



GEORG-AUGUST-UNIVERSITÄT
GÖTTINGEN

Fakultät für
Physik Φ
 $[q,p]=i\hbar$

Bachelorarbeit

Vorhersage raumzeitlicher Dynamik mittels Reservoir Computing

Predicting spatio-temporal dynamics using reservoir computing

angefertigt von

Roland Simon Zimmermann

aus Recklinghausen

am Max-Planck-Institut für Dynamik und Selbstorganisation

Bearbeitungszeit: 1. Juni 2017 bis 15. September 2017

Erstgutachter/in: Prof. Dr. Ulrich Parlitz

Zweitgutachter/in: Prof. Dr. Florentin Wörgötter

Zusammenfassung

Hier werden auf einer halben Seite die Kernaussagen der Arbeit zusammengefasst.

Stichwörter: Physik, Bachelorarbeit

Abstract

Here the key results of the thesis can be presented in about half a page.

Keywords: Physics, Bachelor thesis

Inhaltsverzeichnis

1. Einführung	1
2. Theorie	3
2.1. Modelle des Herzens	3
2.1.1. Barkley Modell	3
2.1.2. Mitchell-Schaeffer Modell	5
2.2. Klassische Methoden	6
2.2.1. Delay Reconstruction	7
2.2.2. Nächster Nachbar Vorhersage	7
2.2.3. Radiale Basisfunktionen	10
2.3. Neuronale Netzwerke	12
2.4. Echo State Network	14
2.4.1. Aufbau	14
2.4.2. Theoretischer Hintergrund	17
2.4.3. Trainingsvorgang	19
3. Anwendungen	23
3.1. Allgemeines Vorgehen	24
3.1.1. Echo State Network	27
3.1.2. Klassische Methoden	28
3.2. Kreuz-Prädiktion	28
3.2.1. Nächste Nachbar Vorhersage	29
3.2.2. Radiale Basisfunktionen	32
3.2.3. Echo State Network	35
3.2.4. Vergleich	36
3.3. Prädiktion der Dynamik durch das Fernfeld	38
3.3.1. Nächste Nachbar Vorhersage	39
3.3.2. Radiale Basisfunktionen	40

Inhaltsverzeichnis

3.3.3. Echo State Network	40
3.3.4. Vergleich	41
3.4. Kreuz-Prädiktion innere Dynamiken	43
3.4.1. Nächste Nachbar Vorhersage	44
3.4.2. Radiale Basisfunktionen	45
3.4.3. Echo State Network	46
3.4.4. Vergleich	49
4. Fazit	53
5. Danksagungen	55
Anhang	57
A. Tabellen	59
B. Abbildungen	61
C. Mathematische Ausführungen	67
C.1. Beweisskizze: Stabilitätskriterium	67
C.2. Laufzeitanalyse	68
D. Programmüberblick	71

Nomenklatur

Symbol	Bedeutung
N	Anzahl der Einheiten im Reservoir \mathbf{W}
α	Verlustrate des <i>Leaky Integrators</i>
λ	Parameter für den Lernvorgang mittels <i>Tikhonov Regularisierung</i> .
$\rho(\mathbf{W})$	Spektralradius von \mathbf{W}
$\sigma(\mathbf{W})$	Singulärwert von \mathbf{W}
ν_{max}	Maximalwert des hinzugefügten Rauschens $\nu(n)$ für die Erhöhung der Stabilität.
σ	
$\Delta\sigma$	
σ_{RBF}	Breite der gaußschen Basisfunktion
δ	Dimension der Delay Reconstruction
$[\cdot ; \cdot]$	Vertikales Aneinanderfügen von Vektoren/Matrizen

1. Einführung

Im Zuge der fortschreitenden technologischen Weiterentwicklung wurden Wissenschaftler mit neuen Methoden ausgestattet, um Herzen zu untersuchen. So ist es möglich bei sogenannten *in vitro* Experimenten ein Herz außerhalb des eigentlichen Körpers schlagen zu lassen, um sein Verhalten studieren zu können. Dabei wird die Dynamik des Herzmuskels durch unterschiedliche Ionenarten beeinflusst. Diese erzeugen sowohl im Inneren als auch auf der Oberfläche des Herzens eine Spannung. Mit den aktuellen Techniken ist es möglich bei solchen Experimenten die mechanische Kontraktion des Herzen und auch den Spannungsverlauf auf der Oberfläche zu messen. Doch Informationen über die Ströme und Spannungen im Innersten des Herzens sind aufgrund der erschwerten Zugänglichkeit kaum messbar. Ebenso können kaum Ströme einzelner bestimmter Ionenarten vermessen werden.

Im Rahmen dieser Arbeit wird versucht eine Möglichkeit zu geben, um sowohl die im Inneren auftretenden Spannungen als auch weitere schwer messbare (verborgene) Systemvariablen zu approximieren. Es werden Methoden des *Machine Learning* (maschinelles Lernen) verwendet. Dafür wird das *Reservoir Computing* anhand der *Echo State Networks* angewendet und anschließend mit klassischen, bereits länger bestehenden, Methoden verglichen. Dies sind die Approximation mittels der *nächsten Nachbarn* und *radialer Basisfunktionen*.

Da die Anwendung solcher Techniken auf echte Messdaten mit einigen Hindernissen verbunden ist, werden zuerst zwei Modellsysteme betrachtet. Diese Modelle sind in der Vergangenheit entwickelt worden, um eine mathematische Beschreibung der Funktionsweise der Herzen zu geben und ihre Dynamiken zu beschreiben. In dieser Arbeit werden das *Barkley*- und das *Mitchell-Schaeffer*-Modell untersucht. Diese Modelle gehören zu der Klasse der *erregbaren Medien* und zeigen raumzeitliches Chaos.

1. Einführung

Zu Beginn wird ein theoretischer Überblick in Kapitel 2 gegeben. Dort werden zunächst die beiden verwendeten Modelle eingeführt und beschrieben, und im Anschluss die beiden klassischen Methoden vorgestellt. Darauffolgend wird in Kapitel 2.4 die Technik der *Echo State Networks* eingeführt und beschrieben. In Kapitel 3 werden diese Ansätze nun an drei verschiedenen Szenarien getestet. Zuerst wird eine verborgene Variable auf Grundlage einer gemessenen Variable approximiert in Kapitel 3.2. Danach werden die Ansätze genutzt um die Qualität der gemessenen Spannungsverläufe in 3.3 zu erhöhen. Darauffolgend wird in Abschnitt 3.2 die Spannung im Inneren eines solchen Systems vorhergesagt.

Die einzelnen Ansätze sind in der Programmiersprache PYTHON 3.5.2 implementiert. Zusätzlich werden die Bibliotheken NUMPY und SCIPY zur Berechnung genutzt. Die graphischen Darstellungen werden mithilfe der Bibliothek MATPLOTLIB angefertigt. Der dadurch angefertigte Quellcode ist auf GITHUB unter der Adresse https://github.com/FlashTek/rcp_bachelor_thesis einzusehen. Der schriftlichen Ausführung ist er zudem auf einer CD beigelegt.

2. Theorie

Zu Beginn der Arbeit werden zunächst die zwei Modelle zur Beschreibung der Herz-dynamik eingeführt, auf die die verschiedenen Ansätze angewendet werden. Im An-schluss daran werden zunächst die theoretischen Grundlagen der klassischen Methoden der *nächsten Nachbar* Vorhersage und der *radialen Basisfunktionen* zusammen-gefasst. Darauffolgenden wird der Ansatz des *Reservoir Computings* eingeführt und theoretisch anhand der *Echo State Networks* beschrieben.

2.1. Modelle des Herzens

Zur Beschreibung der Herzdynamik existieren verschiedene Modelle. In dieser Arbeit werden das *Barkley*- und das *Mitchell-Schaeffer*-Modell verwendet. Diese sollen nun vorgestellt werden.

2.1.1. Barkley Modell

Das *Barkley*-Modell, welches 1990 von Dwight Barkley vorgestellt wurde, ist ein System aus gekoppelten Reaktionsdiffusionsgleichungen. Dies sind partielle Differentialgleichungen (*PDE*) zweiter Ordnung welche einen Diffusionsterm besitzen. Das *Barkley*-Modell beschreibt ein erregbares und oszillierendes Medium. Das Mo-dell besteht aus zwei Variablen $u(t)$, $v(t)$ die den *PDEs*

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t} &= D \cdot \nabla^2 u + \frac{1}{\epsilon} (1 - u) \left(u - \frac{v + b}{a} \right) \\ \frac{\partial v}{\partial t} &= u^\alpha - v, \end{aligned} \tag{2.1}$$

unterliegen. Dabei ermöglicht $\alpha = 1$ dem System *periodische* Wellenmuster auszu-bilden und $\alpha = 3$ bedingt ein *chaotisches* Verhalten. Im Folgenden wir stets der Fall $\alpha = 3$ betrachtet. Die Variable $u(t)$ durchläuft hierbei eine schnellere Dynamik als

2. Theorie

die hemmende Variable $v(t)$ [1, 4]. Das Modell kann genutzt werden um die Dynamik der Herzgewebes zu beschreiben. Dabei nimmt die Variable u die Rolle einer Membranspannung ein.

Die Parameter ϵ, b und a charakterisieren das Verhalten des Systems und werden in der gesamten folgenden Arbeit nach [1] als

$$\begin{aligned} a &= 0.8, \\ b &= 0.01, \\ \epsilon &= 0.02 \end{aligned}$$

festgelegt.

Zudem wird das Modell in dieser Arbeit in zwei Dimensionen betrachtet, sodass $u(t, x, y)$ und $v(t, x, y)$ skalare zeitabhängige Felder sind.

Zur Simulation des System werden zunächst die *PDEs* zeitlich mit einem Zeitschritt Δt und örtlich mit einer Gitterkonstante Δx diskretisiert. Zur Beschreibung des Diffusionstermes wird eine fünf-Punkte Methode

$$\nabla^2 u(t)_{i,j} \simeq \frac{u(t)_{i-1,j} + u(t)_{i+1,j} + u(t)_{i,j-1} + u(t)_{i,j+1} - 4u(t)_{i,j}}{\Delta x^2} =: \Sigma(t)_{i,j} \quad (2.2)$$

nach [1] verwendet. Dabei stehen die tiefergestellten Indizes für den diskretisierten Ort der *x-y-Ebene*. Für kleine Zeitschritte Δt ist ein *explizites Eulerverfahren*

$$\begin{aligned} u(t+1)_{i,j} &= u(t)_{i,j} + \Delta t \cdot \frac{\partial u}{\partial t}, \\ v(t+1)_{i,j} &= v(t)_{i,j} + \Delta t \cdot \frac{\partial v}{\partial t} \end{aligned} \quad (2.3)$$

mit

$$\begin{aligned} \frac{\partial u}{\partial t}_{i,j} &= D \cdot \Sigma(t)_{i,j} + \frac{1}{\epsilon} (1 - u(t)_{i,j}) \left(u(t)_{i,j} - \frac{v(t)_{i,j} + b}{a} \right) \\ \frac{\partial v}{\partial t}_{i,j} &= u(t)_{i,j}^3 - v(t)_{i,j} \end{aligned} \quad (2.4)$$

ausreichend genau. Im Folgenden wird zudem, in Analogie zu [4], die Diffusionskonstante auf $D = 1/25$, die Gitterkonstante auf $\Delta x = 0.1$ und die Zeitkonstante auf $\Delta t = 0.01$ gesetzt. Die raumzeitliche Dynamik des Systems ist in Form der u -Variable im Anhang in Abbildung B.1 dargestellt..

2.1.2. Mitchell-Schaeffer Modell

Das *Mitchell-Schaeffer*-Modell ist ebenso wie das *Barkley*-Modell ein System aus gekoppelten partiellen Differentialgleichungen. Es wurde vorgeschlagen, um eine phänomenologisches Beschreibung der Aktionspotentiale auf der Membran von Herzzellen zu liefern. Das Modell wird durch die Membranspannung $v(t)$ und eine Kontrollvariable $h(t)$, welche das Verhalten der beteiligten Ionenkanäle steuert, definiert. Hierbei wird die Spannung als dimensionslose Größe dargestellt, die Werte zwischen 0 und 1 annehmen kann [17].

Diese Dynamik wird durch die Gleichungen

$$\begin{aligned} \frac{\partial v}{\partial t} &= \nabla \cdot (D \nabla v) + \frac{hv^2(1-v)}{\tau_{in}} - \frac{v}{\tau_{out}}, \\ \frac{\partial h}{\partial t} &= \begin{cases} \frac{1-h}{\tau_{open}}, & \text{wenn } v \leq v_{gate} \\ \frac{-h}{\tau_{close}}, & \text{wenn } v \geq v_{gate} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.5)$$

beschrieben. Dabei stehen die Parameter $\tau_{in}, \tau_{out}, \tau_{open}, \tau_{close}$ für Zeitkonstanten, welche die Form des Aktionspotentials modifizieren. Die ersten beiden Konstanten beschreiben die Geschwindigkeit, mit der die Ionen durch die Membran strömen, und die letzten beiden die Geschwindigkeit mit der sich die verantwortlichen Ionenkanäle öffnen beziehungsweise schließen. Zusätzlich stellt die Konstante v_{gate} eine Grenzspannung dar. Beim Über- und Unterschreiten dieser Grenze ändert sich der jeweilige Zustand der Ionenkanäle, indem $h(t)$ angepasst wird. Im Rahmen dieser Arbeit werden, soweit keine anderen Angaben vorhanden sind, die Parameter durch die Werte aus Tabelle 2.1 in Analogie zu [17] festgesetzt. Dabei ist allerdings τ_{open} auf 20 [2, S. 134ff.] reduziert worden, da mit dieser Wahl ein chaotischeres Verhalten, ähnlich zum *Barkley*-Modell, erzeugt wird. Dies erschwert die mögliche Vorhersage der Entwicklung, wodurch eine anspruchsvolle Herausforderung erzeugt wird.

τ_{in}	τ_{out}	τ_{open}	τ_{close}	v_{gate}
0.3	6.0	20	150	0.13

Tab. 2.1.: Verwendete Zeitkonstanten und Grenzspannung v_{gate} für die Betrachtung des *Mitchell-Schaeffer Modells*

Der erste Summand der zeitlichen Ableitung von v beschreibt ein Diffusionsver-

2. Theorie

halten, welches durch die Diffusionskonstante D beschrieben wird [20].

Die meisten, auf zellulärer Ebene aufgestellten, Gleichungen haben eine hohe Komplexität. Hierdurch werden numerische Berechnungen sehr aufwendig. In der Herleitung dieses Modells sind einige vereinfachende Annahmen eingeflossen, wodurch die Komplexität und somit auch der numerische Aufwand reduziert worden sind. Trotz des phänomenologischen Charakters des *Mitchell-Schaeffer Modells* besitzen die Parameter eine physiologische Interpretation. Zudem ist es in der Lage wichtige Eigenschaften des Aktionspotentials im Vergleich zu anderen Modellen gut wiederzugeben [20].

Analog zu der Betrachtung des *Barkley Modells* sind für die numerische Betrachtung die beiden *PDEs* erneut in einem expliziten Verfahren mittels

$$\begin{aligned} \frac{\partial v}{\partial t}_{i,j} &= D \cdot \Sigma(t)_{i,j} + \frac{h(t)_{i,j} v(t)_{i,j}^2 (1 - v(t)_{i,j})}{\tau_{in}} - \frac{v(t)_{i,j}}{\tau_{out}} \\ \frac{\partial h}{\partial t}_{i,j} &= \begin{cases} \frac{1-h(t)_{i,j}}{\tau_{open}}, & \text{wenn } v(t)_{i,j} \leq v_{gate} \\ \frac{-h(t)_{i,j}}{\tau_{close}}, & \text{wenn } v(t)_{i,j} \geq v_{gate} \end{cases} \end{aligned} \quad (2.6)$$

diskretisiert worden. Dabei drückt $\Sigma(t)_{i,j}$ analog zu der obigen Betrachtung die Diskretisierung des Laplace-Operators angewandt auf $v(t)$ aus. Im Folgenden werden die Integrationskonstanten $\Delta x = 0.1, \Delta t = 0.01$ und die Diffusionskonstante $D = 5 \times 10^{-3}$ genutzt. Die raumzeitliche Dynamik des Systems ist in Form der v -Variable ebenfalls im Anhang in Abbildung B.2 dargestellt.

2.2. Klassische Methoden

Als nächstes sollen nun die bisherigen Ansätze auf dem Gebiet der (raum)zeitlichen Vorhersage vorgestellt werden. Hierzu wird zuerst die Technik der *Verzögerungskoordinaten* eingeführt, welche die Grundlage der Methoden der *nächsten Nachbar-Vorhersage* und der *radialen Basisfunktionen* bildet.

2.2.1. Delay Reconstruction

Die *Delay Reconstructions* (Verzögerung-Konstruktionen) können benutzt werden um Zeitreihen zu analysieren und den Phasenraum des ursprünglichen Systems zu rekonstruieren. Hierbei wird ein Signal $s(t)$ an diskreten Zeitpunkten betrachtet, so dass sich das diskrete Signal $s_n = s(n\Delta t)$ ergibt. Eine *Delay Reconstruction* erzeugt hieraus ein Signal, in welchem die Informationen δ vorheriger Zeitpunkte mit dem Abstand τ enthalten sind. Somit wird eine höhere dimensionale Zeitreihe $\vec{z}_n \in \mathbf{R}^\delta$ durch

$$\vec{z}_n = (s_{n-(\delta-1)\tau}, s_{n-(\delta-2)\tau}, \dots, s_n) \quad (2.7)$$

konstruiert. Bei einer ausreichend hohen Wahl der Rekonstruktionsdimension m ist es hiermit möglich den Phasenraum des Attraktors zu rekonstruieren. Für die Wahl der Verzögerungszeit τ gibt es keine rigorose mathematische Definition oder Beschreibung, sondern es existieren verschiedene Ansätze zur Ermittlung des optimalen Wertes. Ein populärer Ansatz, welcher in dieser Arbeit verwendet besteht darin τ durch das Auffinden der ersten Nullstelle von der Autokorrelationsfunktion

$$AUC(\tau) = \sum_l^{N-\tau} (s_l - \bar{s})(s_{l+\tau} - \bar{s}) \quad (2.8)$$

zu ermitteln. Dies lässt sich dadurch motivieren, dass durch das hinzunehmen des Signals der Zeitreihe die um diesen Wert von τ verschoben ist, am meisten neue Information hinzugefügt wird, da die Selbstähnlichkeit des Signals am geringsten ist [12, 30 ff.]. Die so konstruierte höherdimensionale Zeitreihe beinhaltet somit also nicht nur Informationen über den aktuellen Zustand des Systems, sondern auch über die unmittelbare Vergangenheit. Dadurch können diese rekonstruierten Datenpunkte auch genutzt werden um das Verhalten dynamischer Systeme vorherzusagen. Hierfür werden im Folgenden zwei Methoden eingeführt.

2.2.2. Nächster Nachbar Vorhersage

Die erste Methode um mittels der zuvor konstruierten höherdimensionalen Zeitreihen Vorhersagen zu treffen ist die *nächste Nachbar*-Vorhersage (im Folgenden als NN-Ansatz abgekürzt). Das allgemeine Ziel *NN*-Vorhersage besteht darin den funktionalen Zusammenhang $F : X \rightarrow Y$ zu finden, welcher Daten der Menge $X \in \mathbb{R}^n$

2. Theorie

auf Elemente aus $Y \in \mathbb{R}^m$ eindeutig abbildet. Hierfür wird angenommen, dass die Funktion F lokal stetig ist. Zudem werden hierfür Daten benötigt, anhand derer der Zusammenhang erlernt werden kann. Die Anzahl dieser Trainingsdaten wird im Folgenden mit N bezeichnet.

Zu Beginn werden Paare $(\vec{x}, \vec{y}) \in X \times Y$ aus einem *Trainingsdatensatz* gebildet und eine Suchstruktur über die x -Werte gebildet. Nun kann diese Struktur genutzt werden, um für ein gegebenes \vec{x} den wahrscheinlichsten Wert \vec{y} zu suchen. Hierfür werden, unter der Annahme der lokalen Stetigkeit, die Datenpunkte $\vec{x}_1, \dots, \vec{x}_k$ aus der zuvor angelegten Suchstruktur ausgewählt, welche den geringsten Abstand $d(\vec{x}, \vec{x}_i)$ zu \vec{x} besitzen.

Diesen k Datenpunkten ist jeweils ein eindeutiger Wert \vec{y}_i zuvor zugeordnet werden. Damit kann nun eine Approximation für den zu \vec{x} gehörigen Wert \vec{y} erstellt werden, indem beispielsweise ein gewichteter Mittelwert der \vec{y}_i genutzt wird. Hierzu kann jedem der k nächsten Nachbarn (\vec{x}_i, \vec{y}_i) ein Gewicht $w_i(\vec{x})$ nach

$$w_i(\vec{x}) = \frac{v_i}{\sum_j v_j}, \text{ mit } v_i = \frac{1}{\|\vec{x}_i - \vec{x}\|}$$

zugeordnet werden. Diese Definition erfüllt $\sum_i w_i = 1$ und ordnen zudem fernen Nachbarn ein geringeres Gewicht zu. Die dabei auftretende Norm $\|\cdot\|$ wird im Folgenden als euklidisch angenommen, sofern keine weiteren Angaben existieren. Somit ergibt sich für die gewichtete Vorhersage

$$F(\vec{x}) = \vec{y} = \sum_i^k \vec{y}_i \left(\sum_j \frac{\|\vec{x}_i - \vec{x}\|}{\|\vec{x}_j - \vec{x}\|} \right)^{-1}. \quad (2.9)$$

Der Schlüssel in der Bewältigung einer solchen Aufgabe liegt hauptsächlich in der Art und Weise, wie die k nächsten Nachbarn gesucht werden. Hierbei wird im Folgenden ein naiver Ansatz ebenso wie der Algorithmus K-D-TREE betrachtet. Bei dem naiven Ansatz (*brute force*) werden die nächsten Nachbarn aus dem unsortierten Trainingsdatensatz durch pures Ausprobieren aller möglichen Punkte ermittelt.

k-d-tree

Ein K-D-TREE ist eine Spezialform eines Binärbaumes, und eine oftmals genutzte Methode um Suchvorgänge in Datenstrukturen durchzuführen. Das zugrundeliegende Prinzip eines solchen Baumen ist, dass wenn der Punkt P_1 weit entfernt von P_2

liegt, aber P_3 nahe an P_2 liegt, so folgt daraus, dass P_1 und P_3 weit voneinander entfernt liegen müssen. Durch eine solche Argumentation muss bei einem solchem Suchvorgang die Distanz zweier Punkte seltener berechnet werden, wodurch Rechenzeit eingespart werden kann.

