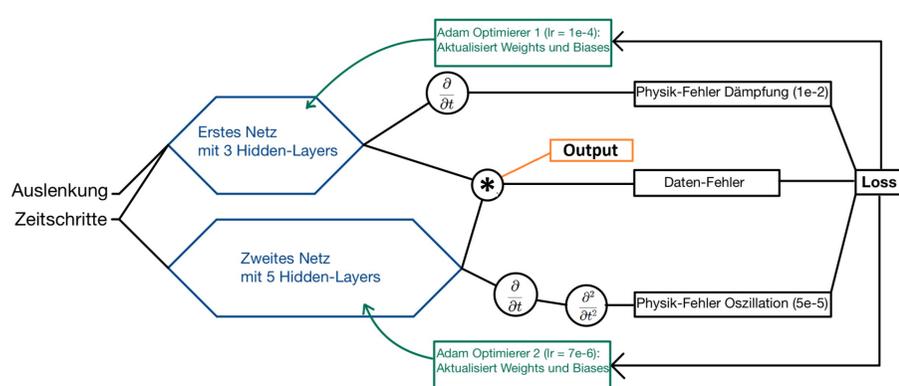


Abb. 3: Trainingsablauf mit variierenden Auslenkungen

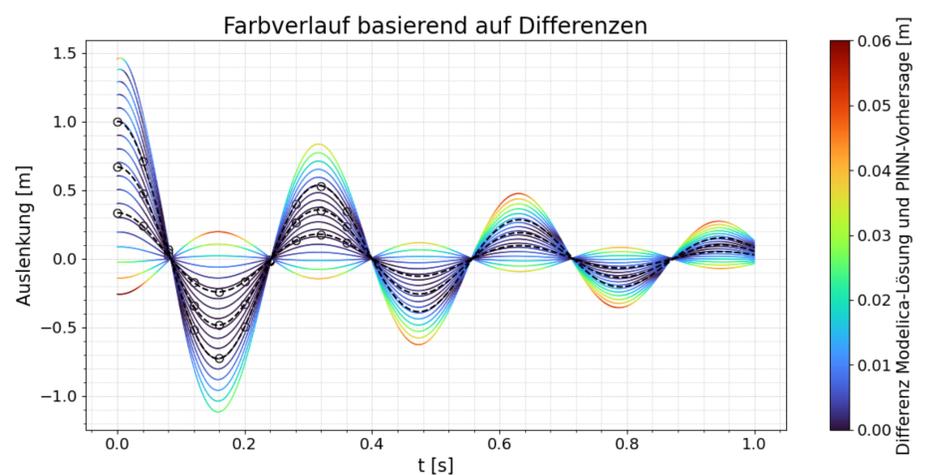


Abb. 4: Abweichungen der PINN-Vorhersage

## Lösungskonzept

Durch die Literaturrecherche und die praktische Anwendung eines PINN auf einen leicht gedämpften Einmasseschwinger konnten erste Erfahrungen gesammelt sowie grundlegende Konzepte, Vorteile und Nachteile von PINNs untersucht werden.

## Ergebnisse

PINNs integrieren physikalische Gesetze in maschinelles Lernen, stehen aber vor Herausforderungen wie Genauigkeit und Zuverlässigkeit. Experimente zeigten gute Vorhersagen im Trainingsbereich, jedoch Genauigkeitsverluste bei kleineren Auslenkungen.

### Richard Kaiser

Hauptbetreuer:  
Joshua Brun

Experte:  
Dr. Schlienger Joel

Kooperationspartner:  
CC FNUM

Platzhalter Firmenlogo