



**University of  
Zurich**<sup>UZH</sup>

**Zurich Open Repository and  
Archive**

University of Zurich  
Main Library  
Strickhofstrasse 39  
CH-8057 Zurich  
[www.zora.uzh.ch](http://www.zora.uzh.ch)

---

Year: 2009

---

## Effective topologies for computation in cortex-like networks

Rohrkemper Jr, R R

Posted at the Zurich Open Repository and Archive, University of Zurich

ZORA URL: <https://doi.org/10.5167/uzh-32039>

Dissertation

Originally published at:

Rohrkemper Jr, R R. Effective topologies for computation in cortex-like networks. 2009, University of Zurich, Faculty of Science.

Diss. ETH No. 18669

# Effective Topologies for Computation in Cortex-like Networks

A dissertation submitted to the  
SWISS FEDERAL INSTITUTE OF TECHNOLOGY (ETH)  
ZÜRICH

for the degree of  
DOCTOR OF SCIENCES

presented by  
ROBERT R. ROHRKEMPER JR.

born May 27, 1982  
citizen of USA

accepted on the recommendation of  
Prof. Dr. Rodney J. Douglas, examiner  
Prof. Dr. Richard H. R. Hahnloser, co-examiner

2009

# Abstract

Understanding how brain-like computations are enabled by the structure of the cortex is a principle goal of neuroscience. Complex developmental processes required to build and maintain the cortex point to the importance of the brain's structural properties. Significant resources, developmental time, and energy are required—suggesting a need to optimize to build the best structure possible.

We have developed tools based on state transition analysis for understanding when computational performance is enhanced by changes in the topology. A dynamic state is defined as the set of neurons that are active at any moment. This state changes as neurons are affected by external and recurrent inputs.

In our reservoirs of linear-threshold neurons, performance can be optimized by evaluating the learning capacity of a network when parameters are changed. The neurons receive continuous input and give continuous output. A single perceptron connected to the reservoir neurons can be trained to approximate any continuous signal that can be reproduced with a fading memory filter. This setup, which is called an Echo State Network, has been previously studied in detail.

We have found that ensuring frequent state transitions can be used to tune a network without the need for learning. We have shown that both having more unique states and more transitions between these states will improve the ability of the network to learn and match a target signal with a higher precision.

This method could also be used to tune subsections of a larger network. We have demonstrated this tuning principle by changing the weights of the input to a network. For a relatively difficult task, the optimal performance occurs where the state transitions happen frequently. For an easier task, this requirement is relaxed and the performance is high for a large range above this optimal value.

Our parameter tuning observations give a strong basis for enhancing the performance. For example, we have shown that each network has an optimal delay value between when the inputs are given and when the output is required. This optimal delay can be predicted by giving a pulse input to a network and noting the time to maximum activation as well as the decay time back to zero.

The spectral radius can be used to tune multiple layer networks. We have developed a procedure for tuning connections between the layers and of the network as a whole. We demonstrated this procedure for tuning a three-layer network.

The activation function threshold for the linear-threshold units is important for

ensuring good performance. This threshold should be set to an input value such that when each neuron sums its inputs, the value is crossed often.

Adding more neurons also gives better performance and generally more state transitions. However, the increased number of state transitions is difficult to test because many parameters should be tuned each time more neurons are added.

In fact, the need to tune many parameters is a general limitation of Echo State Machines. This has given us the motivation to develop better techniques for tuning. It will require future research to establish a generally applicable method.

We have implemented tools for evaluating different topologies on a wide range of tasks. One very interesting topology is the patchy structure seen in the cortex of many mammals. As a starting point for future research, we have created topological models of single neurons Layer 2/3 neurons that match well with the anatomical data. Based on experimental predictions, we developed plausible methods for creating networks from the single neuron elements.

We have also developed metrics useful for giving scores to each network. However, finding the optimal performance of each network would require an automated tuning method to ensure that the best case performance of each topology is compared. Such a method could be developed by ensuring that state transitions happen frequently in all subgraphs of the reservoir.

# Zusammenfassung

Das Erforschen und Verstehen gehirnähnlicher Informationsverarbeitung, welche durch die Struktur des Cortex ermöglicht wird, ist eines der Hauptziele der Neurowissenschaft. Komplexe Entwicklungsprozesse, welche für den Aufbau und das Aufrechterhalten des Cortex benötigt werden, weisen auf die Wichtigkeit der strukturellen Eigenschaften des Gehirns hin. Beträchtliche Ressourcen, Entwicklungszeit und Energie werden hierfür benötigt. Daraus ergibt sich die Notwendigkeit, den Bau zur bestmöglichen Struktur zu optimieren.

Auf der Grundlage der Zustandsübergänge haben wir Methoden entwickelt, die es uns ermöglichen zu verstehen, wie die Leistungsfähigkeit zur Informationsverarbeitung eines Netzwerkes durch Veränderungen in der Netzwerkstruktur gesteigert wird. Ein dynamischer Zustand wird als die Menge von Neuronen definiert, welche zu einem bestimmten Zeitpunkt aktiv sind. Dieser Zustand verändert sich, da Neuronen durch externen und rekurrenten Input beeinflusst werden.