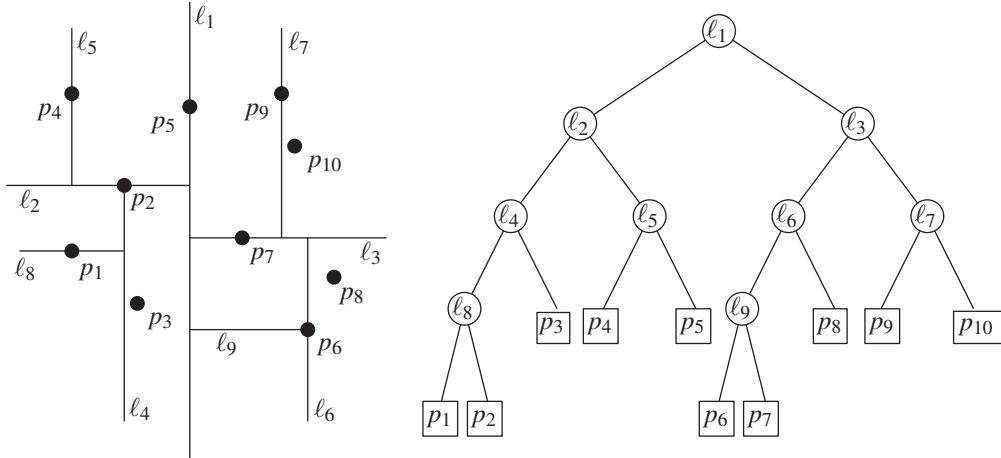


Abb. 2.1.: Exemplarische Darstellung eines K-D-TREES für $d = 2$ Dimensionen. In der linken Hälfte ist die graphische Interpretation der Aufteilung und in der rechten der Aufbau des entstehenden Baumes zu finden [7]. Der in der i -ten Iteration bestimmte Median ist als l_i eingetragen. An jeder Astgabelung werden die Elemente falls sie kleiner als der Median l_i sind in den linken und ansonsten in den rechten Zweig einsortiert.

Der Suchvorgang besteht aus zwei Phasen. Zuerst wird die Aufbauphase des Baumes durchgeführt, bei der die Trainingsdaten einsortiert und damit ein Suchindex erzeugt wird. Anschließend folgt die Suchphase, bei der der zuvor erstellte Suchindex nach dem nächsten Nachbarn durchsucht wird.

Add search path example to the graph?

In der Aufbauphase wird zuerst eine Dimensionen ausgewählt und der Median l_i der Daten in dieser Dimension bestimmt. Dieser Wert bildet eine Trennlinie, anhand derer die Punkte in zwei Mengen unterteilt werden, die entweder nur größere oder nur kleinere Elemente bezogen auf jene Dimension beinhalten. Die beiden Mengen bilden die ersten Äste des Baumes. Nun wird dieser Schritt rekursiv auf alle Äste angewendet, und die hierbei zum Vergleich genutzte Dimension iteriert [7]. Dieses Verfahren wird so lange wiederholt, bis eine bestimmte maximale Anzahl N_{max} an Knotenpunkten pro Ast erreicht wird. Ab dieser unteren Grenze wird das Erstellen

2. Theorie

des Binärbaumes beendet. Ab dieser Grenze benötigt der Zugriff auf die verschiedenen Elemente und das Aufteilen in neue Äste mehr Zeit, als das Berechnen der Abstände zwischen den verbleibenden N_{max} Knoten und dem Suchpunkt. Eine beispielhafte Darstellung des Verfahrens ist in Abbildung 2.1 zu finden.

Die Suchphase wird nun wieder rekursiv durchgeführt. Hierbei werden wieder iterierend die verschiedenen Dimensionen verglichen, und sich somit immer weiter im Suchbaum nach unten ein Weg gebahnt [7]. In der untersten Ebene, also wenn nur noch eine Suche zwischen maximal N_{max} Elementen durchgeführt werden muss, wird nun die *brute force*-Suche genutzt. In dieser Arbeit ist für alle Anwendungen diese Schwelle auf $N_{max} = 40$ gesetzt worden [19].

Diese Methode zeichnet sich durch eine Laufzeit aus, welche sich für einen einzelnen Suchvorgang wie $\mathcal{O}(\log(N))$ verhält [3]. Wird die Vorhersage für m Datenpunkte durchgeführt ergibt sich die Laufzeit zu $\mathcal{O}(m \log(N))$. Dies ist geringer, als die Laufzeit eines naiven Suchvorgangs, welche sich wie $\mathcal{O}(mN)$ verhält. Zusätzlich muss bei der Verwendung des K-D-TREES allerdings auch noch die Baumstruktur aufgebaut werden. Hierfür besteht eine ungefähre Laufzeit $\mathcal{O}(N \log(N))$. Zusätzlich besitzt die Laufzeit des K-D-TREES auch eine Abhängigkeit von der Dimensionalität d . Es hat sich gezeigt, dass wenn d hinreichend groß ist, die Vorteile geringer werden, und für hohe Dimensionalitäten ($\approx d > 20$) die Suche ineffizient abläuft [19].

2.2.3. Radiale Basisfunktionen

Eine weitere Methode um einen solchen funktionalen Zusammenhang $F : X \rightarrow Y$ zu finden, welcher Daten der Menge $X \in \mathbb{R}^n$ auf Elemente aus $Y \in \mathbb{R}^m$ eindeutig abbildet, bieten die *radialen Basisfunktionen* (im Folgenden als RBF abgekürzt) an. Auch hierfür Daten benötigt, anhand derer der Zusammenhang erlernt werden kann. Diese Trainingsdaten sollen im Folgenden aus N Datensätzen bestehen.

Bei diesem Ansatz wird die gesuchte Funktion F als Linearkombination aus vielen radialen Funktionen approximiert. Dafür werden l Elemente $\{\vec{x}_i\}, i = 1, \dots, l$ aus den Trainingsdaten ausgewählt und diese als so genannte *Zentren* $\{\vec{z}_i\}$ genutzt. Hiermit lassen sich die Funktionen als $\phi_i(\vec{x}) = \phi(\|\vec{x} - \vec{z}_i\|), i = 1, \dots, l$ darstellen [6]. Eine

mögliche Wahl der Basisfunktionen sind zum Beispiel Gaußfunktionen

$$\phi_i(\vec{x}) = \exp\left(-\frac{\|\vec{x} - \vec{z}_i\|}{\sigma_{RBF,i}^2}\right).$$

Die Linearkombination führt zu dem Ansatz

$$\vec{y} = F(\vec{x}) = \sum_{i=1}^l \vec{\omega}_i \phi_i(\|\vec{x} - \vec{z}_i\|), \quad (2.10)$$

wobei $\sigma_{RBF,i}$ für die Breite der i -ten Gaußfunktion steht. Die $\vec{\omega}_i \in \mathbb{R}^m$ stehen hierbei für die *Gewichtsvektoren* der einzelnen Basisfunktionen ϕ_i im Rahmen der Linearkombination.

Das Ziel besteht jetzt darin die Gewichtsvektoren ω_i approximativ zu bestimmen. Dafür werden zunächst drei Matrizen definiert, durch die das Problem ausgedrückt werden kann.

Die Matrix $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N \times m}$ repräsentiert die Funktionswerte der Abbildung und beinhaltet als Zeilen die N verschiedenen Funktionswerte \vec{y}_i der Trainingsdaten

$$\mathbf{Y} := \begin{pmatrix} y_{11} & \dots & y_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ y_{N1} & \dots & y_{Nm} \end{pmatrix}. \quad (2.11)$$

Die Matrix $\mathbf{\Omega} \in \mathbb{R}^{l \times m}$ beinhaltet dagegen als Zeilen die Gewichtsvektoren

$$\mathbf{\Omega} := \begin{pmatrix} \omega_{11} & \dots & \omega_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ \omega_{l1} & \dots & \omega_{lm} \end{pmatrix}. \quad (2.12)$$

Die dritte Matrix $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{N \times m}$ repräsentiert Anwendungen der radialen Basisfunktionen auf die Trainingsdaten

$$\mathbf{A} := \begin{pmatrix} A_{11} & \dots & A_{1m} \\ \vdots & & \vdots \\ A_{N1} & \dots & A_{Nm} \end{pmatrix}, \quad (2.13)$$

wobei die einzelnen Elemente als $A_{ij} := \phi_i(\|\vec{x}_i - \vec{y}_j\|)$ definiert sind.

2. Theorie

Damit lässt sich das Problem durch

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A} \cdot \boldsymbol{\Omega} \quad (2.14)$$

ausdrücken [6]. Da die Matrizen \mathbf{Y} und \mathbf{A} konstruiert sind, besteht die Aufgabe lediglich darin die Matrix $\boldsymbol{\Omega}$ der Gewichte zu ermitteln. Der naheliegende Ansatz, das direkte ermitteln der Inversen \mathbf{A}^{-1} stellt sich dafür aus ungeeignet heraus, da das Problem meistens überkonditioniert ist und die Matrix nicht quadratisch ist, wodurch keine Inverse gefunden werden kann. Stattdessen ist es geschickter das Problem als eine lineare Optimierungsaufgabe zu betrachten, bei der der Fehler $\|\mathbf{A}\boldsymbol{\omega}_i - \vec{y}_i\|^2$ minimiert werden soll.

Durch die Verwendung der *Moore-Penrose Pseudoinversen* \mathbf{A}' wird hierbei zugleich gewährleistet, dass die Lösung ausgewählt wird, die zudem auch die kleinsten Gewichte besitzt. Dies hilft den Effekt des *Overfittings* zu vermeiden [6]. Das *Overfitting* beschreibt den Effekt, dass das Vorhersage-Modell zu stark auf die Trainingsdaten angepasst ist, und das Verhalten nicht stark genug generalisiert. Dies ist an einem (deutlich) höheren Test- als Trainingsfehler zu erkennen.

Mit diesem Ansatz ergibt sich die Lösung zu

$$\boldsymbol{\Omega} = \mathbf{A}' \cdot \mathbf{Y}. \quad (2.15)$$

Um nun Funktionswerte vorherzusagen wird der Zusammenhang aus für die zuvor ermittelten Gewichte genutzt.

2.3. Neuronale Netzwerke

In den letzten Jahren hat die Technik der Neuronalen Netzwerke (Neural Networks) erneut stark an Popularität gewonnen. Dies liegt zum einen an der gestiegenen verfügbaren Rechenleistung und zum anderen an der Entwicklung hierfür notwendiger Algorithmen.

Allgemein lassen sich diese Netze in zwei große Gruppen aufteilen: die der *Feed Forward Neural Networks* und die der *Recurrent Neural Networks*, welche im Folgenden als FFNN respektive RNN bezeichnet werden.

Ein FFNN besteht aus mehreren Ebenen, welche jeweils aus verschiedenen nicht-

linearen Einheiten zusammengesetzt sind. Die erste dieser Ebenen wird zur Eingabe und die letzte zur Ausgabe eines Signals genutzt. Eine Schematische Darstellung ist im linken Teil der Abbildung 2.2 zu finden. Die Einheiten zweier benachbarter Ebenen sind mit individuellen Gewichten vollständig in Richtung der Ausgabe verbunden. Dies bedeutet, dass jedes Einheit x_i^n sein Signal an alle Einheiten der folgenden Ebene x_j^{n+1} mit einem individuellen Gewicht $w_{i \rightarrow j}^n$ weitergibt. Zwischen den Einheiten innerhalb einer Ebene bestehen keinerlei Verbindungen.

Damit ein solches Netzwerk Vorhersagen treffen kann, müssen die Gewichte in einem Trainingsvorgang angepasst werden. Dies wird durch den *Backpropagation*-Algorithmus erreicht. Dabei wird eine Kostenfunktion L minimiert. Dies wird erreicht, indem die Gewichte des Netzwerkes immer in die entgegengesetzte Richtung des Gradienten $\nabla_w L$ angepasst werden, wodurch versucht wird ein Minimum der zu L gehörigen Kostenlandschaft zu erreichen [5]. Solche FFNN eignen sich besonders gut zur Lösung von Klassifizierungsproblemen.

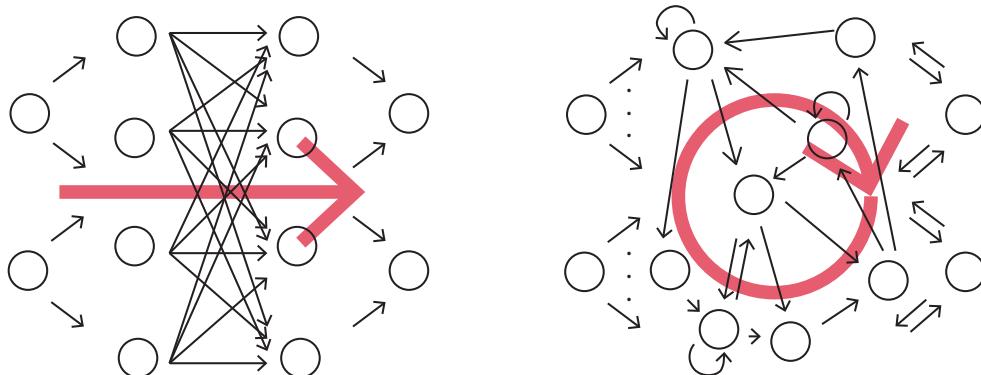


Abb. 2.2.: Schematische Darstellung eines FFNN mit vier Ebenen (links) und eines RNN (rechts) mit ihren jeweiligen Verbindungen und der Eingangs- und Ausgangsebene. Der Informationsfluss ist in rot eingetragen (nach [9]).

Ein RNN hat einen ähnlichen Aufbau, doch hier können alle Einheiten an alle anderen Einheiten Signale weitergeben und von diesen erhalten. Die schematische Struktur ist im rechten Teil der Abbildung 2.2 dargestellt. Hierdurch erhält das Netzwerk eine Art Gedächtnisfunktion, wodurch temporale Strukturen verarbeitet und berücksichtigt werden können. Dies kann die Vorhersage in bestimmten Anwendungsbeispielen wie der Text- und Sprachanalyse verbessern.

Ein Nachteil ist, dass zum Trainieren, aufgrund der rekurrenten Struktur, nicht mehr der einfache *Backpropagation*-Algorithmus genutzt werden kann, sondern

2. Theorie

eine für RNNs abgewandelte Form genutzt werden muss. Für den prominenteste Algorithmus werden die verschiedenen Zustände die das RNN im Laufe der Signal-Propagation annimmt nacheinander betrachtet und auf diese zeitliche Entwicklung anschließend der *Backpropagation*-Algorithmus angewendet. Diese Methode ist unter dem Namen *Backpropagation through Time* (BTT) bekannt. Sie ist zum einen rechenaufwendiger und zum anderen auch instabiler, da das Verschwindenden und auch das Explodieren des Gradienten der Kostenfunktion deutlich wahrscheinlicher als bei der gewöhnlichen *Backpropagation* ist [9, 18]. Da bei diesem Ansatz die Gewichte ebenfalls anhand des Gradienten der Kostenfunktion angepasst werden, wird der Algorithmus instabil, falls diese explodieren oder ineffizient, wenn sie verschwinden.

2.4. Echo State Network

Um die zuvor erwähnten Probleme der RNN zu umgehen, wurden als mögliche Lösung die ECHO STATE NETWORKS von H. Jäger vorgeschlagen [8]. Etwa zeitgleich wurde von W. Maas das Modell der *Liquid State Machines* vorgeschlagen. In diesem Modell steht der biologische Hintergrund im Fokus, doch sind die Ergebnisse denen der *Echo State Networks* (ESN) sehr ähnlich [16].

2.4.1. Aufbau

Ein ESN ist eine Spezialform eines RNNs. Hierbei wird eine auf dem ersten Blick eigenartige Entscheidung getroffen: Während des gesamten Trainingsvorganges werden die Verbindungen der einzelnen Einheiten größtenteils nicht verändert. Es wird versucht durch das *Echo* der vorherigen Signale, welche noch im Netzwerk gespeichert sind, diese Signale zu rekonstruieren - hieraus ergibt sich auch der Name [14]. Im Folgenden wird der Aufbau und anschließend die Funktionsweise eines solchen Netzwerkes nach [11] beschrieben.

Allgemein bildet das Netzwerk E ein zeitliches Signal $\vec{u}(n) \in \mathbb{R}^{N_u}$ auf eine zeitlich variable Ausgabe $\vec{y}(n) \in \mathbb{R}^{N_y}$ für die Zeiten $n = 1, \dots, T$ ab. Zudem besitzt das System ein sogenanntes *Reservoir* aus N nicht-linearen Einheiten. Der innere Zustand des Netzwerkes wird durch diese Einheiten beschrieben und als $s(n) \in \mathbb{R}^N$ bezeichnet.

Die Verbindungen der inneren Einheiten untereinander werden durch die Gewichtsmatrix $\mathbf{W} \in \mathbb{R}^{N \times N}$ beschrieben. Das Eingangssignal wird zusammen mit einem *Bias* $b_{in} \in \mathbb{R}$ durch die Matrix $\mathbf{W}_{in} \in \mathbb{R}^{N \times (N_u+1)}$ auf die inneren Einheiten weitergeleitet. Eine Rückkopplung zwischen Ausgabesignal und internen Einheiten wird durch die Matrix $\mathbf{W}_{fb} \in \mathbb{R}^{N \times N_y}$ ermöglicht. In Abbildung 2.3 ist der vollständige Struktur eines ESNs mit den Matrizen \mathbf{W}_{in} , \mathbf{W} , \mathbf{W}_{fb} und \mathbf{W}_{out} dargestellt.

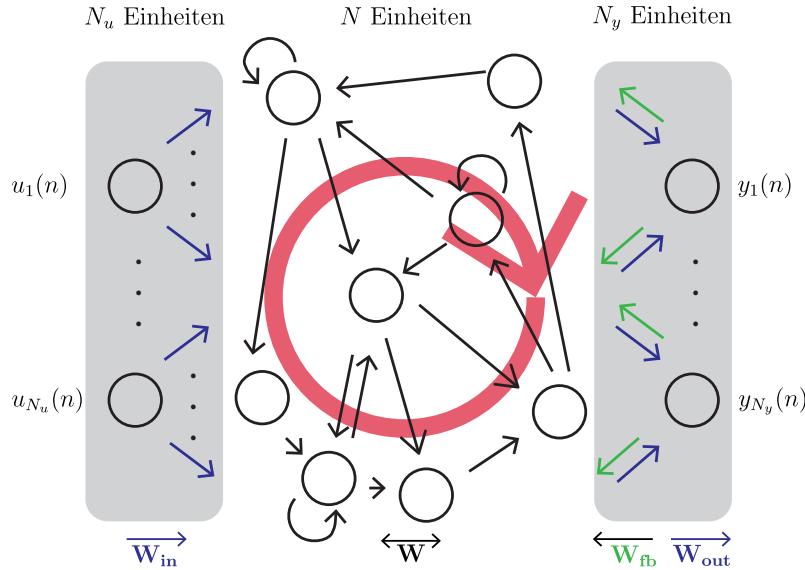


Abb. 2.3.: Schematische Darstellung eines ESN. Von links nach rechts durchläuft das Eingangssignal $u(n)$ erst N_u Eingangseinheiten, danach ein Reservoir mit N Einheiten, bis schließlich die Ausgabe $y(n)$ mittels N_y Ausgabeeinheiten gebildet wird. (nach [9, 15]).

Die zeitliche Entwicklung der inneren Zustände kann, motiviert durch ein gewöhnliches Neuron, durch die Zustandsgleichung

$$\vec{s}(n) = f_{in} (\mathbf{W}_{in}[b_{in}; \vec{u}(n)] + \mathbf{W}\vec{s}(n-1)). \quad (2.16)$$

bestimmt werden. Dabei ist f_{in} eine beliebige (meistens *sigmoid*-förmige) Transferfunktion, und $[\cdot; \cdot]$ das vertikale Aneinanderfügen von Vektoren beziehungsweise Matrizen bezeichnet. In dieser Arbeit wird die Transferfunktion $f_{in} = \tanh(\cdot)$ genutzt.

Bessere Ergebnisse lassen sich durch das Abändern der Zustandsgleichung zu

$$\vec{s}(n) = (1 - \alpha) \cdot \vec{s}(n-1) + \alpha \cdot f_{in} (\mathbf{W}_{in}[b_{in}; \vec{u}(n)] + \mathbf{W}\vec{s}(n-1)), \quad (2.17)$$

2. Theorie

erreichen. Für diese Zustandsgleichung wurde das Modell eines *Leaky Integrator Neurons* genutzt, wobei $\alpha \in (0, 1]$ die Verlustrate beschreibt. Für $\alpha = 1$ ergibt sich als Spezialfall ein gewöhnliches Neuron mit der oben beschriebenen Zustandsgleichung.

Da für manche Anwendungsfälle auch eine direkte Rückkopplung wünschenswert ist, kann das System noch um eine Ausgabe-Rückkopplung erweitert werden. Diese verbindet die Ausgabe erneut mit den inneren Einheiten durch die Matrix $\mathbf{W}_{\text{fb}} \in \mathbb{R}^{N \times N_y}$. Somit ergibt sich

$$\vec{s}(n) = (1 - \alpha) \cdot \vec{s}(n - 1) + \alpha \cdot f_{in}(\mathbf{W}_{\text{in}}[b_{in}; \vec{u}(n)] + \mathbf{W}\vec{s}(n - 1) + \mathbf{W}_{\text{fb}}\vec{y}(n)) \quad (2.18)$$

als Zustandsgleichung. Solche Rückkopplungen werden meistens nur benutzt um autonom arbeitenden Modelle zu erzeugen. Da dies für die Anwendungen in dieser Arbeit nicht gewünscht ist, wird im Folgenden die Rückkopplungsmatrix weggelassen.

Anhand der inneren Zustände lassen sich nun noch die sogenannten erweiterten inneren Zustände $x(n) = [b_{out}; \vec{s}(n); \vec{u}(n)] \in \mathbb{R}^{1+N+N_u}$ definieren, wobei b_{out} einen *Bias* für die Ausgabe darstellt.

Aus diesen erweiterten inneren Zuständen kann nun die Ausgabe $\vec{y}(n)$ konstruiert werden. Dies kann entweder im Sinne einer Linearkombination durch die Ausgangsmatrix $\mathbf{W}_{\text{out}} \in \mathbb{R}^{N_y \times (1+N+N_u)}$ oder durch andere nicht lineare Regressionsalgorithmen wie beispielsweise einer SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM) durchgeführt werden. Im Folgenden wird nur der Fall einer Linearkombination betrachtet, da sich für die anderen Methoden ein analoges Verfahren ergibt. In diesem Fall berechnet sich die Ausgabe mittels

$$\vec{y}(n) = f_{out}(\mathbf{W}_{\text{out}}\vec{x}(n)) = f_{out}(\mathbf{W}_{\text{out}}[b_{out}; \vec{s}(n); \vec{u}(n)]), \quad (2.19)$$

wobei f_{out} die Transferfunktion der Ausgabe ist. Für diese kann in den meisten Fällen (so auch in dieser Arbeit) die Identität $f_{out}(x) = x$ genutzt werden.

Während die Matrix \mathbf{W}_{out} durch den Trainingsvorgang bestimmt wird, werden die Matrizen \mathbf{W}_{in} und \mathbf{W} a priori generiert und festgelegt. Hierbei hat sich für das Generieren der Eingangsmatrix eine zufällige Anordnung von gleichförmig verteilt

ten Gleitkommazahlen zwischen -0.5 und 0.5 als geschickt herausgestellt. Falls ein Feedback gewünscht ist, also Gleichung (2.18) genutzt wird, wird \mathbf{W}_{fb} gleichartig konstruiert. Die innere Matrix \mathbf{W} wird ebenfalls zufällig generiert, doch soll diese zugleich dünnbesetzt sein. Zudem gibt es hierfür weitere Merkmale, die erfüllt sein sollen. Darauf wird in Abschnitt 2.4.2 genauer eingegangen.

2.4.2. Theoretischer Hintergrund

Um die mathematischen Eigenschaften beschreiben zu können, sind zuerst zwei Definitionen nötig [21].

Definition 1 (Kompatibler Zustand). *Sei $E : S \times U \rightarrow S$ ein ESN für den Zustandsraum S und den Raum U des Eingangssignals mit der Zustandsgleichung $\vec{s}(n+1) = F(\vec{s}(n), \vec{u}(n+1))$. Eine Folge von Zuständen $(\vec{s}(n))_n$ ist kompatibel mit der Eingangsfolge $(\vec{u}(n))_n$, wenn $\vec{s}(n+1) = F(\vec{s}(n), \vec{u}(n+1)), \forall n$ erfüllt ist.*

Definition 2 (Echo State Eigenschaft (ESP)). *Ein ESN $E : S \times U \rightarrow S$ besitzt die Echo State Eigenschaft genau dann wenn eine Nullfolge $(\delta(n))_{n \geq 0}$ existiert, sodass für alle Paare von Zustandsfolgen $(\vec{s}(n))_n, (\vec{s}'(n))_n$ die kompatibel mit der Eingangsfolge $(\vec{u}(n))_n$ sind gilt, dass $\forall n \geq 0 \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| < \delta_n$*

Das Vorliegen der *ESP* bedeutet anschaulich, dass nachdem das Netzwerk lang genug betrieben worden ist, der Zustand nicht mehr von dem beliebig gewähltem Anfangszustand abhängt. Stattdessen wird ein für das Signal und Netzwerk charakteristischer Zustand angenommen. Diese Eigenschaft ist notwendig, damit das ESN Vorhersagen treffen kann [9].

Nun stellt sich die Frage, wann ein Netzwerk diese Eigenschaft besitzt. Da die Gewichtsmatrix \mathbf{W} die internen Verbindungen beschreibt und somit einen sehr starken Einfluss auf die Dynamik hat, ist anzunehmen, dass die Eigenschaft hauptsächlich durch die Gewichtsmatrix \mathbf{W} bestimmt wird.

In den letzten Jahren sind drei verschiedene Kriterien für das Auftreten der *ESP* aufgestellt worden. Chronologisch ist zuerst bekannt gewesen, dass für einen Spektralradius $\rho(\mathbf{W}) > 1$ die Eigenschaft nicht auftreten kann, sofern $\vec{u}_n = 0$ möglich ist [8, 11]. Hieraus ergab sich lange Zeit die falsche Annahme, dass für Systeme mit $\rho(\mathbf{W}) < 1$ die Eigenschaft stets garantiert ist. Wie allerdings gezeigt werden konnte,

2. Theorie

ist dies nicht der Fall [21].

Darauffolgend ist die hinreichende Bedingung für die *ESP*

$$|1 - \alpha(1 - \sigma_{max}(\mathbf{W}))| < 1 \quad (2.20)$$

aufgestellt worden. Eine Beweisskizze der Herleitung dieser Bedingung ist in Anhang C.1 zu finden.

Darauf basierend ist eine weitere hinreichende Bedingung

$$\rho(\alpha|\mathbf{W}| + (1 - \alpha)\mathbf{I}) < 1 \quad (2.21)$$

hergeleitet worden. Wobei als Betrag der Matrix hier das elementweise Betragsnehmen gemeint ist. Diese Bedingung ist weniger einschränkend als Gleichung (2.20) [21].

Weitergehend hat sich in Experimenten gezeigt, dass eine dünnbesetzte Gewichtsmatrix \mathbf{W} zu reicherer Dynamiken innerhalb des Reservoirs führen kann. Dabei werden in der Literatur oftmals mehr als 80% der Einträge auf 0 gesetzt [8]. Eine solche dünnbesetzte Matrix bedeutet, dass nicht mehr jedes Neuron mit jedem anderen Neuron verbunden ist, sondern dass nur noch ein relativer Anteil ϵ dieser Verbindungen vorhanden ist. Da durch eine größere Anzahl an verschiedenen internen Dynamiken vielfältigere Funktionen besser approximiert werden können, kann die Vorhersagequalität durch einen Geringen ϵ Wert erhöht werden.

Darauf basierend kann nun eine Methode nach [21] angegeben werden, um die Gewichtsmatrix \mathbf{W} zu konstruieren:

1. Generiere zufällige Matrix \mathbf{W} mit $|\mathbf{W}| = \mathbf{W}$ bei der in jeder Zeile nur ϵ Einträge ungleich 0 sind.
2. Skaliere \mathbf{W} , sodass Gleichung (2.21) erfüllt ist.
3. Wechsel zufällig das Vorzeichen von ungefähr der Hälfte aller Einträge.

Statt dieser Vorschrift wurde zuvor oftmals \mathbf{W} zufällig generiert und anschließend nur $\rho(\mathbf{W})$ statt $\rho(|\mathbf{W}|)$ skaliert, was mitunter zu instabilen Systemen geführt hat.

Da allerdings auch für Systeme mit einem Spektralradius > 1 die *ESP* beobachtet werden kann für nicht verschwindende Eingänge \vec{u}_n , ist es ratsam auch effektive Spektralradien jenseits 1 auszuprobieren.

Zusätzlich zu diesen Eigenschaften wird die Dynamik des Reservoirs auch von dessen Größe N bestimmt. Es kann gezeigt werden, dass die Gedächtnisleistung eines Reservoirs stark von dieser abhängt. Somit ist es ratsam für Aufgaben, die eine lange Gedächtnisleistung benötigen, ein großes und für Aufgaben, die nur ein Kurzzeitgedächtnis benötigten, ein kleines Reservoir zu benutzen. [9]. Bei einer zu kleinen Wahl für N kann das Reservoir nicht die volle Dynamik des eigentlichen Systems wiedergeben. Bei einer zu großen Wahl von N kann das *Overfitting* auftreten: Dabei generalisiert das ESN die tatsächliche Dynamik des Systems nicht stark genug, so dass zwar ein geringer Trainingsfehler aber ein deutlich höherer Testfehler erreicht wird [9].

Write something
about runtime
complexity?

2.4.3. Trainingsvorgang

Nachdem der Aufbau des Netzwerkes beschrieben ist, ergibt sich nun die Frage, wie der Trainingsvorgang durchgeführt wird.

Hierfür wird für die Zeiten $n = 0, \dots, T_0$ das ESN mit dem Signal $\vec{u}(n)$ betrieben, wobei T_0 die *transiente Zeit* beschreibt. Hierdurch soll das System aus seinem zufällig gewähltem Anfangszustand in einen charakteristischen Zustand übergehen. Anschließend wird das System für Zeiten $n < T + T_0$ weiter betrieben und die erweiterten Zustände $\vec{x}(n)$ als Spalten in der *Zustandsmatrix* $\mathbf{X} \in \mathbb{R}^{(1+N_u+N) \times T}$ gesammelt. Analog dazu werden die gewünschten Ausgaben $\vec{y}(n)$ nach dem Anwenden der Inversen f_{out}^{-1} der Ausgabe-Transferfunktion f_{out} auch als Spalten in der *Ausgabematrix* $\mathbf{Y} \in \mathbb{R}^{N_y \times T}$ gesammelt. Nun wird eine Lösung der Gleichung

$$\mathbf{Y} = \mathbf{W}_{out} \mathbf{X} \quad (2.22)$$

für \mathbf{W}_{out} gesucht. Hierfür stehen mehrere Verfahren zur Verfügung, von denen zwei prominente erwähnt sein sollen. Zum einen kann die Lösung durch eine *Tikhonov*

2. Theorie

Regularisierung erhalten werden. Dabei wird die Kostenfunktion

$$\sum_n \|\vec{y}(n) - \mathbf{W}_{\text{out}} \vec{x}(n)\|^2 + \beta \cdot \sum_i \|\vec{W}_{\text{out},i}\|^2 \quad (2.23)$$

minimiert, welche aus der Summe der Fehlerquadrate und einem Gewichtsterm $\beta \cdot \sum_i \|\vec{W}_{\text{out},i}\|^2$ besteht. Dabei steht $\vec{W}_{\text{out},i}$ für die jeweils i -te Zeile der Gewichtsmatrix und β ist die Regularisierungskonstante. Der Gewichtsterm sorgt dafür, dass die Lösung ausgewählt wird, bei der zum einen die Fehler im Trainingsvorgang möglichst gering sind, aber trotzdem die Gewichte nicht zu groß werden. Da große Gewichte ein Zeichen dafür sind, dass eine zu starke Anpassung an die Trainingsdaten vorliegt, kann also die Regularisierung den Effekt des *Overfittings* unterdrücken. Das Verfahren

$$\mathbf{W}_{\text{out}} = \mathbf{Y} \mathbf{X}^T \left(\mathbf{X} \mathbf{X}^T + \beta I \right)^{-1} \quad (2.24)$$

ist sehr leistungsstark, sodass bei geeigneter Wahl von β die besten Ergebnisse hinsichtlich der Genauigkeit der Vorsage erzielt werden können. Durch die Verwendung der Matrixinversion kann dieses Verfahren allerdings auch numerisch instabil werden [14]. Auf Grund der hohen Genauigkeit wird in dieser Arbeit nur dieses Lösungsverfahren verwendet. Die weiteren Lösungsansätze für das Gleichungssystem sind nur aus Gründen der Vollständigkeit angegeben.

Zum anderen kann zur Lösung die *Moore-Penrose-Pseudoinverse* \mathbf{X}' genutzt werden, sodass für die Ausgabematrix

$$\mathbf{W}_{\text{out}} = \mathbf{Y} \mathbf{X}' \quad (2.25)$$

folgt. Dieses Verfahren ist zwar sehr rechenaufwendig aber dafür numerisch stabil [10, 14]. Nichts desto trotz, kann allerdings auf Grund des Fehlens einer Regularisierung leicht der Effekt des *Overfittings* auftreten, wodurch die Qualität der Vorhersage sinkt. Auf Grund dessen wird es in dieser Arbeit nicht verwendet.

Um das *Overfitting* bei der Verwendung der Psuedoinversen zu reduzieren, kann in der Zustandsgleichung (2.17) beziehungsweise (2.18) eine leichte normalverteilte Störung $\vec{\nu}(n)$ addiert werden. Falls die *Tikhonov Regularisierung* zur Lösung verwendet wird, erhöht die Verwendung der zufälligen Störung die Stabilität der Vorhersage

des System. Dieser Ansatz beruht auf Empirie, da eine mathematische Begründung hierfür noch nicht vollständig gelungen ist [8, 14]. Anschaulich lässt sich das Vorgehen dadurch motivieren, dass hierdurch künstliche Datenpunkte in der Nähe der vorhandenen Trainingsdaten emuliert werden, und somit eine größere Vielfalt an Daten während der Trainingsphase beobachtet wird.

Zusammenfassend ergibt sich somit der folgende Funktionsablauf für die Anwendung eines ESN:

1. Zufälliges Generieren der Matrizen \mathbf{W}_{in} , \mathbf{W}_{fb} und Konstruktion der Matrix \mathbf{W}
 2. Einspeisen des Signals $u(n)$ und Konstruktion der Zustandsmatrix \mathbf{X} und der Ausgabematrix \mathbf{Y}
 3. Berechnung der Ausgabematrix \mathbf{W}_{out}
 4. Einspeisen des Signals $\vec{u}(n)$ für Vorhersagen des Signales $\vec{y}(n)$ für $n > T + T_0$
- Dieser Ablauf ist schematisch in den Abbildungen D.1 und D.2 dargestellt.

3. Anwendungen

Die zuvor in Kapitel 2 eingeführten Methoden werden nun durch drei verschiedene Szenarien ausprobiert und verglichen. Hierbei liegt der Fokus auf der Verwendung und Erprobung der ESNs. Da die klassischen Methoden der *nächsten Nachbarn* (NN) und der *radialen Basisfunktionen* (RBF) bereits seit längerer Zeit bekannt sind und populäre Lösung solcher Problemfälle darstellen, dienen sie als Bezugsgröße.

Jedes der drei Szenarien wird sowohl auf ein *Barkley*-System als auch auf ein System nach dem *Mitchell-Schaeffer*-Modell angewendet. Diese Systeme bestehen aus 150 Gitterpunkten und nutzen die zuvor beschriebenen Parameter. Für ihre Startverteilung werden die Felder der beiden Systemvariablen in $10 \times 10 = 100$ gleichgroße Quadrate mit einer Seitenlänge von 15 Gitterpunkten unterteilt. Innerhalb dieser Quadrate werden die Variablen homogen mit einem Zufallswert zwischen 0 und 1 initialisiert. Anschließend werden die Systeme über 20000 Zeitschritte ($\cong 200.0$ Zeiteinheiten) simuliert um ein transientes Verhalten abzuwarten. Durch das weitere Simulieren der Systeme wird der wirkliche Datensatz generiert, der benutzt wird. Dieser wird in einen Trainingsdatensatz, einen Evaluationsdatensatz und einen Testdatensatz aufgeteilt. Der erste wird für das Trainieren der Modelle und Ansätze verwendet, der zweite für das Auswählen der optimalen Hyperparameter und der dritte für die finale Bewertung der Leistung eines Ansatzes. Es wird für das *Barkley*- eine Samplingzeit von 0.1 und für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell von 1.0 Zeiteinheiten benutzt.

Die erste Aufgabe besteht darin aus der Kenntnis einer der beiden Systemvariablen die andere Unbekannte zu ermitteln (Kreuz-Prädiktion). Dabei wird die Spannungsvariable als Quelle genutzt. Dies ist in den zuvor eingeführten Modellen jeweils die Größe, welche den Diffusionsterm beinhaltet; also die u -Variable im *Barkley*-Modell und die v -Variable im *Mitchell-Schaeffer*-Modell.

3. Anwendungen

Im zweiten Szenario werden die Techniken verwendet um aus Messdaten einer simulierten Fernfeldmessung der Spannungsvariable diese wiederherzustellen. Diese Fernfeldmessung wird durch eine gaußsche Unschärfe simuliert.

Abschließend wird die Spannungsvariable der inneren Punkte eines Quadrates nur durch die Kenntnis der Randwerte des Systems vorhergesagt.

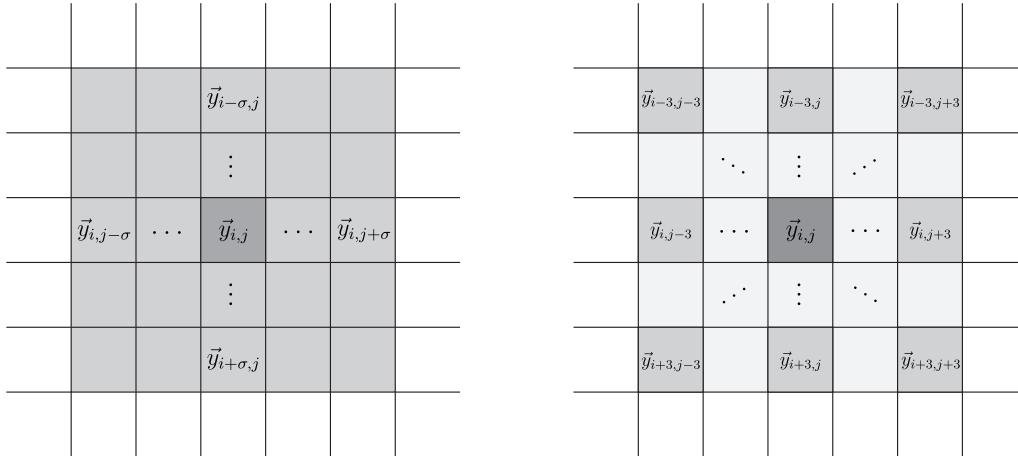
Add subchapter?

3.1. Allgemeines Vorgehen

Das Ziel aller drei Aufgaben besteht jeweils darin ein zweidimensionales Feld vorherzusagen. Eine naheliegende Möglichkeit dies zu schaffen besteht darin wirklich den gesamten Inhalt des 150×150 Einheiten großen Feldes auf einmal vorherzusagen. Da dabei die Ausgabe der Vorhersage aus einem 22500-dimensionalen Vektor besteht werden sehr viele Trainingsdaten benötigt, um genügend Informationen über eine solch hochdimensionale Ausgabe zu erhalten. Um dieses Problem zu umgehen wird stattdessen ein Verfahren benutzt, bei dem jeder Punkt einzeln vorhergesagt wird. Dieses Aufteilen einer großen Vorhersage in viele kleinere bietet zudem eine Verbesserung der Ressourcennutzung, bei der zugleich der Bedarf an Arbeitsspeicher und auch die Rechenzeit sinkt (Details siehe ??). Eine schematische Darstellung ist in Abbildung D.3 zu finden.

Des Weiteren kann angenommen werden, dass die Dynamiken einen ausgeprägten lokalen Charakter besitzen, sodass zumindest bei den ersten beiden Aufgaben weit entfernte Punkte keinen unmittelbaren Einfluss auf die Vorhersage haben. Darauf basierend kann eine sogenannte *Messsondentechnik* entwickelt und für diese genutzt werden. Hierbei werden nicht nur die Informationen an einem Punkt (i, j) für die Vorhersage, sondern auch die benachbarten Punkte, welche in einem Quadrat um (i, j) liegen, genutzt. Eine Veranschaulichung ist in 3.1a zu finden. Die Größe des Quadrates wird durch den Parameter σ bestimmt, und ergibt sich zu σ^2 . Da direkt Nachbarn unter Umständen durch den geringen Abstand sehr ähnliche Informationen beinhalten können, wird zudem ein Parameter $\Delta\sigma$ eingeführt, welche den Abstand zweier benachbarter Punkte, deren Information simultan verwendet werden, angibt. Eine beispielhafte Darstellung hiervon ist für $\sigma = 5, \Delta\sigma = 2$ in Abbildung 3.1b dargestellt. Dabei werden nur die Zeitreihen der Gitterpunkte genutzt, welche

3.1. Allgemeines Vorgehen



(a) Messsonde ohne Abstände zwischen den Messpunkten

(b) Messsonde mit einem Abstand von zwei Einheiten zwischen den Messpunkten

Abb. 3.1.: Illustration der verwendeten *Messondentechnik*. Abbildung 3.1a deutet an, wie aus einem σ^2 großem Quadrat um den eigentlichen Messpunkt Daten für die Vorhersage genutzt werden. Dagegen ist in Abbildung 3.1b das Verfahren für $\sigma = 5$ und $\Delta\sigma = 2$ dargestellt, sodass insgesamt die Information aus 9 Punkten genutzt wird.

dunkelgrau hinterlegt sind, und die hellgrauen Informationen verworfen. Die Parameter, welche für die ersten beiden Aufgaben überprüft werden, sind in Tabelle 3.1 aufgelistet. Dabei ist anzumerken, dass die Diskretisierung des Diffusionstermes in den Differentialgleichungen einem Wert $\sigma = 3$ entsprechen würde.

Durch dieses Vorgehen kann für jeden Gitterpunkt ein $\left[\frac{\sigma}{\Delta\sigma}\right]^2$ -dimensionaler Eingabevektor erstellt und für die ersten beiden Vorhersage-Aufgaben genutzt werden.

σ	1	3	5	7
$\Delta\sigma$	1	1	1	2
				3

Tab. 3.1.: In den ersten beiden Aufgaben verwendete Parameter σ und $\Delta\sigma$ für die *Messondentechnik*.

Der Trainingsvorgang wird jeweils über $N_{Training} = 15000$ Zeitschritte durchgeführt und der anschließende Evaluationsdurchgang auf $N_{Evaluation} = 2000$ Zeitschritte. Der finale Testvorgang ist ebenfalls $N_{Testing} = 2000$ Schritte lang. Zur Bewertung der Leistung einer Vorhersage werden die beiden Fehlergrößen MSE und NRMSE

3. Anwendungen

eingeführt. Im Allgemeinen ist der MSE (*Mean Squared Error*) durch

$$MSE(y) = \frac{1}{m \cdot N_{Testing}} \sum_i^m \sum_t^{N_{Testing}} (y(t)_i - \hat{y}(t)_i)^2 \quad (3.1)$$

definiert und charakterisiert die Genauigkeit einer Vorhersage \hat{y} im Vergleich zu dem tatsächlichen Wert $y \in \mathbb{R}^m$ über den Zeitraum $N_{Testing}$. Der NRMSE (*Normalized Root Mean Squared Error*) normiert diesen Fehler noch auf eine Vorhersage, bei der der Mittelwert $\langle y \rangle$ über die Trainingsphase als vorhergesagten Wert genutzt wird. Er ist als

$$NRMSE(y) = \sqrt{\frac{MSE(y)}{MSE(\langle y \rangle)}} \quad (3.2)$$

definiert. Ein NRMSE von 0.0 steht für eine optimale Vorhersage. Steigt der NRMSE auf > 1.0 an, so ist die Vorhersage mittels des Mittelwertes des Trainingsdatensatzes präziser als die zuvor bestimmte Vorhersage.

Zusätzlich zu diesen Fehlermaßen werden im Folgenden oftmals auch die Laufzeiten der Ansätze angegeben. Hierbei ist zu beachten, dass diese nicht über mehrere Ausführungen des identischen Programmes gemittelt worden sind, und deshalb nicht als statistisch relevante Information sondern nur als ein Hinweis gesehen werden können.

Unter der Kenntnis, dass in den Modellen nur Werte zwischen 0 und 1 angenommen werden dürfen beziehungsweise angenommen werden, werden die Vorhersagen auf das Intervall $[0, 1]$ beschränkt. Dafür werden die Werte beider Variablen der Systeme sowohl nach unten als auch nach oben hin nach

$$x = \begin{cases} 0, & \text{wenn } x \leq 0 \\ x, & \text{wenn } 0 \geq x \geq 1 \\ 1, & \text{wenn } x \geq 1 \end{cases} \quad (3.3)$$

abgeschnitten, wobei x für eine der beiden Variablen in dem jeweiligen Modell steht.

Zur Erprobung verschiedener Hyperparameter innerhalb der verschiedenen Ansätze ist ein SUN GRID ENGINE-Cluster genutzt worden. Dabei besteht jeder Knoten aus zwei INTEL(R) XEON(R) CPU E5-2650 v2 CPUs mit einem Takt von 2.650 GHz und 64 GB Arbeitsspeicher. Diese werden durch das Betriebssystem

SUSE LINUX ENTERPRISE SERVER 11 betrieben. Die angegebenen Laufzeiten beziehen sich jeweils auf die Ausführung auf einem dieser Knoten.

Add more information about the cluster

3.1.1. Echo State Network

Echo State Networks besitzen viele verschiedene Hyperparameter, welche die Qualität der Vorhersage beeinflussen können. Dazu zählen nach 2.4 die Reservoirgröße N , der Spektralradius ρ , die Verlustrate α , die Amplitude der zufälligen Störung ν , die Stärke der Regularisierung λ und der Anteil der vorhandenen internen Verbindungen ϵ . Da es zum aktuellen Zeitpunkt noch keinen zufriedenstellenden mathematischen Algorithmus für das das selbstständige optimale Einstellen eines ESNs gibt, müssen die Parameter manuell ermittelt werden. Hierfür wird in dieser Arbeit eine GRIDSEARCH benutzt. Bei diesem Verfahren wird der Hyperparameterraum in festgelegten Schritten abgetastet und die Leistung des somit entstehenden Netzwerke evaluiert und somit die besten Parameter ermittelt. Durch die hohe Anzahl der einstellbaren Hyperparameter und die nicht zu vernachlässigende Rechenzeit für das Trainieren und Evaluieren eines Netzwerkes, ist es nicht sinnvoll diese Suche für alle Komponenten des hochdimensionalen Zielvektors gleichzeitig durchzuführen. Stattdessen wird zuerst unter der Annahme, dass die Dynamik sich lokal an allen Punkten ähnlich verhält, ein Punkt in der Mitte des Feldes ausgewählt, und nur versucht diesen einen einzelnen Punkt vorherzusagen. Diese Aufgabe kann deutlich schneller berechnet werden, sodass nun die optimalen Hyperparameter mit einer GRIDSEARCH gesucht werden können. Im Anschluss können die Hyperparameter des zuvor ermittelten ESN für die Vorhersage aller Punkte genutzt werden. Abschließend wird noch einmal Versucht das gefundene Reservoir manuell zu verbessern, indem die Parameter N und λ noch einmal variiert werden.