Innerhalb unseres Netzwerkes bestehend aus "Linear-Threshold"-Neuronen kann dessen Performanz durch die Evaluierung der Lernkapazität optimiert werden, indem Parameter verändert werden. Die Neuronen empfangen und versenden kontinuierliche Signale. Ein einzelnes Perzeptron welches mit dem Pool von Neuronen des Netzwerkes verbunden ist, kann dazu benutzt werden beliebige Signale einer bestimmten Klasse-sogenannte "Fading Memory Filter"-zu approximieren. Diese Anordnung, "Echo-State"-Netzwerk genannt, wurde bereits zuvor im Detail untersucht.

Wir haben herausgefunden, dass durch die Gewährleistung häufiger Zustandsänderungen erreicht werden kann, dass ein Netzwerk die ihm gestellten Aufgaben erfüllen kann, ohne dass dabei die Notwendigkeit eines Lernprozesses besteht. Wir haben gezeigt, dass durch das erhöhte Vorhandensein einzigartiger Zustände und Übergänge zwischen diesen die Genauigkeit der Approximation von Zielsignalen erhöht wird.

Diese Methode kann also auch dafür verwendet werden, Unterbereiche von grösseren Netzwerken zu optimieren. Dieses Anpassungsprinzip wurde durch Veränderungen der Inputgewichte eines Netzwerkes demonstriert. Bei einer relativ schwierigen Aufgabe wird die optimale Performanz erreicht, sobald Zustandsänderungen vermehrt auftreten. Bei einer einfacheren Aufgabe ist diese Voraussetzung weniger erforderlich, und die Leistungsfähigkeit ist auch innerhalb

eines grossen Bereichs über dem optimalen Wert hoch.

Unsere Beobachtungen bezüglich Parameterveränderungen ergeben eine gute Basis zur Verbesserung der Leistungsfähigkeit des Netzwerks. Es wurde beispielsweise gezeigt, dass jedes Netzwerk eine optimale Verzögerungszeitspanne (zwischen dem Zeitpunkt zu dem der Input gegeben wird, und dem wann der Output benötigt wird) hat. Diese optimale Verzögerung kann durch Analyse der Impulsantwort des Systems vorhergesagt werden.

Der Spektralradius kann zur Optimierung von Multilayernetzwerken verwendet werden. Wir haben eine Prozedur entwickelt, welche sowohl die Optimierung der Verbindungen zwischen den einzelnen Schichten, als auch der des Netzwerks als Ganzes ermöglicht. Diese Methode wurde für die Optimierung eines Dreischichten Netzwerks benutzt und demonstriert.

Der Schwellenwert der Aktivierungsfunktion der "Linear-Threshold" Neuronen ist ein wichtiger Parameter zur Gewährleistung hoher Leistungsfähigkeit. Dieser Schwellenwert sollte so gesetzt werden dass er häufig überschritten wird während das Neuron seine Eingangsinformationen aufsummiert.

Das Hinzufügen von Neuronen führt ebenfalls zu einer höheren Performanz, und im Allgemeinen auch zu vermehrten Zustandsübergängen. Jedoch ist dieser Fall schwierig zu evaluieren, da jedes mal mehrere Parameter angepasst werden müssen sobald Neuronen hinzugefügt werden.

In der Tat ist die Notwendigkeit zur Anpassung vieler Parameter ein allgemeines Problem von "Echo- State" Maschinen. Dieser Umstand brachte uns darauf, bessere Anpassungstechniken zu entwickeln. Es bedarf jedoch noch weiterer Forschung um eine allgemein anwendbare Methode zu entwerfen.

Wir haben Werkzeuge zur Evaluierung verschiedener Netzwerktopologien für verschiedene Lernaufgaben implementiert. Eine sehr interessante Topologie ist die fleckenförmige Struktur welche im Kortex vieler Säugetiere beobachtet werden kann. Als Ausgangspunkt zukünftiger Forschung haben wir topologische Modelle der Konnektivitätsstruktur einzelner Neuronen in den kortikalen Schichten 2 und 3 entworfen, welche gut zu den neuroanatomischen Daten passen. Basierend auf experimentellen Vorhersagen haben wir plausible Methoden zur Erzeugung von Netzwerken aus neuronalen Elementen entwickelt.

Ausserdem haben wir Metriken entwickelt, welche zur Bewertung von Netzwerktypen benutzt werden können. Das Auffinden der optimalen Performanz eines Netzwerks jedoch verlangt nach einer automatisierten Methode die sicherstellt, dass jeweils die beste Performanz für den Vergleich verschiedener Topologien herangezogen wird. Solch eine Methode könnte darauf basieren, dass sich Zustandsübergänge in allen Subgraphen des Reservoirs häufig ereignen.