Es ist zu erwarten, dass die hierbei gefundenen Hyperparameter eine akzeptable Leistung für die jeweiligen Probleme erzielen können. Da allerdings bei dem zuvor beschriebenen Verfahren bei weitem nicht alle sinnvollen Hyperparameter getestet werden können, besteht die Möglichkeit, dass es noch besser geeignete Reservoirs mit anderen Hyperparametern gibt, welche eine noch höhere Leistung erzielen können.

Statt für jeden Punkt einzeln eine Vorhersage zu treffen, ist es bei einem Reservoir-Ansatz auch vorstellbar alle Punkte gleichzeitig vorherzusagen und dabei innerhalb des Reservoirs die räumliche Struktur der Dynamik stärker abzubilden. Hierfür wäre

3. Anwendungen

ein sehr großes Reservoir, welches etwa so viele Einheiten besitzt, wie es Gitterpunkte gibt, vorstellbar. Da nach Anhang C.2 die Laufzeit des ESN allerdings mit mindestens $\mathcal{O}(N^{2.376})$ anwächst, würde die Laufzeit mit $(N_{Gitter}^2)^{2.376}$ anwachsen. Dahingegen wächst die Laufzeit mit dem zuvor vorgestellten Ansatz mit $(N_{Gitter})^2 \cdot N^{2.376}$, wobei N die Anzahl der internen Einheiten ist. Es ist zu erkennen, dass für hinreichend große Gittergrößen die Laufzeit des großen Ansatzes stärker anwächst als das obige Vorgehen. Zudem lässt sich das zuvor vorgestellte Verfahren auch besser Parallelisieren, da die Vorhersage jedes einzelnen Punktes unabhängig von der Vorhersage der übrigen Punkte ist.

Add plot to show
the development
of the curves?

3.1.2. Klassische Methoden

Die klassischen Methoden sind nicht von alleine in der Lage zeitlich ausgeprägte Dynamiken vorherzusagen, da den Methoden a priori keine Informationen über die vorherigen Zustände vorliegen. Um dieses Problem zu lösen können Verzögerungs-Koordinaten mittels der in Abschnitt 2.2.1 beschriebenen *Delay Reconstruction* für die in Abschnitt 3.1 beschriebenen Vektoren aufgestellt werden. Die über die Auto-korrelation ermittelte zeitliche Verzögerung τ ist für beide Systeme in Tabelle 3.2 dargestellt.

$\tau_{Barkley}$	$\tau_{Mitchell-Schaeffer}$
0.64 Zeiteinheiten	2.38 Zeiteinheiten

Tab. 3.2.: Verwendete zeitliche Verzögerung τ für die *Delay Reconstruction* für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell

3.2. Kreuz-Prädiktion

Momentan ist es durch invitro Experimente bereits möglich die Ausbreitung der elektrischen Erregung auf der Oberfläche des Herzmuskels experimentell aufzuzeichnen. Nun stellt sich die Frage, ob anhand beispielsweise der Messung der Membranspannung weitere Variablen des Systems wie die Kalium-Konzentration oder ähnliches ermittelt werden kann. Diese Fragestellung wird in der ersten Aufgabe betrachtet. Es wird die Vorhersage von der Spannungsvariable auf die zweite Variable des jeweiligen Modells sowohl für das *Barkley*- als auch für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell durchgeführt. Dabei wird zuerst die Nächste Nachbar Methode, anschließend die

radialen Basisfunktionen und schlussendlich die *ESNs* verwendet. Es werden sowohl die einzelnen Ergebnisse präsentiert als auch ein abschließender Vergleich durchgeführt.

3.2.1. Nächste Nachbar Vorhersage

Die Ergebnisse für die optimalen Hyperparameter des Modells $\delta \in \{3, 4, 5\}, k \in \{2, 3, 4, 5\}$ sind in Tabelle 3.3 zu finden. Die Werte für σ und $\Delta\sigma$ sind wie zuvor beschrieben variiert worden. Dabei sind sowohl die verwendeten Parameter als auch die erzielten Fehler MSE und NRMSE aufgelistet.

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	1	7
$\Delta\sigma$	1	1
δ	3	3
k	5	5
Laufzeit [s]	40	5252
MSE	0.00098	0.01891
NRMSE	0.1317	0.8795

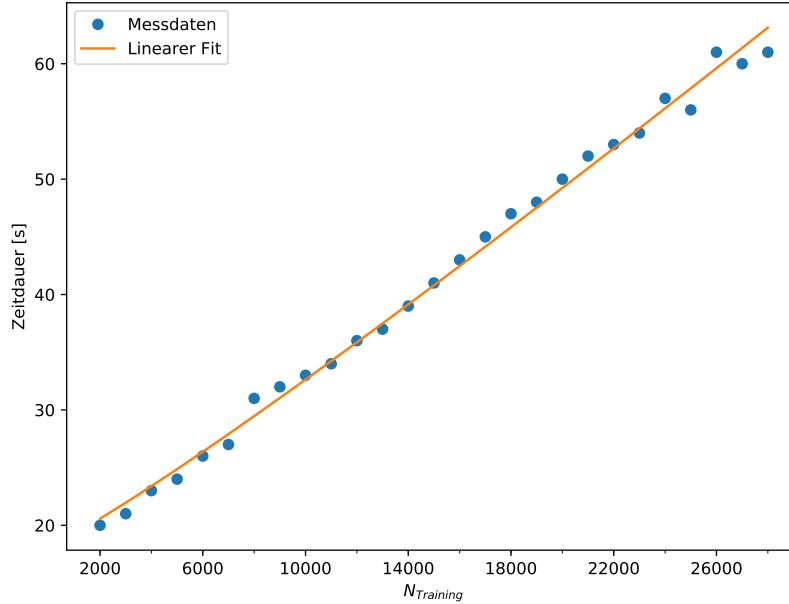
Tab. 3.3.: Ermittelte Hyperparameter der nächsten Nachbar Vorhersage für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

Dabei ist die stark unterschiedliche Laufzeit der beiden Vorhersagen auffällig. Dies lässt sich allerdings durch die verschiedenen Dimensionalitäten der Quellvariable erklären: Während beim *Barkley*-Modell lediglich ein 3-dimensionaler Vektor für die Vorhersage die besten Ergebnisse erzielt konnte beim *Mitchell-Schaeffer*-Modell durch die Verwendung eines 147-dimensionalen Quellvektors die besten Ergebnisse erzielt werden. Da, wie in Abschnitt 2.2.2 erwähnt, die benötigte Zeit für eine Vorhersage sehr stark mit der Dimension zunimmt, lässt sich somit der Anstieg von 40 auf 5252 Sekunden erklären.

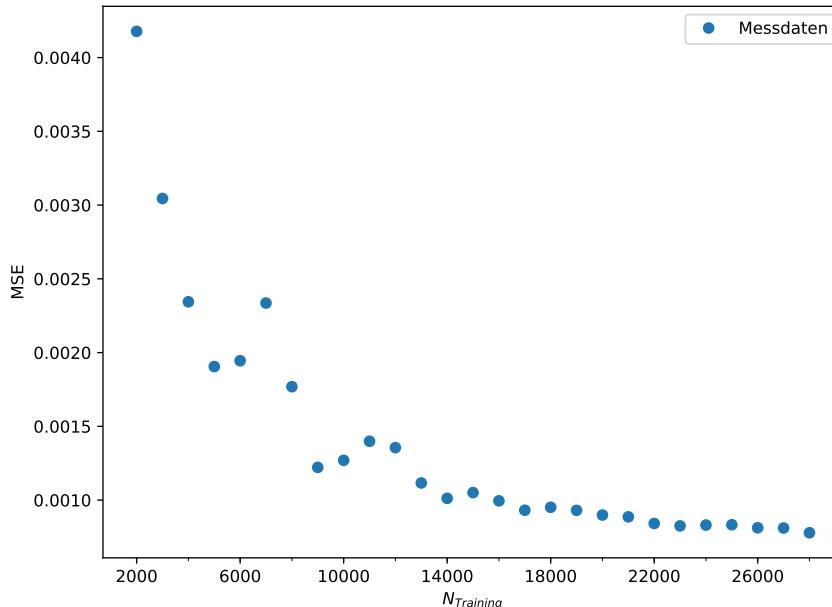
Da eine Nächsten Nachbar Vorhersage nur anhand der in der Trainingsphase gesehenen Datenpunkte eine Vorhersage erstellt, ist anzunehmen, dass die Qualität dieser sehr stark von der Länge der Trainingsphase abhängt. Um dies zu untersuchen ist für die zuvor ermittelten Hyperparameter eine Vorhersage für verschiedene Trainingslängen $N_{Training}$ durchgeführt und die dabei auftretenden MSEs und die benötigte Laufzeit gemessen worden. Hierbei können zwei Effekte beobachtet werden. Bei der Betrachtung der grafischen Darstellung der benötigten Laufzeit in Abbildung

3. Anwendungen

3.2 für das *Barkley*-Modell ist zu erkennen, dass sich der Zusammenhang zwischen $N_{Training}$ und der Laufzeit durch eine logarithmische Ausgleichskurve beschreiben lässt. Dies ist nach der theoretischen Betrachtung in 2.2.2 ein erwartetes Ergebnis. Der erzielte Fehler verhält sich dagegen anders und sinkt asymptotisch gegen eine untere Schranke ab.



(a) Abhängigkeit der Laufzeit von $N_{Training}$.



(b) Abhängigkeit des MSEs von $N_{Training}$.

Abb. 3.2.: Darstellung der Abhängigkeit des benötigten Laufzeit (oben) und des MSE (unten) von der verwendeten Anzahl an Trainingsdaten $N_{Training}$ (unten) für das *Barkley*-Modell bei der Verwendung einer nächsten Nachbar Vorhersage.

Eine Analoge Darstellung für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell ist in B.3 zu finden. Anzumerken ist, dass die Sättigung des Fehlers im *Barkley*-Modell schon ab etwa

3. Anwendungen

$N_{Training} = 15000$ eintritt, doch beim *Mitchell-Schaeffer*-Modell erst deutlich später. Dies ist ein Hinweis darauf, dass die Dynamiken im letzteren chaotischer und unregelmäßiger als bei ersten ablaufen. Zusammenfassend lässt sich somit die Wahl der Trainingslänge von $N_{Training} = 15000$ für alle Szenarien und alle drei Methoden damit begründen, dass man für die Nächste Nachbar Vorhersage, welche am empfindlichsten auf diese Länge reagiert, eine akzeptablen Kompromiss zwischen der Rechenzeit und der Genauigkeit erhält.

3.2.2. Radiale Basisfunktionen

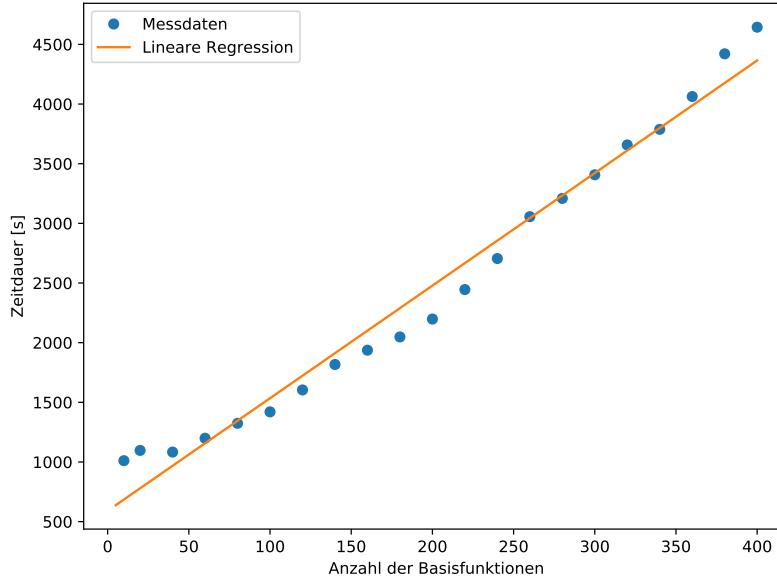
Bei der Verwendung radialer Basisfunktionen stellt zudem die Breite σ_{RBF} der Gaußfunktionen als auch die Anzahl der Basisfunktionen l einen wichtigen Parameter dar. Im Rahmen dieser Arbeit ist die Anzahl der Basisfunktionen auf $l = 100$ festgelegt worden - diese Wahl wird im Folgenden weiter motiviert werden. Um die anderen Parameter zu finden, sind σ , $\Delta\sigma$ wie oben beschrieben, $\delta \in \{3, 4, 5\}$ und $\sigma_{RBF} \in \{0.5, 1.0, 3.0, 5.0, 7.0, 9.0\}$ variiert worden. In Tabelle 3.4 sind die dadurch gefundenen optimalen Parameter, die damit erreichten Fehler und die benötigte Laufzeit erneut für beide Modelle aufgelistet. Hierbei ist zu bemerken, dass die optimalen Werte für σ , $\Delta\sigma$ und δ mit denen für die NN-Vorhersage übereinstimmen.

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	1	7
$\Delta\sigma$	1	1
δ	3	3
σ_{RBF}	0.5	5
Laufzeit [s]	1430	1434
MSE	0.01046	0.00948
NRMSE	0.1023	0.6228

Tab. 3.4.: Ermittelte Hyperparameter der radialen Basisfunktionen für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

Analog zu der Untersuchung des Einflusses der Trainingslänge $N_{Training}$ bietet es sich für die radialen Basisfunktionen an, den Einfluss der Anzahl der verwendeten Basisfunktionen l auf die Genauigkeit und die benötigte Laufzeit zu untersuchen, um die zuvor angegebene Wahl $l = 100$ zu begründen. Dabei werden jeweils wieder die besten zuvor ermittelten Hyperparameter verwendet. Hierfür sind die gemessenen Laufzeiten gegen die Anzahl der Basisfunktionen l in Abbildung 3.3 für das

Barkley-Modell aufgetragen worden. Zusätzlich ist auch der Zusammenhang zwischen dem erreichten MSE und der Anzahl der Basisfunktionen in Abbildung 3.4 aufgetragen. Eine dazu analoge Darstellung für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell ist in Abbildung B.4 zu finden. Es ist erneut anzunehmen, dass näherungsweise ein linearer Zusammenhang zwischen der Laufzeit und der Anzahl der Basisfunktionen auf dem untersuchten Bereich besteht.

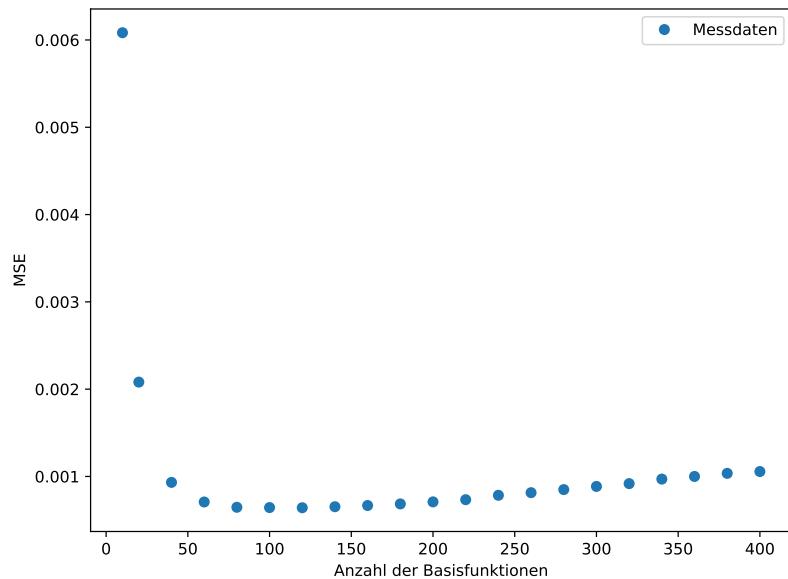


(a) Abhängigkeit der Laufzeit von l .

Abb. 3.3.: Darstellung der Abhängigkeit des benötigten Laufzeit von der Anzahl der Basisfunktionen l für das *Barkley*-Modell *Mitchell-Schaeffer*-Modell bei der Verwendung radialer Basisfunktionen.

Bei der Untersuchung des Zusammenhangs zwischen MSE und der Anzahl der Basisfunktionen kann zum einen ein asymptotischer Anteil erkannt werden, sodass der Fehler zuerst für mehr Basisfunktionen abnimmt. Allerdings lässt das Verhalten für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell erahnen, dass es hierbei einen optimalen Wert gibt, ab dem der Fehler wieder ansteigt. Dies kann durch eine schlechtere Generalisierung der Dynamik und ein zu starkes Anpassen und die Trainingsphase (auch bekannt als *Overfitting*) erklärt werden. Zusammenfassend zeigt sich, dass die Wahl von 100 Basisfunktionen eine akzeptable Abschätzung ist, sodass der Fehler möglichst gering ist und die Laufzeit auch gering gehalten wird. Diese Annahme wird im Folgenden ohne weitere qualitative Untersuchungen auf die anderen beiden Probleme übertragen, um den benötigten Rechenaufwand für die Parametersuche in einem

3. Anwendungen



(a) Abhangigkeit des MSE s von l .

Abb. 3.4.: Darstellung der Abhangigkeit des MSE (unten) von der Anzahl der Basisfunktionen l fur das *Barkley-Modell*/*Mitchell-Schaeffer-Modell* bei der Verwendung radialer Basisfunktionen.

angebrachten Rahmen zu halten.

3.2.3. Echo State Network

Abschließend ist dieses Problem nun mit den *ESNs* gelöst worden. Dazu sind die Hyperparameter nach Abschnitt 3.1.1 gesucht worden. Die gefundenen Parameter und die damit erreichten Ergebnisse sind in Tabelle 3.5 aufgelistet. Es ist auffällig, dass die optimalen Werte für σ und $\Delta\sigma$ hier von denen der NN- und der RBF-Vorhersage abweichen. Auffällig ist, dass für beide Modelle die gleichen Hyperparameter die höchste Genauigkeit erzielen.

Add more details?

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	3	3
$\Delta\sigma$	1	1
N	400	400
$\rho(\mathbf{W})$	0.95	0.95
α	0.05	0.05
ϵ	0.1	0.1
ν_{max}	1×10^{-4}	1×10^{-4}
λ	5×10^{-6}	5×10^{-6}
Laufzeit [s]	3710	3733
MSE	8.7×10^{-7}	0.00075
NRMSE	0.0039	0.1859

Tab. 3.5.: Ermittelte Hyperparameter des ESN für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

Zuvor ist die Annahme getroffen worden, dass die Dynamik sich an jedem Punkt im Inneren des Feldes lokal ähnelt. Um diese Annahme zu untersuchen bietet es sich an die unterschiedlichen trainierten Gewichtsmatrizen \mathbf{W}_{out} zu betrachten. Dies ist exemplarisch für die ermittelten Hyperparameter für das *Barkley*-Modell durchgeführt und in Abbildung 3.5 dargestellt. Dabei gibt die vertikale Achse den Index i des i -ten Eintrages von \mathbf{W}_{out} an. Dafür sind die Matrizen $\mathbf{W}_{out} \in \mathbb{R}^{(1+N_u+N) \times 1}$ mit $N_u = 9$ jeweils spaltenweise für 900 Pixel in einem 30×30 Einheiten messendem Quadrat in der Mitte des Feldes aufgetragen.

3. Anwendungen

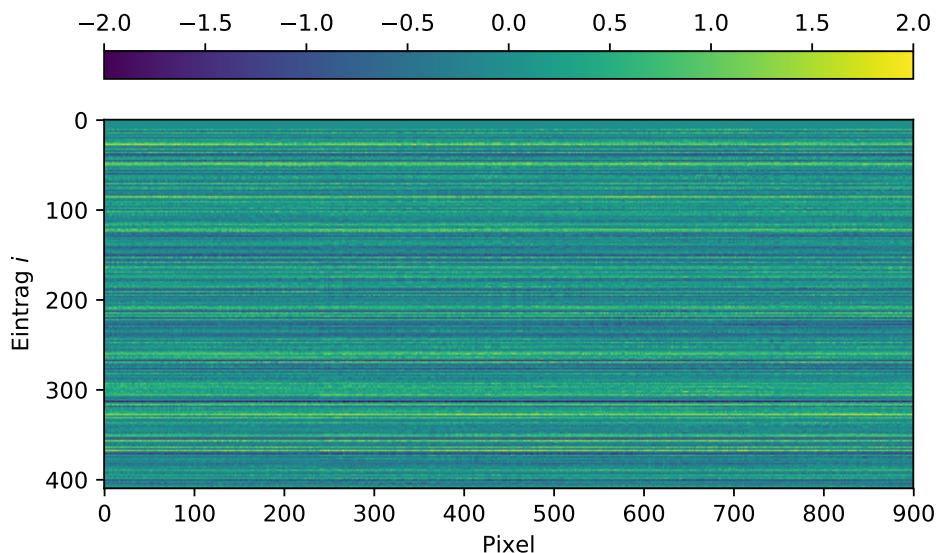


Abb. 3.5.: Exemplarische Darstellung der Einträge der Gewichtsmatrix \mathbf{W}_{out} des ESN für das *Barkley*-Modell anhand von 900 verschiedene Bildpunkten, wobei \mathbf{W}_{out} jeweils als Spalte in der Grafik dargestellt ist.

Dabei ist eine große Ähnlichkeit innerhalb der einzelnen Matrizen zu erkennen. So sind einige markante Linien in der Abbildung zu erkennen. So sind gewisse Einträge bei den Matrizen aller Pixel relativ stark beziehungsweise schwach. Trotzdem ist noch eine gewisse Varianz zu erkennen. Vermutlich wird sie dadurch verursacht, dass innerhalb der endlichen Trainingszeit nicht alle Dynamiken an jedem Pixel auftreten. Zusammenfassend kann dies als eine Bestätigung der Annahme der lokalen Ähnlichkeit gesehen werden. In weiteren Arbeiten bietet es sich an diese Frage weiter zu untersuchen und den Effekt dahingehend auszunutzen, als dass die Trainingsdaten mehrerer Punkte zusammengefasst werden können, sodass bereits aus einer kurzen Trainingszeit eine ausreichende Menge an Trainingsdaten gewonnen werden kann.

Write something
about the vanis-
hing first 9 ent-
ries?

3.2.4. Vergleich

Abschließend kann nun ein Vergleich der drei verwendeten Methoden hinsichtlich ihrer Laufzeit und der erzielten Genauigkeiten durchgeführt werden. Dieser ist in Tabelle 3.6 zu finden. Die jeweils besten Ergebnisse sind hervorgehoben. Die *ESNs* erzielen für beide Modelle den geringsten Fehler, also die höchste Genauigkeit. Dabei ist der NRMSE für das *Barkley*-Modell mehrere Größenordnungen kleiner als bei den Konkurrenz-Ansätzen. Diese überaus hohe Genauigkeit ist für das *Mitchell*-

3.2. Kreuz-Prädiktion

Schaeffer-Modell nicht erreicht worden. Hier beträgt der Fehler trotzdem etwa nur ein Drittel von dem der anderen Ansätze. Im Austausch für diese hohe Genauigkeit ist allerdings die benötigte Zeit für die Vorhersage höher als bei den Konkurrenten. Unter der Voraussetzung, dass die Rechenzeit nur eine untergeordnete Rolle spielt, so ergeben sich die *ESNs* als bester Ansätze für die Kreuz-Prädiktion.

	Barkley			Mitchell-Schaeffer		
	NN	RBF	ESN	NN	RBF	ESN
Laufzeit [s]	40	1430	3710	5252	1434	3733
MSE	0.00098	0.01046	8.7×10^{-7}	0.01891	0.00948	0.00075
NRMSE	0.1317	0.1023	0.0039	0.8795	0.6228	0.1859

Tab. 3.6.: Vergleich der benötigten Laufzeit und der erreichten Fehlers der drei Ansätze für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

3. Anwendungen

3.3. Prädiktion der Dynamik durch das Fernfeld

Bei der Durchführung von invitro Experimenten mit Herzen gibt es verschiedene Möglichkeiten die Messung der elektrischen Erregung auf der Herzoberfläche durchzuführen. Zum einen können Elektroden zur Messung benutzt werden, zum anderen allerdings auch Fluoreszenzmessungen durchgeführt werden. Bei der Verwendung von Elektroden wird effektiv nicht das unmittelbare elektrische Feld auf der Herzoberfläche gemessen, sondern ein Fernfeld dessen. Es stellt sich nun die Frage, ob aus der Kenntnis dieses Fernfeldes die korrekte Erregung auf der Oberfläche bestimmt werden kann. Eine experimentelle Untersuchung dieser Fragestellung wird im Folgenden durchgeführt. Hierfür müssen zuerst diese Fernfeldaufnahmen für das *Barkley*- und für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell erzeugt werden. Dabei wird das Fernfeld nicht korrekt simuliert, sondern durch eine gaußsche Unschärfe emuliert. Dazu wird auf das gesamte Feld der Spannungsvariable beider Modelle eine solche Unschärfe mit einer Breite $\sigma_{Blur} = 8.0$ mittels einer Faltung angewendet. Eine exemplarische Darstellung des emulierten Fernfeldes und des tatsächlichen Feldes ist in Abbildungen 3.6 und 3.7 zu finden.

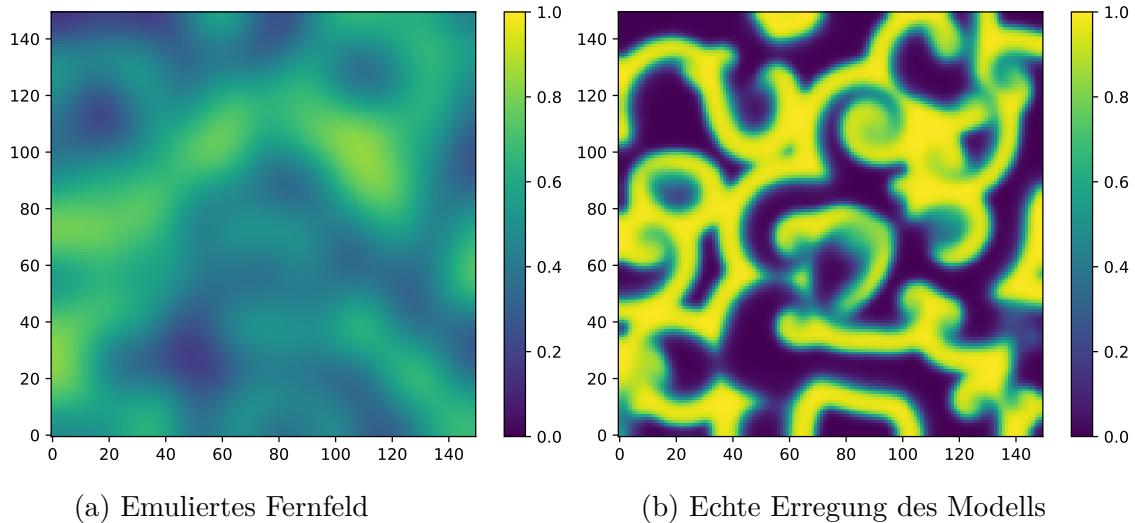


Abb. 3.6.: Graphische Darstellung der u -Variable des *Barkley*-Modells. Links ist das emulierte Fernfeld und rechts das tatsächliche u -Feld des Modells zu sehen.

3.3. Prädiktion der Dynamik durch das Fernfeld

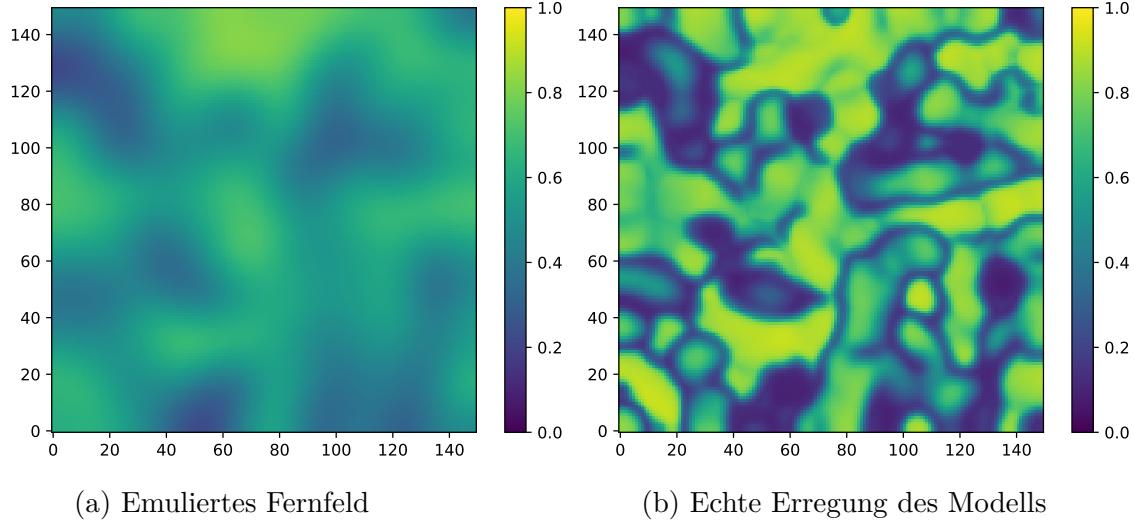


Abb. 3.7.: Graphische Darstellung der v -Variable des *Mitchell-Schaeffer*-Modells. Links ist das emulierte Fernfeld und rechts das tatsächliche v -Feld des Modells zu sehen.

3.3.1. Nächste Nachbar Vorhersage

Zuerst wird diese Aufgabe erneut mit dem NN-Ansatz betrachtet. Die besten gefundenen Hyperparameter dafür sind in Tabelle 3.7 aufgelistet. Bemerkenswert ist erneut die geringe Laufzeit dieses Ansatzes. Dies wird durch die verhältnismäßig geringe Dimensionalität des Eingabe-Vektors begünstigt. Allerdings sind die Fehlerwerte sehr hoch, sodass die Vorhersage kaum besser ist, als eine Schätzung mit dem Mittelwert als Vorhersage, wie an dem $\text{NRMSE} \approx 1.0$ zu erkennen ist.

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	1	1
$\Delta\sigma$	1	1
δ	4	3
k	5	5
Laufzeit [s]	53	42
MSE	0.10089	0.06452
NRMSE	0.8308	0.9737

Tab. 3.7.: Ermittelte Hyperparameter der nächsten Nachbar Vorhersage für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

3. Anwendungen

3.3.2. Radiale Basisfunktionen

Als nächstes sind nun die radialen Basisfunktionen ebenfalls auf das Problem angewendet worden. Die dabei gefundenen Hyperparameter sind in Tabelle 3.8 präsentiert. Dabei sind die optimalen Werte für σ und $\Delta\sigma$ nicht mit denen des NN-Ansatzes identisch.

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	3	5
$\Delta\sigma$	1	2
δ	3	3
σ_{RBF}	5.0	9.0
Laufzeit [s]	1840	1842
MSE	0.03984	0.03384
NRMSE	0.5170	0.7052

Tab. 3.8.: Ermittelte Hyperparameter der radialen Basisfunktionen für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

3.3.3. Echo State Network

Nachdem die klassischen Methoden bereits auf dieses Problem angewendet worden sind, kann das Problem nun mittels der ESNs erneut betrachtet werden. Hierfür sind die verwendeten Hyperparameter erneut nach Abschnitt 3.1.1 gesucht worden. Die Ergebnisse sind in Tabelle 3.9 zu finden. Auffällig ist hierbei, dass die optimale Größe N des Reservoirs für beiden Modelle unter der maximal betrachteten Größe $N \leq 400$ liegt. Dies kann ein Anzeichen dafür sein, dass für das Bewältigen der Aufgabe kein ausgeprägtes Langzeitgedächtnis vorhanden sein muss, da diese nach Abschnitt 2.4 mit der Größe N des Reservoirs skaliert.

Add more details
on:long time me-
mory vs N depen-
dency in theory.

3.3. Prädiktion der Dynamik durch das Fernfeld

	Barkley	Mitchell-Schaeffer
σ	7	7
$\Delta\sigma$	1	1
N	200	50
$\rho(\mathbf{W})$	1.50	0.10
α	0.20	0.05
ϵ	0.1	0.1
ν_{max}	1×10^{-5}	1×10^{-4}
λ	5×10^{-10}	5×10^{-6}
Laufzeit [s]	1603	1540
MSE	0.02443	0.02645
NRMSE	0.4048	0.6234

Tab. 3.9.: Ermittelte Hyperparameter des ESN für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

3.3.4. Vergleich

Zusammenfassend können nun die Ergebnisse der drei Ansätze erneut verglichen werden. Eine vergleichende Übersicht ist in Tabelle 3.9 zu finden. Dort ist erneut zu bemerken, dass die ESNs die geringsten Fehlerwerte erzeugt, doch der NN-Ansatz deutlich schneller berechnet werden kann.

Zusätzlich zu der Tabelle ist noch ein exemplarischer grafischer Vergleich der Resultate der drei Ansätze mit dem Ziel in Abbildung 3.8 dargestellt. Dort fällt auf, dass die Vorhersage des NN-Ansatzes selbst die Struktur der Dynamik kaum korrekt auflöst. Im Vergleich dazu ist die Vorhersage des RBF-Ansatzes und des ESN deutlich feiner und beinhaltet sogar die Makrostruktur der Dynamik. Des Weiteren ist zu bemerken, dass diese mit dem ESN leicht feiner aufgelöst worden ist, als mit RBF-Ansatz. Zwar stimmen hier auch nicht die feinen Details der Dynamik mit dem Original überein, doch ist eine starke Verbesserung im Vergleich zu dem emulierten Fernfeld zu bemerken. Unter Umständen wäre es für zukünftige Arbeiten bei dieser Aufgabe angebracht eine andere Fehlermetrik als die mittlere quadratische Abweichung zu benutzen, welche die Ähnlichkeit zwischen den Strukturen der Felder stärker berücksichtigt.

3. Anwendungen

	Barkley			Mitchell-Schaeffer		
	NN	RBF	ESN	NN	RBF	ESN
Laufzeit [s]	53	1840	3604	42	1842	3823
MSE	0.10089	0.03984	0.02443	0.06452	0.03384	0.02645
NRMSE	0.8308	0.5170	0.4048	0.9737	0.7052	0.6234

Tab. 3.10.: Vergleich der benötigten Laufzeit und der erreichten Fehlers der drei Ansätze für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen.

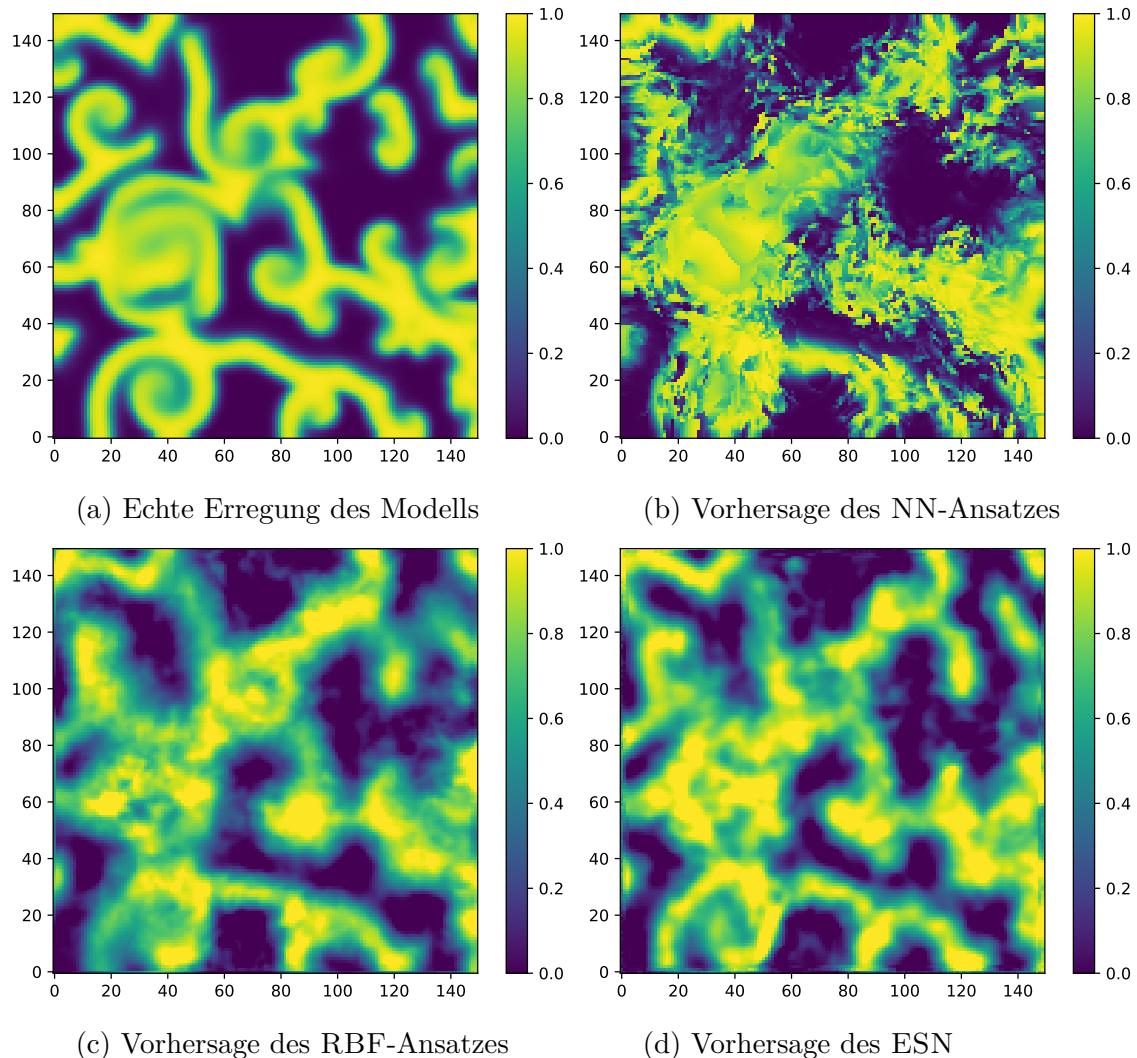


Abb. 3.8.: Graphische Darstellung der u -Variable des *Barkley*-Modells für den 100. Zeitschritt des Evaluationsdatensatzes. Oben links ist das tatsächliche Feld des Modells zu sehen. Danach folgenden im Uhrzeigersinn die Vorhersagen des NN-Ansatzes, des RBF-Ansatzes und des ESN.

3.4. Kreuz-Prädiktion innere Dynamiken

Bei Messungen der elektrischen Erregung des Herzens können nach aktuellen Stand meistens nur die Erregungen auf der Herzoberfläche gemessen werden. Die Ausbreitungen im Inneren des räumlich ausgedehnten Herzens bleiben somit verborgen. Zudem ist anzunehmen, dass die Gesamtdynamik nicht nur durch die Oberfläche, sondern auch durch die Erregung im Inneren bestimmt und charakterisiert wird. Somit wird die Frage aufgeworfen, ob die innere Erregung des Herzens nur durch die Kenntnis der Oberflächendynamik vorhergesagt werden kann. In diesem Abschnitt soll versucht werden, diese Fragestellung erneut mit den ESNs und den klassischen Methoden zu untersuchen. Dabei wird diese Frage statt an einem dreidimensionalen Systems an den zuvor bereits benutzten zweidimensionalen Modellen untersucht.

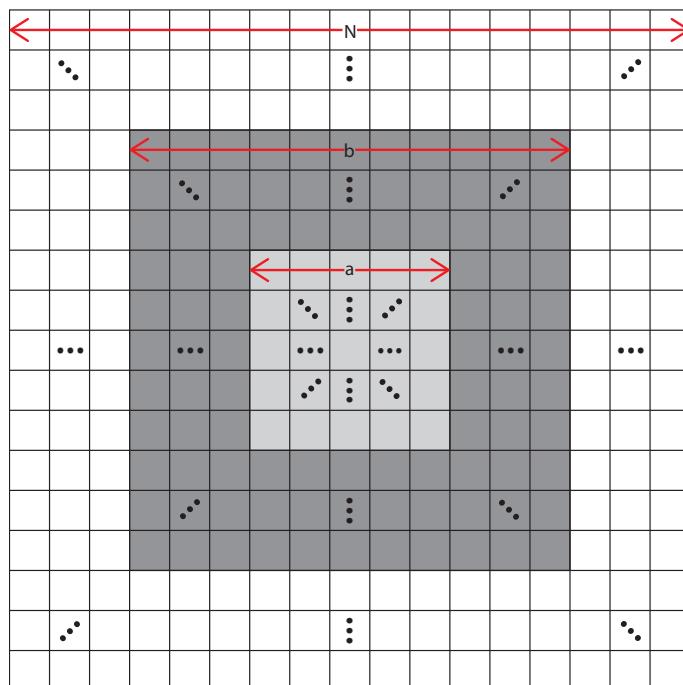


Abb. 3.9.: Darstellung des Aufbaus. Das gesamte $N \times N$ große Feld der Spannungsvariable ist in weiß, wohingegen der vorherzusagende Bereich der Größe $a \times a$ in hellgrau dargestellt ist. Drumherum liegt der dunkelgraue Rahmen der Größe $b \times b$ dessen Pixel für die Vorhersage des Inneren genutzt werden.

Hierbei wird nur das Feld der Spannungsvariable betrachtet. In diesem $N \times N$ Einheiten großem Feld wird ein Quadrat mit der Seitenlänge a ausgewählt, für dessen

3. Anwendungen

Pixel die Spannungsvariable bestimmt werden soll. Dazu wird um das innere Quadrat ein Rahmen der Breite b gewählt und die Spannungsvariable der beinhalteten Pixel als Quelle genutzt. Eine graphische Illustration dieses Aufbaus ist in Abbildung 3.9 dargestellt. Somit wird die Spannung im Inneren für a^2 Punkte durch die Kenntnis der $(a + 2b)^2 - a^2$ umgebenden Pixel bestimmt.

Dieses Szenario ist für die in Tabelle 3.11 angegebenen Parameterkombinationen durchgeführt worden. Im Folgenden werden jeweils nur die gefundenen Hyperparameter und Ergebnisse für den b Wert vorgestellt, der zu dem geringsten Fehler führt.

a	4	8	16	32	64	128*	146*	148*
b	1 2 3	1 2 3	1 2 3	1 2 3	1 2 3	1 2 3	2 1	1

Tab. 3.11.: Verwendete Parameter a und b für die Abmessungen des inneren und äußeren Quadrates. Die markierten Werte sind nur für die ESNs untersucht worden.

3.4.1. Nächste Nachbar Vorhersage

Für die letzte Aufgabe ist erneut zuerst der NN-Ansatz getestet worden. Es ist anzumerken, dass dies nicht alle Parameterkombinationen a, b aus Tabelle 3.11 durchgeführt worden ist, da der Rechenaufwand teilweise zu groß geworden ist. Dies liegt daran, dass die Dimension der Eingabeveriablen mit

$$(a + 2b)^2 - a^2 = 4b^2 + 4ab$$

skaliert. Da zudem die Rechenzeit für diesen Ansatz nach 2.2.2 für wachsende Dimensionen sehr stark zunimmt, kann diese Aufgabe für große Abmessungen des vorherzusagenden Bereiches nicht mehr in einer angebrachten Zeit berechnet werden. Die optimalen gefundenen Hyperparameter und die damit erreichten Ergebnisse sind in Tabelle 3.12 aufgelistet.

Dabei ist zu erkennen, dass die Qualität der Vorhersage mit steigendem a stark abnimmt. So kann für das *Barkley*-Modell nur für $a \in \{4, 8\}$ ein NRMSE der deutlich unter 0.50 erreicht werden. Für größere Bereiche steigt der NRMSE sogar auf > 1.0 an, sodass die Vorhersage nicht mehr genauer ist als eine naive Vorhersage mittels des Mittelwertes des Trainingsdatensatzes. Die Vorhersagen des *Mitchell-Schaeffer*-

	Barkley				
a	4	8	16	32	64
b	1	1	1	1	1
δ	3	3	4	3	3
k	5	5	5	4	5
Laufzeit [s]	≈ 1	8	287	1809	14754
MSE	0.00368	0.01572	0.09410	0.20458	0.26571
NRMSE	0.3517	0.3914	0.7726	1.1640	1.2963

	Mitchell-Schaeffer				
a	4	8	16	32	64
b	1	1	1	1	1
δ	3	3	3	4	4
k	5	5	5	5	5
Laufzeit [s]	≈ 1	17	194	2482	20272
MSE	0.00463	0.02182	0.08295	0.10699	0.12297
NRMSE	0.5160	0.6365	0.9888	1.1646	1.1837

Tab. 3.12.: Ermittelte Hyperparameter der nächsten Nachbar Vorhersage und Werte für b für das *Barkley*-Modell (oben) und das *Mitschell-Schaeffer*-Modell (unten) für verschiedene Größen a des vorherzusagenden Bereichs, welche zu den geringsten Fehlern führen.

Modells zeigen eine gleichartige Tendenz, doch ist hier der Fehler für die kleinste innere Abmessung $a = 4$ deutlich stärker als im *Barkley*-Modell.

3.4.2. Radiale Basisfunktionen

Analog zu den vorherigen Ausführungen sind die radialen Basisfunktionen ebenfalls auf dieses Problem angewendet worden. Dabei ist mit einer analogen Begründung wie bei den nächsten Nachbarn nur der eingeschränkte Wertebereich für a durchlaufen worden. Die dafür gefundenen Hyperparameter und die Fehler können in Tabelle 3.13 gefunden werden.

Es ist anzumerken, dass der NRMSE für beide Modelle und alle betrachteten Größen a kleiner als 1.0 bleibt. Nichtsdestotrotz steigt er ebenfalls mit wachsendem a an, wie schon bei den nächsten Nachbarn. Für die größten beiden a -Werte ist in beiden Modellen der Fehler allerdings schon so groß, dass die Vorhersage kaum nützliche Informationen liefert.

3. Anwendungen

	Barkley				
a	4	8	16	32	64
b	1	1	1	1	1
δ	3	3	4	4	3
σ_{RBF}	9	5	9	9	7
Laufzeit [s]	≈ 1	8	45	260	1839
MSE	0.00051	0.00450	0.04009	0.08783	0.13903
NRMSE	0.0601	0.1909	0.4885	0.8816	0.9805

	Mitchell-Schaeffer				
a	4	8	16	32	64
b	1	1	1	1	1
δ	3	3	3	4	4
σ_{RBF}	9	9	9	5	7
Laufzeit [s]	≈ 1	7	43	237	1756
MSE	0.00064	0.00497	0.02220	0.04745	0.05588
NRMSE	0.0925	0.2842	0.7178	0.9530	1.0094

Tab. 3.13.: Ermittelte Hyperparameter der radialen Basisfunktionen und Werte für b für das *Barkley*-Modell (oben) und das *Mitchell-Schaeffer*-Modell (unten) für verschiedene Größen a des vorherzusagenden Bereichs, welche zu den geringsten Fehlern führen.

3.4.3. Echo State Network

Im Gegensatz zu den anderen beiden Methoden wächst die benötigte Rechenzeit bei der Verwendung der ESNs nicht so schnell an, sodass hiermit auch deutlich größere innere Felder betrachtet werden können. Zur Optimierung des Ansatzes ist erneut das in Abschnitt 3.1.1 beschriebene Verfahren durchgeführt worden. Es ist allerdings so modifiziert worden, dass bei der groben Hyperparameterbestimmung des ESN nicht vier statt einem Punkt des inneren Quadrates betrachtet worden sind.

Zudem ergibt sich bei dieser Aufgabe ein weiteres Problem, welches eine Modifikation erfordert: In den vorherigen Aufgaben ist die Dimension des Eingangssignals in das ESN $N_u < 50$ gewesen. Nun wächst die Dimension des Eingangssignals allerdings sehr stark mit $N_u = 4b(b + a)$ an. Dies würde bei der Konstruktion der Eingangsmatrix \mathbf{W}_{in} nach Abschnitt 2.4.1 dazu führen, dass die inneren Einheiten des Reservoirs zu viele Eingangssignale erhalten und somit unter Umständen schnell eine Sättigung des $tanh(\cdot)$ in der zeitlichen Entwicklungsgleichung 2.17 er-

gibt. Um dies zu lösen ist ein neuer Hyperparameter η eingeführt worden, der die Anzahl von Eingangssignalen pro innerer Einheit beschränkt. Dadurch wird die Matrix \mathbf{W}_{in} dünn besetzt. Dies wird zudem dadurch motiviert, dass viele Einträge des Eingangssignals aus Bildpunkten mit einem geringen Abstand zueinander stammen, wodurch redundante Informationen eingespeist werden würden. Durch eine dünn besetzte Matrix \mathbf{W}_{in} kann dieser Effekt reduziert werden. Des Weiteren wird versucht eine reichhaltigere innere Dynamik durch diesen Schritt analog zu der Begründung der Dünnbesetztheit der Matrix \mathbf{W} zu erzeugen.

Bei der Untersuchung ist zusätzlich ersichtlich geworden, dass der untersuchte Bereich der Regularisierung $\lambda \in [5 \times 10^{-2}, 5 \times 10^{-6}]$ zu gering ist, da der optimale Wert stets am linken Rand des Intervalls gefunden worden ist. Deswegen ist zusätzlich einmal eine Suche auf dem größeren Parameterbereich $\lambda \in [5 \times 10^{-4}, 5 \times 10^4]$ durchgeführt worden. In Tabelle 3.14 sind die Fehler und benötigten Laufzeiten für die besten Reservoirs für die beiden Modelle aufgelistet. Die ermittelten Hyperparameter sind in den Tabellen A.1 und A.2 aufgelistet. Es kann erneut der Trend beobachtet werden, dass der Fehler mit steigendem a ebenso zunimmt, und für kleine Werte für a der Fehler im *Mitchell-Schaffer*-Modell größer ist als im *Barkley*-Modell.

Barkley							
a	4	8	16	32	64	128	148
b	2	2	2	2	1	2	1
Laufzeit [s]	5	15	60	170	1922	3320	2970
MSE	0.00005	0.00111	0.01447	0.09301	0.13093	0.15106	0.18380
NRMSE	0.0121	0.0801	0.3386	0.7398	0.9438	1.0098	1.1049

Mitchell-Schaeffer							
a	4	8	16	32	64	128	148
b	1	3	2	2	1	2	1
Laufzeit [s]	3	9	27	121	548	3322	3021
MSE	0.00023	0.00177	0.02969	0.05061	0.06330	0.06842	0.06761
NRMSE	0.0661	0.1704	0.6703	0.8861	0.9775	1.0166	1.0049

Tab. 3.14.: Auflistung der Fehlerwerte MSE und NRMSE zusammen mit der Laufzeit für das jeweils beste ESN, welches zu den geringsten Fehlern führt, für das *Barkley*-Modell (oben) und das *Mitchell-Schaeffer*-Modell (unten) für verschiedene Größen a des vorherzusagenden Bereichs. Dabei ist der Wert für b ebenfalls optimiert worden.

Es ist anzunehmen, dass für die Vorhersage eines Punktes der weit von den be-

3. Anwendungen

kannten Randwerten entfernt liegt, nicht nur durch sein vorheriger Wert und die aktuellen Randwerte benötigt werden. Vielmehr werden die vergangenen Randwerte einen starken Einfluss nehmen. Dies kann an einem Beispiel schnell deutlich gemacht werden: Würde beispielsweise eine ebene Welle durch das Feld propagieren, so können weit entfernte Punkte erst deutlich nachdem die Welle durch die Ränder hindurch gelaufen ist, hiervon beeinflusst werden. Somit benötigt das System eine ausgeprägte Gedächtnisleistung. Bei den ESNs skaliert nach 2.4 die Gedächtnisleistung mit der Größe N des Netzwerkes. Es wäre also anzunehmen, dass möglichst große Reservoirs eine optimale Leistung erzielen können. Dies kann experimentell nicht bestätigt werden. So erzielen zwar teilweise die größtmöglichen Reservoirs ($N = 400$) die besten Ergebnisse, doch tritt gibt es auch Werte für a bei denen kleinere Reservoirs ($N = 50$) besser arbeiten.

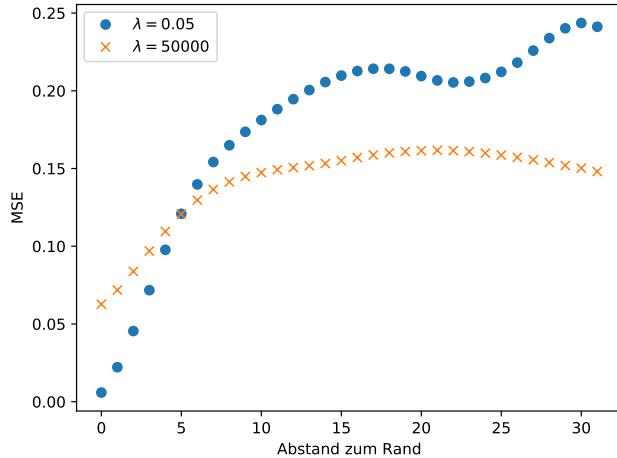


Abb. 3.10.: Graphische Darstellung der Abhängigkeit des MSE für die Vorhersage der u -Variable des *Barkley*-Modells vom Abstand zum Rand. In blau ist die Abhängigkeit für das ESNs mit starker und in orange für das mit schwacher Regularisierung dargestellt.

Um den Einfluss der Regularisierung hervorzuheben sind in Abbildung 3.11 die Vorhersagen des optimalen Reservoir mit der hohen Regularisierung ($\lambda = 5 \times 10^4$) und eines zuvor ermittelten Reservoirs mit einer geringeren Regularisierung ($\lambda = 0.05$) exemplarisch für das *Barkley*-Modell dargestellt. Es ist zu erkennen, dass im Falle der starken Regularisierung die Vorhersage stark verschwommen ist und beinahe der Mittelwert der Erregung anstelle der feineren Strukturen vorhergesagt wird. Dagegen wird bei der geringeren Regularisierung eine feinere Struktur vorhergesagt.

Zudem ist in Abbildung 3.10 die Abhängigkeit des mittleren quadratischen Fehlers für jene beiden Reservoirs dargestellt. Dabei ist zu erkennen, dass im für geringe Abstände die feine Vorhersage mit der kleinen Regularisierung deutlich geringere Fehler verursacht, wohingegen ab einem Abstand von 5 Gitterpunkten eine stärkere Regularisierung geringere Fehler erzeugt. Zudem scheint der Fehler dabei schnell gegen eine obere Schranke zu konvergieren. Dies lässt sich damit vereinbaren, dass dieses Reservoir hauptsächlich noch den Mittelwert der Dynamik vorhersagt.

Add details?

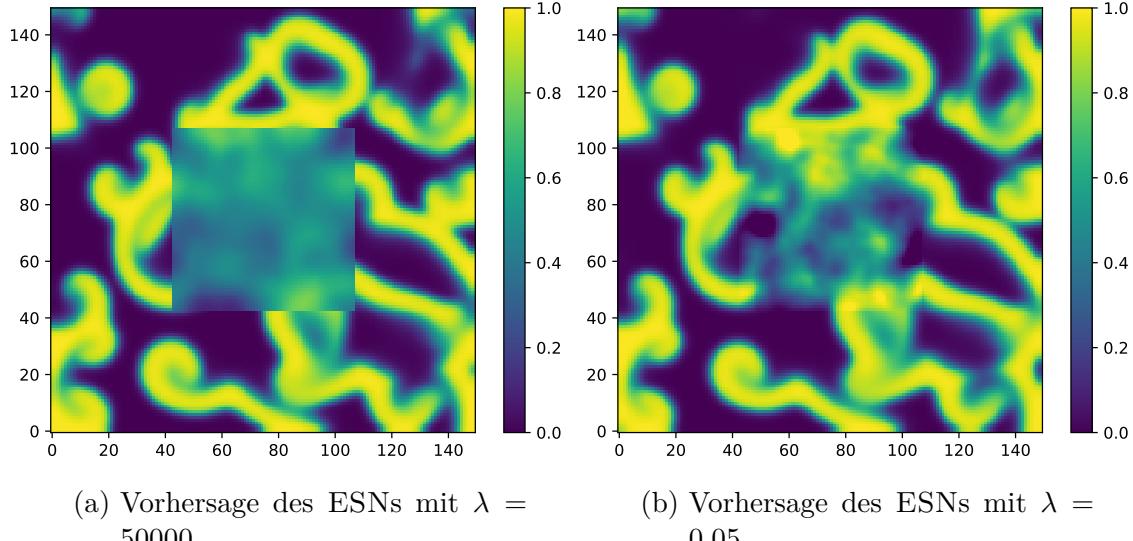


Abb. 3.11.: Graphische Darstellung der u -Variable des *Barkley*-Modells für den 1000. Zeitschritt des Evaluationsdatensatzes. Links ist die Vorhersagen des ESNs mit starker und rechts mit schwacher Regularisierung dargestellt.

3.4.4. Vergleich

Zuerst kann bemerkt werden, dass für den NN- und den RBF-Ansatz der optimale Wert für die Randdicke $b = 1$ lautet, wohingegen bei den ESNs Werte mit $b > 1$ bevorzugt werden. Dieser Unterschied lässt sich dadurch erklären, dass das Eingangssignal für das ESN nicht vollständig genutzt worden ist, sondern durch die Verwendung der dünnbesetzten Eingangsmatrix \mathbf{W}_{in} nur einzelne zufällig ausgewählte Punkte genutzt worden sind. Somit können in diesem Fall durch einen breiteren Rand Eingangssignale aus einer größeren Menge an unterschiedlichen Signalen gewählt werden. Für einen genaueren Vergleich der drei Methoden bietet es sich an die Ergebnisse für die größten Wert für a durchzuführen, der mit allen drei

Make this more clear.

3. Anwendungen

Ansätzen betrachtet worden ist. Dies entspricht dem Wert $a = 64$. Eine Übersicht der verschiedenen Ergebnisse ist in Tabelle 3.15 zu finden.

	Barkley			Mitchell-Schaeffer		
	NN	RBF	ESN	NN	RBF	ESN
Laufzeit [s]	14754	1845	1206	20272	1756	1089
MSE	0.24599	0.13615	0.12882	0.09283	0.05588	0.05464
NRMSE	1.2963	0.9805	0.9438	1.1837	1.0094	0.9081

Tab. 3.15.: Vergleich der benötigten Laufzeit und der erreichten Fehlers der drei Ansätze für das *Mitchell-Schaeffer*- und das *Barkley*-Modell, welche zu den geringsten Fehlern führen, für $a = 64$.

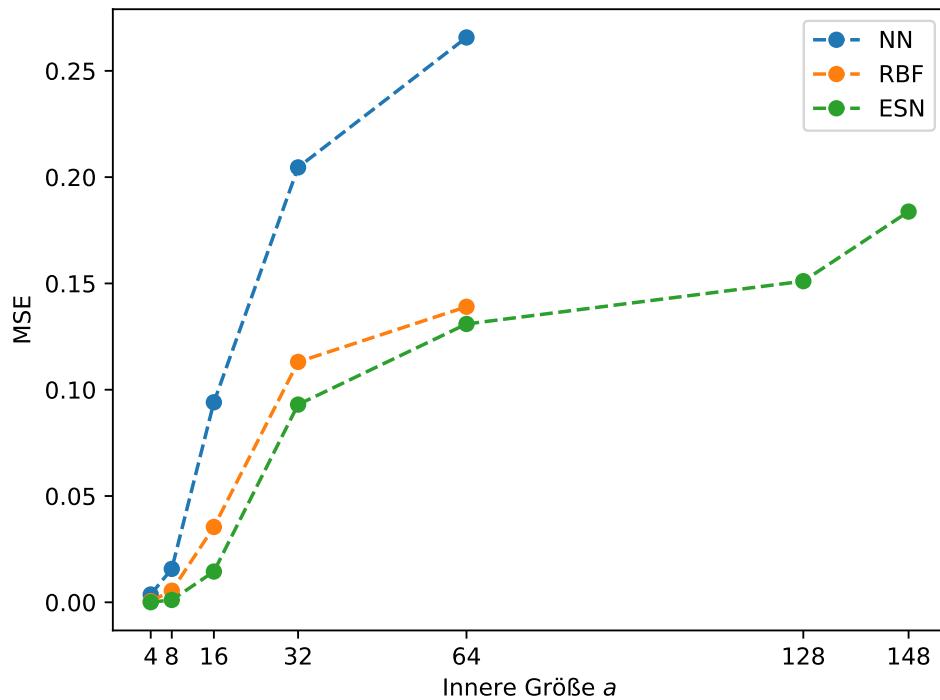


Abb. 3.12.: Graphische Darstellung des Fehlerwertes MSE für die drei verschiedenen Ansätze in Abhängigkeit von der Größe a des vorherzusagenden Bereichs für das *Barkley*-Modell.

Zudem ist ein grafischer Vergleich der Fehlerwerte MSE durchgeführt worden, welcher in Abbildung 3.12 für das *Barkley*-Modell zu finden ist. Eine analoge Darstellung für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell ist in Abbildung B.6 aufgetragen. Es zeigt

sich erneut, dass die Vorhersagen der klassischen Methoden einen höheren Fehler haben. Während der NN-Ansatz bei beiden Modellen schlechtere Ergebnisse als die Vorhersage mittels des Mittelwertes liefert, sind die radialen Basisfunktionen und die ESNs leicht besser als diese. Dabei erreichen die ESNs und radialen Basisfunktionen in etwa die gleiche Genauigkeit. Da der NRMSE für beide Methoden nahe an 1.0 liegt ist die Vorhersage kaum besser, als die Vorhersage mittels des Mittelwertes. Die Vorhersagequalität reicht bei keiner der drei Methoden aus, um sie tatsächlich sinnvoll verwenden zu können.

Des Weiteren wächst der Fehlers mit steigender Größe des vorherzusagenden Bereiches auch bei allen drei Ansätzen an. Es ist somit zu vermuten, dass dies nicht nur eine reine Beschränkung der einzelnen Methoden ist, sondern dass es womöglich eine Eigenschaft der betrachteten Modelle ist.

In Abbildung 3.13 werden exemplarisch die aus den drei Ansätzen resultierenden Felder der Spannungsvariable $u(t)$ des *Barkley*-Modells zusammen mit dem originalen Feld dargestellt. Eine analoge Darstellung für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell ist im Anhang als Abbildung B.5 zu finden. Es fällt auf, dass sowohl die Vorhersage der RBF als auch die des ESN stark verschwommen sind und kaum Details zeigen. Im Gegensatz dazu gibt der NN-Ansatz eine sehr scharfe Vorhersage. Dies ist dahingehend interessant, als das zum einen jeder Bildpunkt einzeln vorhersagt wird, und zum anderen immer die nächsten fünf Nachbarn genutzt werden. Daraus können zwei Konsequenzen folgen. Erstens spricht die hohe Auflösung dafür, dass die Vorhersage beinahe perfekt ein Bereich aus den Trainingsdaten ist. Da die Vorhersage aber (zumindest in diesem Moment) nicht gut mit dem Original übereinstimmt bedeutet dies, dass die Verzögerungskoordinaten, die genutzt worden sind, den Bereich nicht eindeutig beschreiben. Zweitens kann daraus auch gefolgert werden, dass für diese Aufgabe die Länge der Trainingsdaten zu gering gewählt worden ist.

Add comparison images

3. Anwendungen

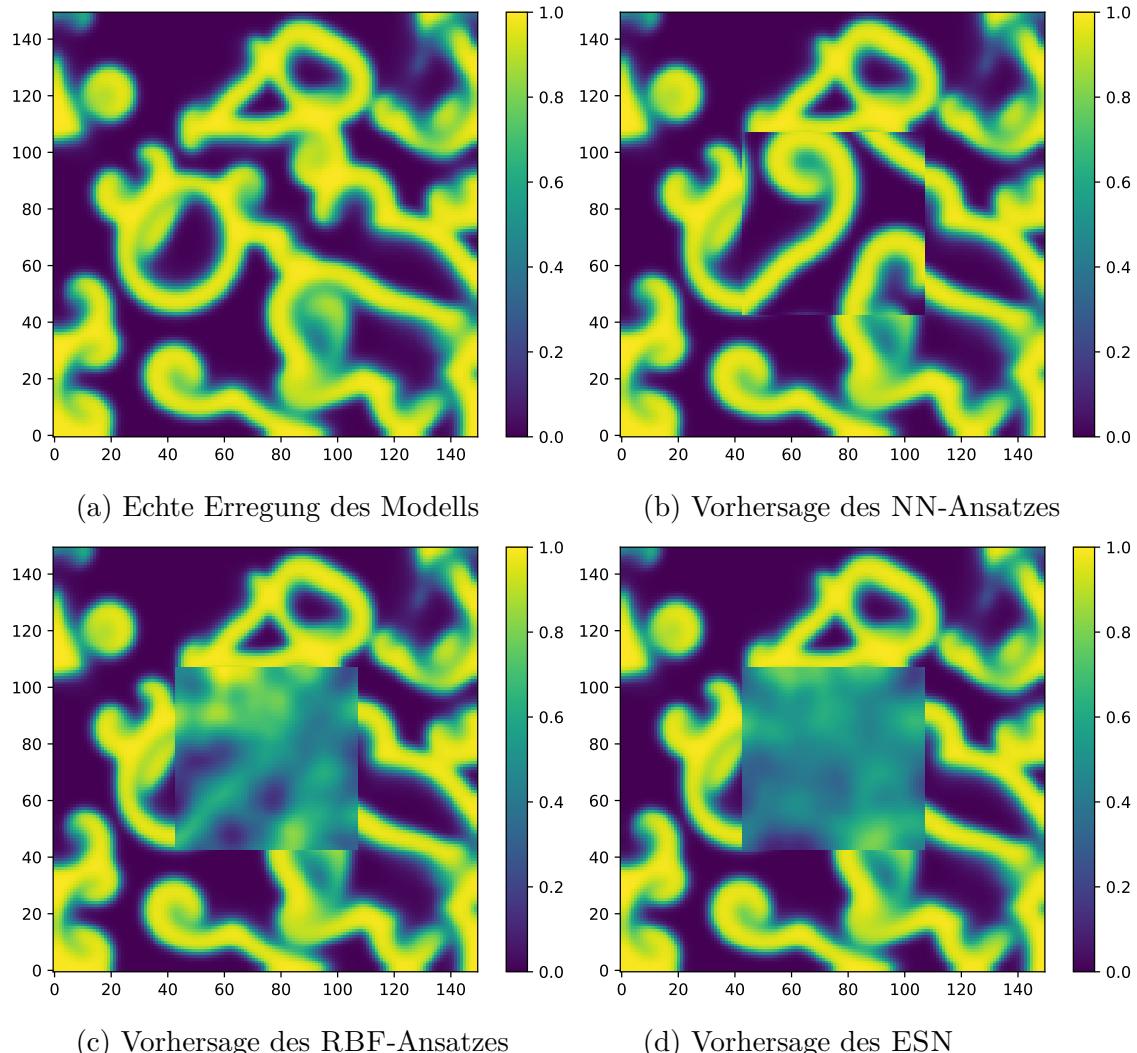


Abb. 3.13.: Graphische Darstellung der u -Variable des *Barkley*-Modells für den 1000. Zeitschritt des Evaluationsdatensatzes für $a = 64$. Oben links ist das tatsächliche Feld des Modells zu sehen. Danach folgenden im Uhrzeigersinn die Vorhersagen des NN-Ansatzes, des RBF-Ansatzes und des ESN.

4. Fazit

In dieser Arbeit ist die Anwendung von *Echo State Networks* für die Vorhersage von raumzeitlichen Dynamiken erregbarer Systeme untersucht worden. Dies ist anhand des *Barkley-* und des *Mitchell-Schaeffer*-Modells durchgeführt worden. Für die Vorhersage dieser raumzeitlichen Dynamiken ist ein sogenannter *Messsonendenansatz* entwickelt und verwendet worden, bei dem nur lokal benachbarte Informationen für die Vorhersage genutzt werden.

Um die experimentellen Ergebnisse des ESNs einzuordnen, sind sie mit den Ergebnissen eines *nächsten Nachbar*-Ansatzes und *radialer Basisfunktionen* verglichen worden. Dabei sind Anwendungsarten betrachtet worden, welche für die Untersuchung von Herzen relevant sind: Zuerst ist eine nicht gemessene aus einer gemessenen Systemvariable bestimmt worden. Anschließend ist die elektrische Erregung auf der Herzoberfläche anhand des Fernfelds einer Elektrodenmessung rekonstruiert worden. Abschließend ist versucht worden die elektrische Erregung für unbekannte Regionen aus der Kenntnis weniger Randwerte vorzunehmen.

Es hat sich allgemein gezeigt, dass durch die Verwendung der *Echo State Networks* in jedem Anwendungsbereich eine größere Genauigkeit erzielt werden konnte. Die ESNs stellen eine gut geeignete Methode zur Untersuchung und Vorhersage raumzeitlicher Dynamiken erregbarer Medien dar. Diese Erkenntnis passt zu den neusten wissenschaftlichen Publikationen auf dem Bereich [13].

Im Detail konnte die Kreuz-Prädiktion zwischen den zwei Systemvariablen nahezu fehlerfrei gelöst werden. Die Rekonstruktion der elektrischen Erregung konnte zudem die makroskopische Struktur der Dynamik rekonstruiert werden, aber nicht die Detailstruktur. Die Vorhersage des unbekannten Bereiches durch die Randwerte konnte nicht zufriedenstellend gelöst werden. Bereits für geringe Größen des vorherzusagenden Bereichs stieg der Fehler sowohl bei dem ESN als auch bei den

4. Fazit

Referenzmethoden sehr stark an. Dies kann ein Hinweis auf eine generelle physikalische Beschränktheit solcher Voraussagen sein. Es empfiehlt sich dieses Phänomen weitergehend zu untersuchen.

Es hat sich zudem herausgestellt, dass die Gewichtsmatrix \mathbf{W}_{out} für verschiedene Bildpunkte eine große Ähnlichkeit aufzeigt. Somit bietet es sich an dieses Verhalten weiter zu untersuchen. Durch die Verwendung einer einzigen Auslesematrix lässt sich die Geschwindigkeit des ESN stark erhöhen. Zusätzlich wäre auch ein Einsatz anderer Methode aus dem Bereich des *Machine Learnings* als Ersatz für die Auslesematrix, wie beispielsweise FFNNs denkbar.

5. Danksagungen

Zuerst möchte ich Herrn Professor Ulrich Parlitz für die ausführliche Betreuung und Unterstützung beim Schreiben dieser Bachelorarbeit danken. Zudem möchte ich Herrn Professor Florentin Wörgötter für seine Funktion als Zweitgutachter danken. Des Weiteren möchte ich Thomas Lilienkamp für seine Ratschläge bei technischen Problemen und die hilfreichen Ideenaustausche danken. Zudem bedanke ich mich bei Philip Dietrich, Timo Mutas und Pauline Gärtner für das Korrekturlesen dieser Arbeit.

Anhang

A. Tabellen

	Barkley							
a	4	8	16	32	64	128	148	
b	2	2	2	2	1	2	1	
N	400	400	400	200	400	200	50	
$\rho(\mathbf{W})$	0.5	0.1	1.1	1.5	1.1	1.1	1.5	
α	0.95	0.95	0.20	0.05	0.05	0.20	0.05	
ϵ	0.2	0.2	0.1	0.1	0.2	0.2	0.2	
ν_{max}	1×10^{-4}	1×10^{-4}	1×10^{-5}	1×10^{-4}	1×10^{-5}	1×10^{-4}	1×10^{-5}	
λ	5×10^{-4}	5×10^{-4}	5	5×10^2	5×10^4	5×10^3	5	
η	20	5	5	100	100	20	10	
Laufzeit [s]	5	15	60	170	1922	3320	2970	
MSE	0.00005	0.00111	0.01447	0.09301	0.13093	0.15106	0.18380	
NRMSE	0.0121	0.0801	0.3386	0.7398	0.9438	1.0098	1.1049	

Tab. A.1.: Vollständige Auflistung der gefundenen Hyperparameter der ESNs für das *Barkley*-Modell für verschiedene Größen a des vorherzusagenden Bereichs, welche zu den geringsten Fehlern führen. Zudem sind die benötigte Laufzeit und die erreichten Fehler angeführt. Die Größe b ist ebenfalls optimiert worden.

A. Tabellen

	Mitchell-Schaeffer							
a	4	8	16	32	64	128	148	
b	1	3	2	2	1	2	1	
N	400	200	50	50	50	200	50	
$\rho(\mathbf{W})$	1.5	0.1	1.5	1.1	3.0	1.1	1.5	
α	0.95	0.95	0.50	0.20	0.50	0.20	0.70	
ϵ	0.1	0.2	0.1	0.1	0.1	0.2	0.2	
ν_{max}	1×10^{-4}	1×10^{-4}	1×10^{-4}	1×10^{-4}	1×10^{-5}	1×10^{-4}	1×10^{-5}	
λ	5	5×10^{-1}	5	5×10^3	5×10^3	5×10^4	5×10^4	
η	20	50	15	5	100	10	15	
Laufzeit [s]	3	9	27	121	548	3322	3021	
MSE	0.00023	0.00177	0.02969	0.05061	0.06330	0.06842	0.06761	
NRMSE	0.0661	0.1704	0.6703	0.8861	0.9775	1.0166	1.0049	

Tab. A.2.: Vollständige Auflistung der gefundenen Hyperparameter der ESNs für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell (unten) für verschiedene Größen a des vorherzusagenden Bereichs, welche zu den geringsten Fehlern führen. Zudem sind die benötigte Laufzeit und die erreichten Fehler angeführt. Die Größe b ist ebenfalls optimiert worden.

B. Abbildungen

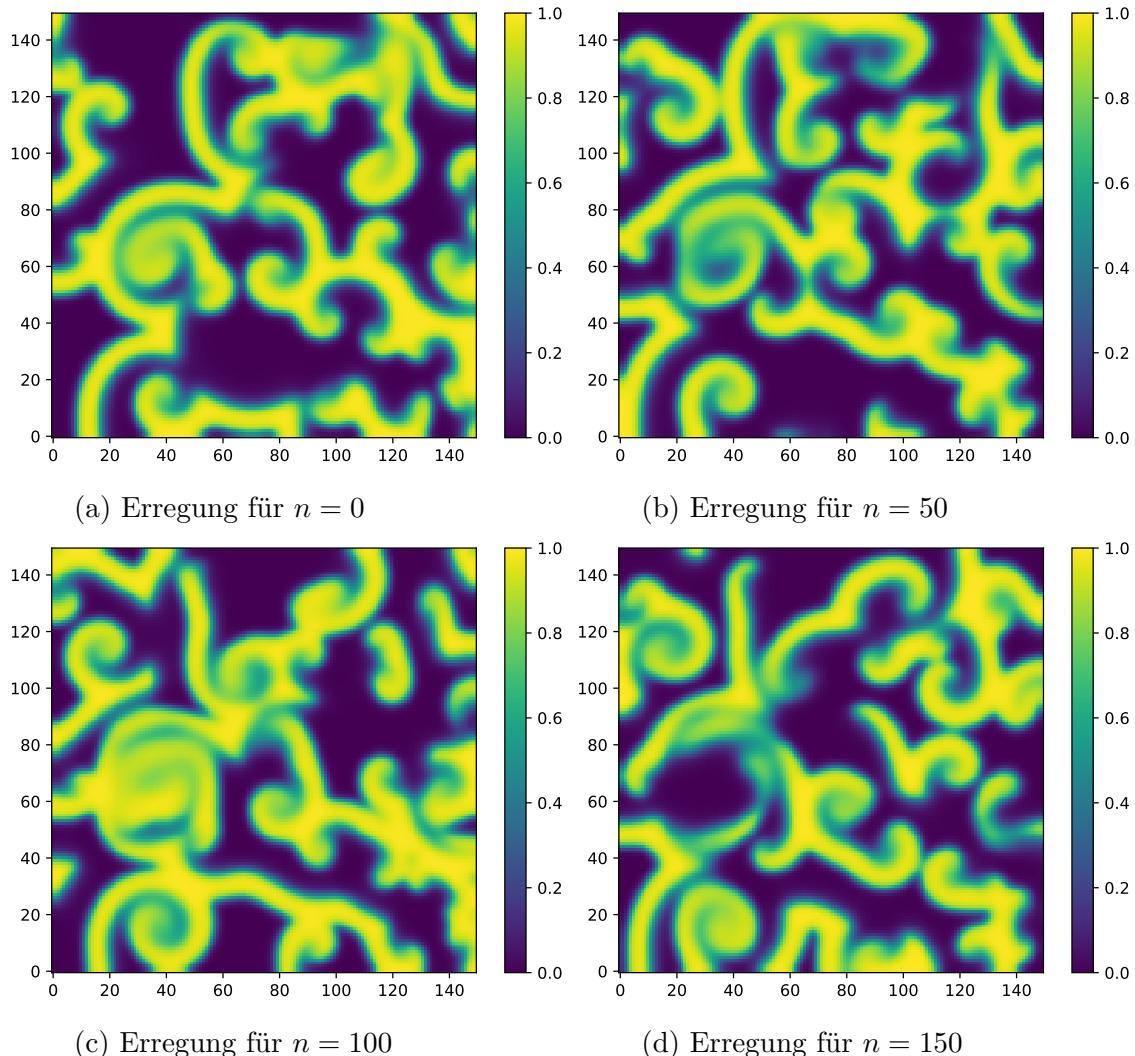


Abb. B.1.: Graphische Darstellung der zeitlichen Entwicklung der u -Variable des *Barkley*-Modells. In Leserichtung sind die Felder der u -Variable für die Zeitpunkte $t = 0, 50, 100, 150$ des Evaluationsdatensatzes dargestellt.

B. Abbildungen

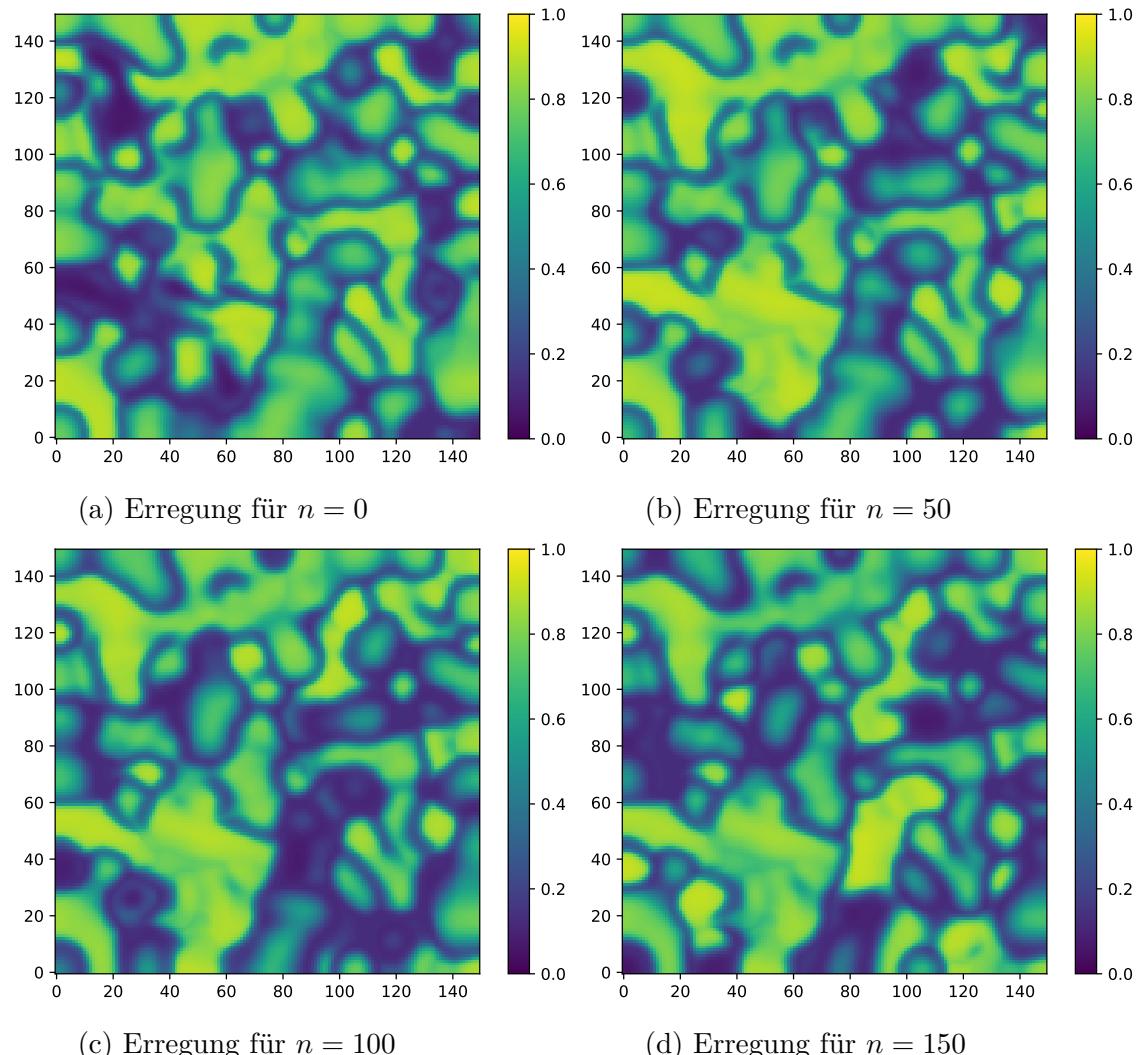
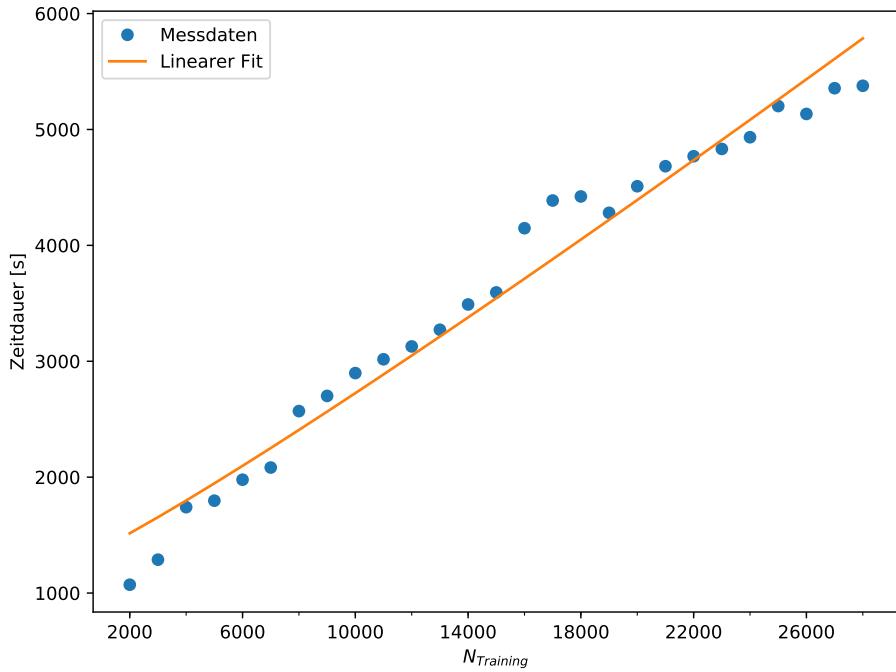
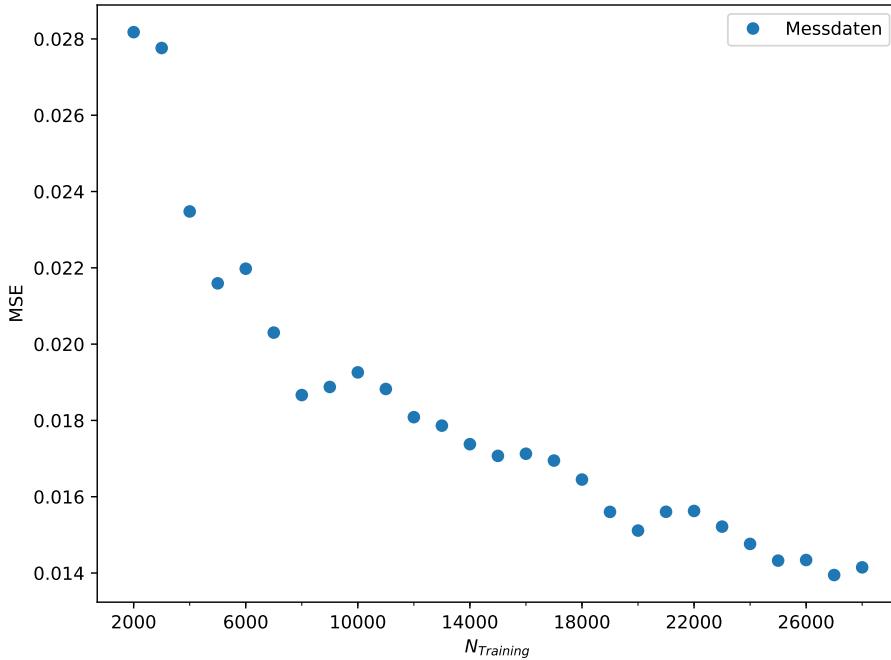


Abb. B.2.: Graphische Darstellung der zeitlichen Entwicklung der u -Variable des *Mitchell-Schaeffer*-Modells. In Leserichtung sind die Felder der v -Variable für die Zeitpunkte $n = 0, 50, 100, 150$ des Evaluationsdatensatzes dargestellt.



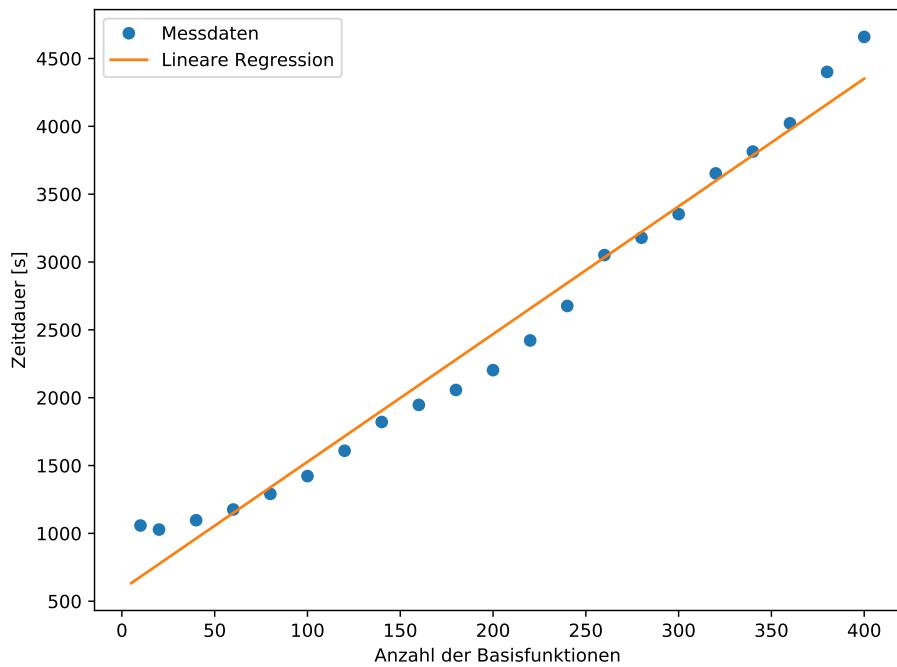
(a) Abhangigkeit der Laufzeit.



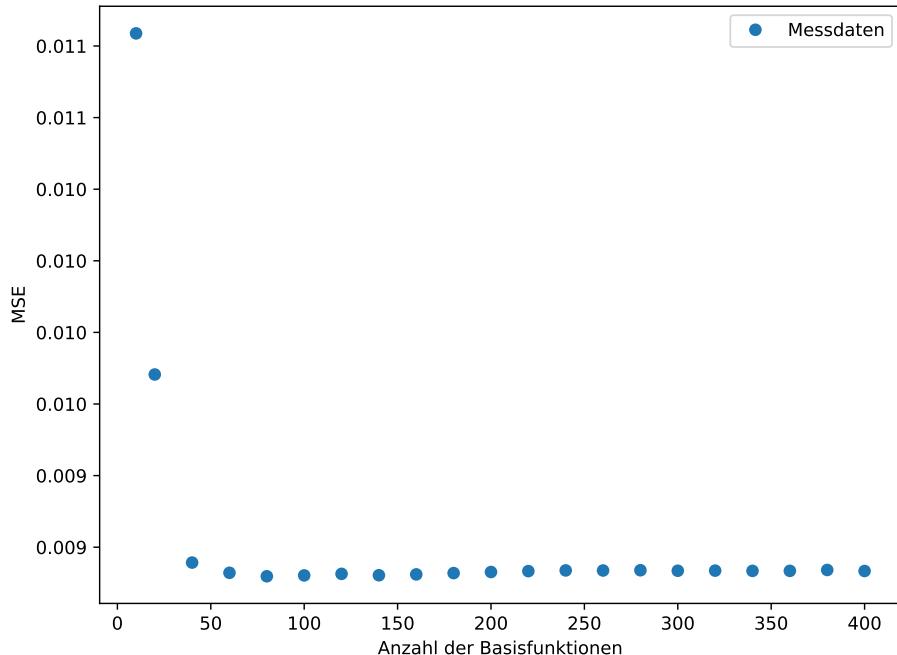
(b) Abhangigkeit des MSEs.

Abb. B.3.: Darstellung der Abhangigkeit des benotigten Laufzeit (oben) und des MSE (unten) von der verwendeten Anzahl an Trainingsdaten $N_{Training}$ (unten) fur das *Mitchell-Schaeffer*-Modell bei der Verwendung einer nachsten Nachbar Vorhersage.

B. Abbildungen



(a) Abhangigkeit der Laufzeit von l .



(b) Abhangigkeit des MSE s von l .

Abb. B.4.: Darstellung der Abhangigkeit des benotigten Laufzeit (oben) und des MSE s (unten) von der Anzahl der Basisfunktionen l fur das *Mitchell-Schaeffer*-Modell bei der Verwendung radialer Basisfunktionen.

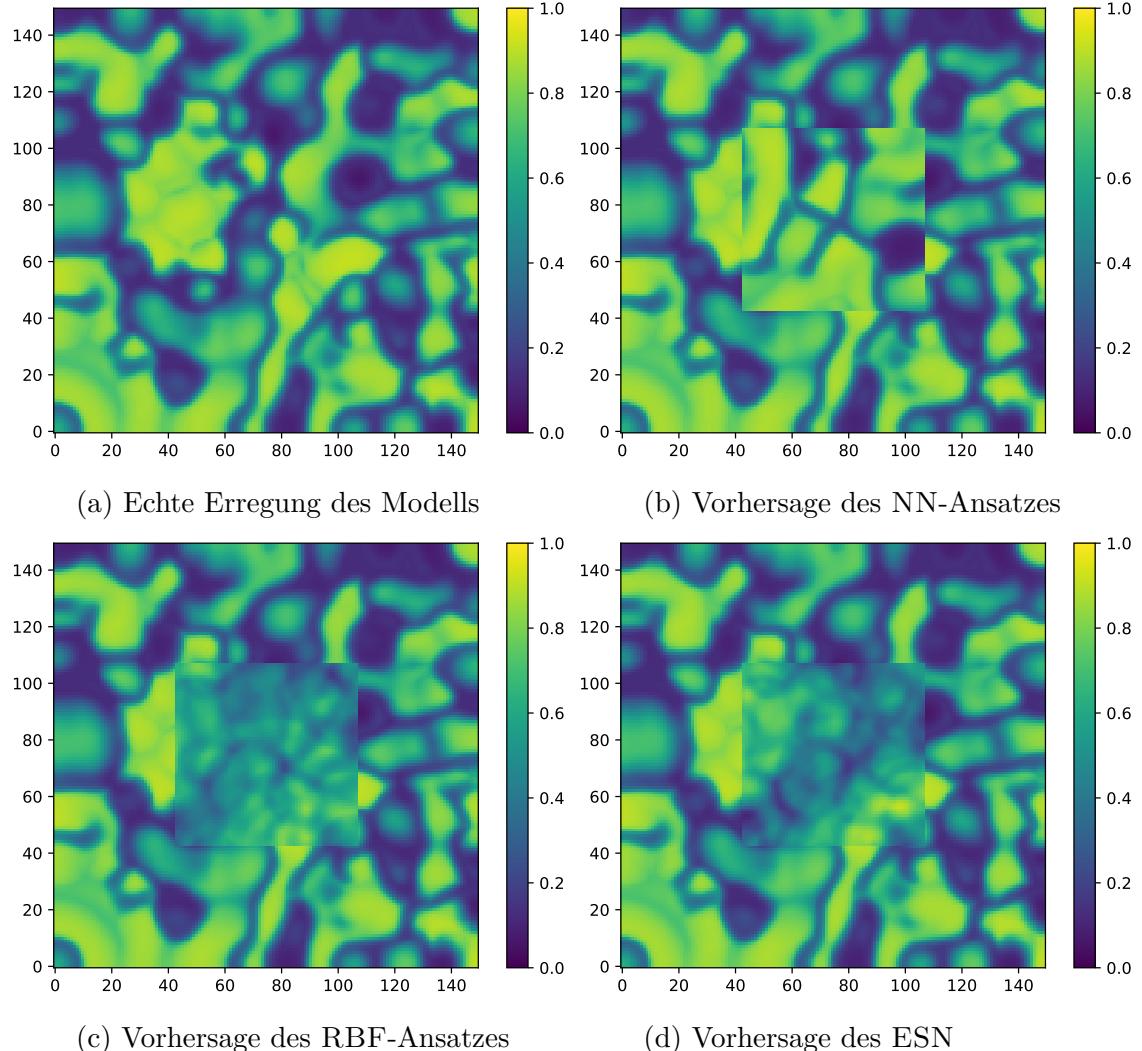


Abb. B.5.: Graphische Darstellung der v -Variable des *Mitchell-Schaeffer*-Modells für den 1000. Zeitschritt des Evaluationsdatensatzes. Oben links ist das tatsächliche Feld des Modells zu sehen. Danach folgenden in Leserichtung die Vorhersagen des NN-Ansatzes, des RBF-Ansatzes und des ESN.

B. Abbildungen

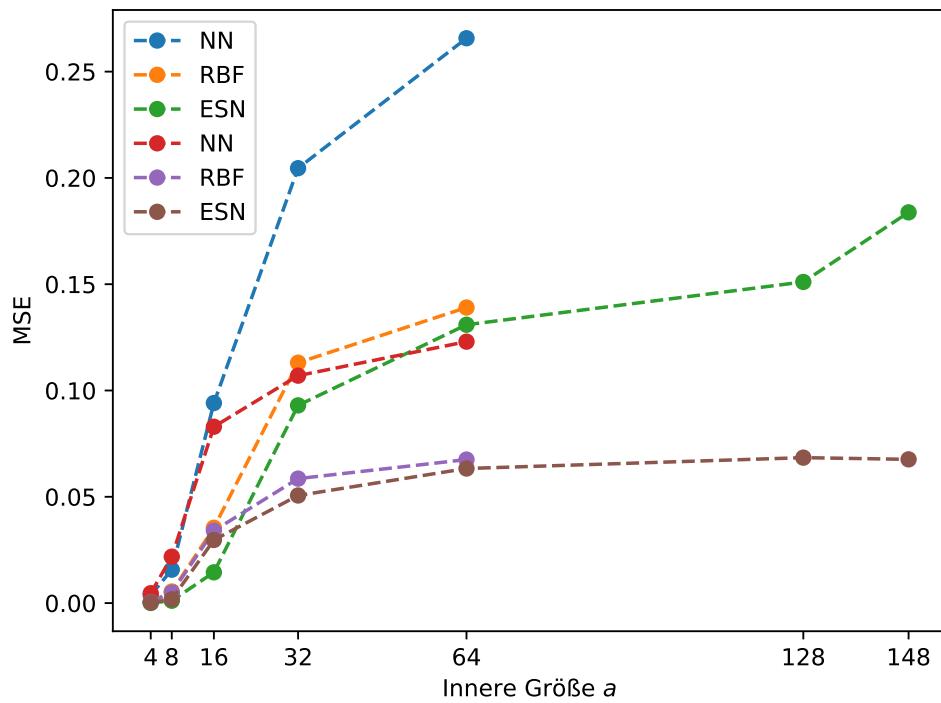


Abb. B.6.: Graphische Darstellung des Fehlerwertes MSE für die drei verschiedenen Ansätze in Abhängigkeit von der Größe a des vorherzusagenden Bereichs für das *Mitchell-Schaeffer*-Modell.

C. Mathematische Ausführungen

C.1. Beweisskizze: Stabilitätskriterium

Im Folgenden wird eine Beweisskizze für das Stabilitätskriterium

$$|1 - \alpha(1 - \sigma_{max}(\mathbf{W}))| < 1$$

nach [8] vorgeführt. Hierfür wird die Distanz der *l2-Norm* $\|\cdot\|$ zwischen den Zustandsfolgen $(\vec{s}(n))_n$ und $(\vec{s}'(n))_n$ für das Eingangssignal \vec{u} betrachtet. Es wird zudem die Zustandsgleichung 2.17 und die Abkürzung $\vec{v} = [b_{in}; \vec{u}(n)]$ verwendet.

$$\begin{aligned}
& \|\vec{s}(n+1) - \vec{s}'(n+1)\| \\
&= \|(1 - \alpha) \cdot \vec{s}(n) + \alpha \cdot f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}(n)) - (1 - \alpha) \cdot \vec{s}'(n) - \alpha \cdot f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}'(n))\| \\
&= \|(1 - \alpha) \cdot (\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)) + \alpha \cdot f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}(n)) - \alpha \cdot f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}'(n))\| \\
&\stackrel{(a)}{\leq} (1 - \alpha) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| + \alpha \cdot \|f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}(n)) - f_{in}(\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}'(n))\| \\
&\stackrel{(b)}{\leq} (1 - \alpha) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| + \alpha \cdot \|\mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}(n) - \mathbf{W}_{in}\vec{v} + \mathbf{W}\vec{s}'(n)\| \\
&= (1 - \alpha) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| + \alpha \cdot \|\mathbf{W}(\vec{s}(n) - \vec{s}'(n))\| \\
&\stackrel{(c)}{\leq} (1 - \alpha) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| + \alpha \cdot \sigma_{max}(\mathbf{W}) \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| \\
&= (1 - \alpha + \alpha \sigma_{max}(\mathbf{W})) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| \\
&= (1 - \alpha(1 + \sigma_{max}(\mathbf{W}))) \cdot \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| \\
&:= \lambda \|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\|
\end{aligned}$$

Dabei ist in Schritt (a) die Dreiecksungleichung verwendet worden. Da f_{in} eine *sigmoid*-förmige Funktion ist, gilt zudem $f'_{in}(x) < 1 \forall x$; dies wird in Schritt (b)

C. Mathematische Ausführungen

ausgenutzt. Zudem wird in Schritt (c) die Beziehung

$$\|\mathbf{A}\vec{x}\| \leq \sigma_{\max}(\mathbf{A}) \|\vec{x}\|$$

zwischen dem maximalen Sprektralwert σ_{\max} der Matrix \mathbf{A} und der l_2 -Norm ausgenutzt.

Gilt nun $\lambda < 1$, so nähern sich die beiden Zustandsfolgen immer näher aneinander an, bis sie schließlich gegeneinander konvergieren. Das bedeutet, dass es eine Nullfolge $(\delta(n))_n$ gibt, für die $\|\vec{s}(n) - \vec{s}'(n)\| < \delta(n)$; somit liegt die *ESP* vor. Dies bedeutet, dass der beliebig gewählte Anfangszustand des ESNs $\vec{s}(0)$ beziehungsweise $\vec{s}'(0)$ nach einer ausreichenden Zeit keinen Einfluss mehr auf die Dynamik des Systems nimmt.

C.2. Laufzeitanalyse

Im Folgenden soll die theoretische Laufzeitkomplexität T des Trainings und Voraussagevorgangs eines ESNs unter Veränderung von N betrachtet und hergeleitet werden. Zuerst werden die Abkürzungen

$$\beta = T - T_0 \quad \gamma = 1 + N_u + N$$

eingeführt. Für die Matrixmultiplikation und Matrixinversion wird ein optimierter Algorithmus wie beispielsweise der *Coppersmith–Winograd*-Algorithmus angenommen. Dieser hat für Matrizen $\in \mathbb{R}^{n \times n}$ eine Laufzeit $\mathcal{O}(n^{2.376})$.

Die Komplexität der Zustandsgleichung 2.17 wird durch die Ausdrücke $\mathbf{W}_{\text{in}}\vec{u} \in \mathcal{O}(N_u N)$ und $\mathbf{W}\vec{x} \in \mathcal{O}(N^2)$ bestimmt. Somit ergibt sich eine Gesamtkomplexität $\mathcal{O}(N_u \cdot N + N^2) = \mathcal{O}(N^2)$ für $N_u < N$.

Im Trainingsvorgang wird zunächst die Zustandsgleichung β Mal durchlaufen. Bei der Betrachtung der Lösungsgleichung 2.24 müssen die Laufzeiten von vier Teilaus-

Add source

drücken analysiert werden:

$$\begin{aligned} T(\mathbf{XX}^T) &= \mathcal{O}(\gamma^2 \beta) \\ T((\mathbf{XX})^{-1}) &= \mathcal{O}(\gamma^{2.376}) \\ T(\mathbf{Y}_{\text{target}} \mathbf{X}^T) &= \mathcal{O}(N_y \beta \gamma). \end{aligned}$$

Somit ergibt sich für das Bestimmen der Auslesematrix \mathbf{W}_{out} eine Laufzeit $\mathcal{O}(\gamma^2 \beta + \gamma^{2.376} + \beta \gamma N_y) = \mathcal{O}(\gamma^{2.376})$ für $N_u < N$. Insgesamt ergibt sich der Aufwand des Trainingsvorgangs somit inklusive der Berechnung der Zustandsgleichung zu $\mathcal{O}(N^2 + N^{2.376}) = \mathcal{O}(N^{2.376})$

Der Vorhersagevorgang besteht jeweils aus Berechnungen der Zustandsgleichung und der Berechnung der Ausgabe $\vec{y} = \mathbf{W}_{\text{out}} \vec{x}$. Hierbei ergibt sich analog die Laufzeitkomplexität zu $\mathcal{O}(N^2)$.

Bei dieser Betrachtung sind noch nicht die auftretenden Laufzeiten durch das Initialisieren der Matrizen im Speicher und das Berechnen des Spektralradius zur Reskalierung von \mathbf{W} berücksichtigt.

D. Programmüberblick

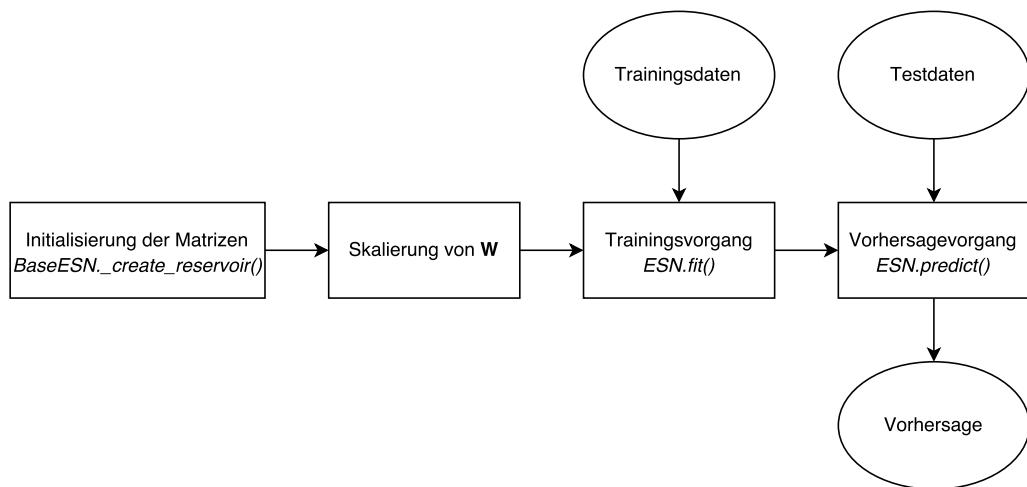


Abb. D.1.: Ablauf bei Verwendung eines ESNs. Dabei dabei relevanten Funktionen des Quellcodes sind kursiv geschrieben. In Leserichtung wird zuerst das ESN mit seinen Matrizen \mathbf{W} und \mathbf{W}_{in} generiert. Anschließend wird es trainiert (siehe Abbildung D.2), um danach eine Vorhersage durchzuführen.

D. Programmüberblick

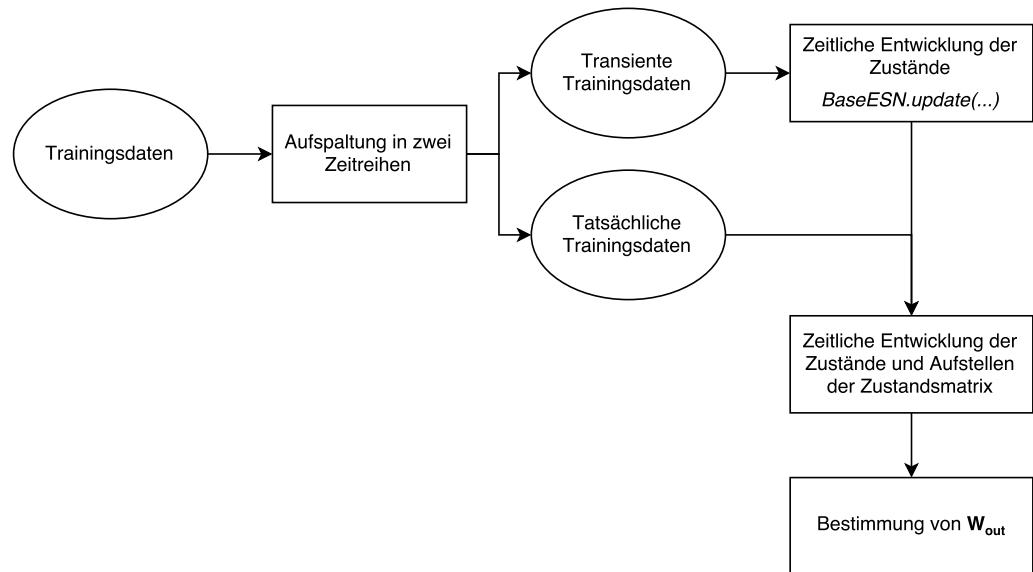


Abb. D.2.: Ablaufes des Trainingsvorgangs des ESNs. Zuerst wird die Zeitreihe der Trainingsdaten in zwei Zeitreihen unterteilt. Der erste Teil wird benutzt um das *transiente* Verhalten des Reservoirs abzuwarten, wohingegen der Rest benutzt wird, um die Auslesematrix \mathbf{W}_{out} zu bestimmen.

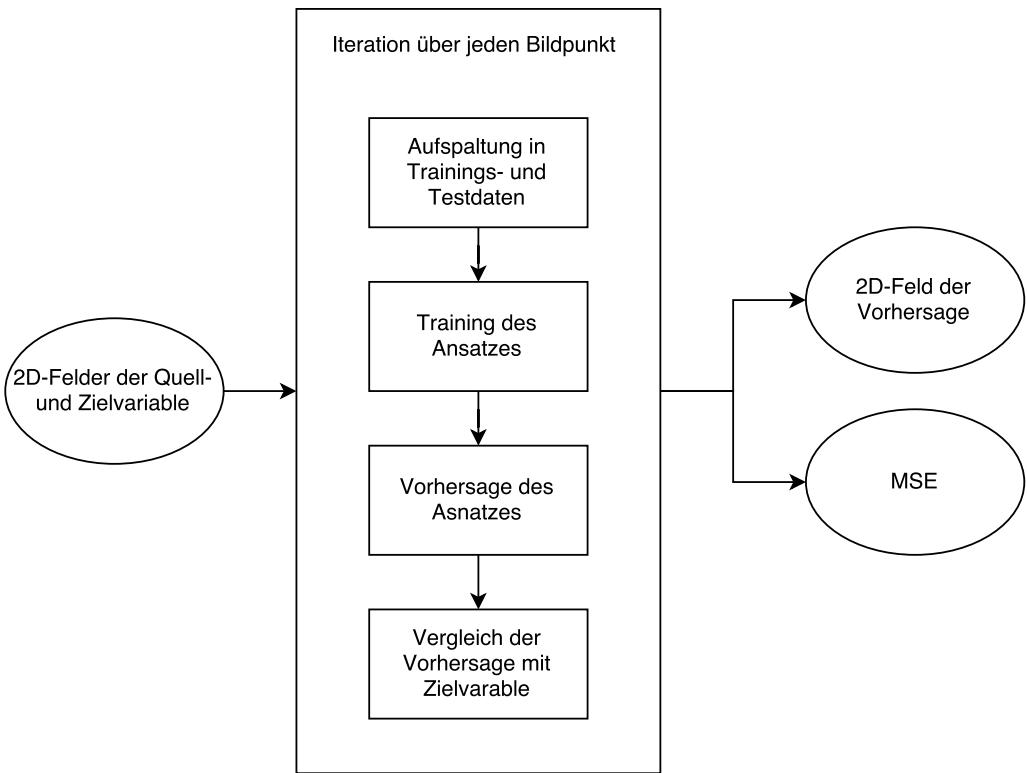


Abb. D.3.: Allgemeines Vorgehen zum Bestimmen der Vorhersage in einem zweidimensionalen System. Für jeden Bildpunkt wird eine einzelne Zeitreihe betrachtet, welche in Trainings- und Testdaten unterteilt wird. Mit den Trainingsdaten wird nun das ausgewählte Modell (NN-Ansatz, RBF-Ansatz oder ESN) trainiert. Anschließend liefert das Modell mit der Quellvariable der Testdaten eine Vorhersage, welche mit den Zielvariablen verglichen wird. Daraus kann der *MSE* bestimmt werden. Durch das Durchführen dieser Prozedur für alle Bildpunkt ergibt sich schlussendlich eine Vorhersage des räumlich ausgedehnten Systems.

Literaturverzeichnis

- [1] D. Barkley. Barkley model. *Scholarpedia*, 3(11):1877, 2008. doi: 10.4249/scholarpedia.1877. revision #91029.
- [2] Ezio Bartocci, Pietro Lio, und Nicola Paoletti. *Computational Methods in Systems Biology: 14th International Conference, CMSB 2016, Cambridge, UK, September 21-23, 2016, Proceedings*, Band 9859. Springer, 2016.
- [3] Jon Louis Bentley. Multidimensional binary search trees used for associative searching. *Communications of the ACM*, 18(9):509–517, 1975.
- [4] Sebastian Berg, Stefan Luther, und Ulrich Parlitz. Synchronization based system identification of an extended excitable system. *Chaos: An Interdisciplinary Journal of Nonlinear Science*, 21(3):033104, 2011.
- [5] Christopher M. Bishop. *Pattern Recognition and Machine Learning*. Springer, Cambridge, 2006. ISBN 0-387-31073-8.
- [6] D.S. Broomhead und D Lowe. Multi-variable functional interpolation and adaptive networks. *Complex Systems*, 2:321–355.
- [7] Mark De Berg, Marc Van Kreveld, Mark Overmars, und Otfried Cheong Schwarzkopf. Computational geometry. In *Computational geometry*, Seiten 1–17. Springer, 2000.
- [8] H. Jäger. The “echo state“ approach to analysing and training recurrent neural networks - with an erratum note. *GMD Report*, 148, 2001/2010.
- [9] H. Jäger. A tutorial on training recurrent neural networks, covering bppt, rtrl, ekf and the “echo state network“ approach. *GMD Report*, 159:48 ff., 2002.
- [10] H. Jäger. Long short-term memory in echo state networks: Details of a simulation study. Technical report, Jacobs University Bremen - School of Engineering and Science, 2012.

Literaturverzeichnis

- [11] H. Jäger, M. Lukoševičius, D. Popovici, und U. Siewert. Optimization and applications of echo state networks with leaky- integrator neurons. *Neural Networks*, 20:335–352, 2007.
- [12] Holger Kantz und Thomas Schreiber. *Nonlinear time series analysis*, Band 7. Cambridge university press, 2004.
- [13] Zhixin Lu, Jaideep Pathak, Brian Hunt, Michelle Girvan, Roger Brockett, und Edward Ott. Reservoir observers: Model-free inference of unmeasured variables in chaotic systems. *Chaos*, 27(4), 2017. ISSN 10541500. doi: 10.1063/1.4979665.
- [14] M. Lukoševičius und H. Jäger. Reservoir computing approaches to recurrent neural network training. *Computer Science Review*, 3(3):127–149, 2009.
- [15] Qian-Li Ma und Wei-Biao Chen. Modular state space of echo state network. *Neurocomputing*, 122:406–417, 2013. ISSN 0925-2312. doi: 10.1016/j.neucom.2013.06.012. URL <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0925231213006206>.
- [16] Wolfgang Maass. Liquid State Machines: Motivation, Theory, and Applications. In *Computability in Context*, Seiten 275–296. Imperial College Press, 2011.
- [17] Colleen C Mitchell und David G Schaeffer. A two-current model for the dynamics of cardiac membrane. *Bulletin of mathematical biology*, 65(5):767–793, 2003.
- [18] R. Pascanu, T. Mikolov, und Y. Bengio. On the difficulty of training recurrent neural networks. *Proceedings of the 30th International Conference on Machine Learning*, 28, 2013.
- [19] scikit learn. Nearest neighbours, 2017. URL <http://scikit-learn.org/stable/modules/neighbors.html>.
- [20] Hugo Talbot, Stéphanie Marchesseau, Christian Duriez, Maxime Sermesant, Stéphane Cotin, und Hervé Delingette. Towards an interactive electromechanical model of the heart. *Interface focus*, 3(2):20120091, 2013.
- [21] I. Yildiz, H. Jäger, und S. Kiebel. Re-visiting the echo state property. *Neural Networks*, 35:1–9, 2012.

Erklärung nach §13(8) der Prüfungsordnung für den Bachelor-Studiengang Physik und den Master-Studiengang Physik an der Universität Göttingen:

Hiermit erkläre ich, dass ich diese Abschlussarbeit selbstständig verfasst habe, keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt habe und alle Stellen, die wörtlich oder sinngemäß aus veröffentlichten Schriften entnommen wurden, als solche kenntlich gemacht habe.

Darüberhinaus erkläre ich, dass diese Abschlussarbeit nicht, auch nicht auszugsweise, im Rahmen einer nichtbestandenen Prüfung an dieser oder einer anderen Hochschule eingereicht wurde.

Göttingen, den 5. Juli 2017

(Roland Simon Zimmermann)

Notes

■ Add search path example to the graph?	9
■ Write something about runtime complexity?	19
■ Add subchapter?	24
■ Add more information about the cluster	27
■ Add plot to show the development of the curves?	28
■ Add more details?	35
■ Write something about the vanishing first 9 entries?	36
■ Add more details on long time memory vs N dependency in theory.	40
■ Add details?	49
■ Make this more clear.	49
■ Add comparison images	51
■ Add source	68