Grundlager

Allgemeiner Auf neuronaler Netz

Backpropaga

Honfield Net:

nopilela Netz

Eingeschränkte Boltzman

Kontrastive Divergen

Kontrastive Divergen:

Deep-Belief Netz

trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versucl

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Aushlick

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

Michael Kämmerer

25. August 2015

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

> Michael Kämmerer

Grundlagen

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze

Backpropagati

Markov-Ketten

Hopfield Netz

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Netze

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementation

Versuc

Verwendete Datensätze

Fazit und Auchlich

Grundlagen

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Kette

Hopfield Netze

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontrastive Divergenz

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementation

Versuch

/erwendete Datensät: Durchführung

Fazit und Ausblic

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Künstliche neuronale Netze versuchen Lernmodelle des Gehirns nachzubilden.

Es existieren verschiedenste Lernverfahren zum trainieren von neuronalen Netzen.

Neuronale Netze können vielseitig eingesetzt werden, zum Beispiel in der Mustererkennung.

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Kette

Hopfield Netz

Boltzmann Maschinen

Maddinion

Kontrastive Diverger

Deep-Belief

Greedy Algorithmus zu trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Ausblic

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Zur Abbildung der funktionsweise existiert ein mathematisches Modell:





1. Jedes Neuron hat einen Aktivierungszustand $a_i(t)$ zum Zeitpunkt t.

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Ketti

Honfield Notz

Hopileia Netz

Eingeschränkte Boltzma

Kontrastive Diverge

Kontrastive Diverge

Greedy Algorithmus zum trainieren von DRN

trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementatio

Versuch

Durchführung

Fazit und Ausblic

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze



2. Jedes Neuron hat eine Aktivierungsfunktion f_{act} zur Berechnung eines neuen Aktivierungszustandes aus er Eingabe net_i und eines Schwellwerts.

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Kett

Honfield Netz

Hopileia Netz

Eingeschränkte Boltzmannen

Kontrastive Diverger

Trontidotive Divergen

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

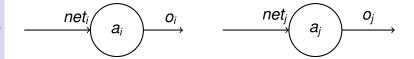
Implementation

Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblic

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze



3. Jedes Neuron hat eine Ausgabefunktion f_{out} die aus dem Aktivierungszustand die Ausgabe o des Neurons berechnet.

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Kett

Honfield Netz

Roltzmann Mar

Eingeschränkte Boltzmannen

Kontrastive Diverger

rionitabliro Divorgoi

Greedy Algorithmus zun trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

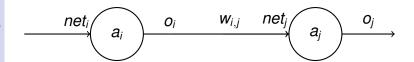
impiementatio

Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblic

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze



4. Die Neuronen sind über ein Netzwerk aus Synapsen w_{ii} miteinander verbunden.

Grundlagen

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze

Backpropag

Markov-Kett

Hopfield Net

Boltzmann Masc

Maschinen Boltzma

Kontrastive Diverger

Greedy Algorithmus zun trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

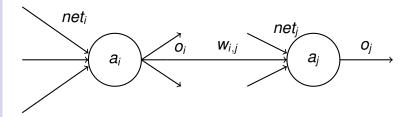
Implementation

Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblick

Allgemeiner Aufbau neuronaler Netze



- 5. Eine Propagierungsfunktion, die aus den Ausgaben anderer Neuronen die Eingabe eines Neurons berechnet
- 6. Eine Lernregel.

Grundlagen

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze

Backpropagation

Handald Mak

Hopfield Netz

Boltzmann Maschinen Eingeschränkte Boltzma

Kontrastive Diverge

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblic

Backpropagation

Backpropagation ist ein überwachtes Lernverfahren, d.h. eine Ist-Ausgabe wird mit einer Soll-Ausgabe verglichen.

Einfaches Prinzip: Propagiere ein Muster durchs Netz, Vergleiche Ausgaben, propagiere den Fehler rückwärts durchs Netz und passe Gewichte an um diesen zu minimieren

Grundlagen

Allgemeiner Aufbaneuronaler Netze

Markov-Ketten

Honfield Not

Boltzmann Maschinen Eingeschränkte Boltzman

Kontrastive Diverge

Deep-Belief Netze Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementatio

Versuch Verwendete Datensät

Fazit und Ausblid

Markov-Ketten

Stochastischer Prozess zur Beschreibung der zeitlichen Abfolge von zufälligen Vorgängen Vorgängen.

Wichtigste Eigenschaft: Der Zustand zu einem Zeitpunkt ist nur vom Zustand davor abhängig

Grundlagen

Allgemeiner Aufi neuronaler Netz

Backpropagat

Markov-Kette

Hopfield Netze

Boltzmann Maschinen Eingeschränkte Boltzma

Maschinen

Kontrastive Diverge

Deep-Belief

trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

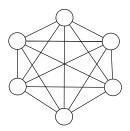
Implementatio

Versuc

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblick

Hopfield Netze



Alle Neuronen sind miteinander verbunden und feuern wenn ein Schwellwert θ überschritten wird. Ziel ist es eine Energiefunktion zu minimieren:

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i \neq j} w_{ij} s_i s_j + \sum_i \theta_i \ s_i$$

Netze Michael Kämmerer

Grundlagen

Allgemeiner Au neuronaler Netz

Backpropaga

Markov-Kette

Boltzmann Maschinen

DUILZIII ai iii ivid

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Divergena

Deep-Belief Netz
Greedy Algorithmus zum
trainieren von DBN
DBN zur Klassifikation

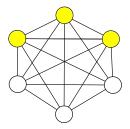
Implementation

Versuch

Verwendete Datensät Durchführung

Fazit und Ausblick

Boltzmann Maschinen



Neuronen Aktivieren sich über Wahrscheinlichkeiten statt Schwellwerten. Es gibt sichtbare und versteckte Neuronen. Auch hier wird eine Energiefunktion minimiert:

$$E = -\left(\sum_{i < j} w_{ij} s_i s_j + \sum_i \theta_i s_i\right)$$

Grundlagen

Allgemeiner Aufbar neuronaler Netze Backpropagation Markov-Ketten

Boltzmann Maschinen

Eingeschränkte Boltzn Maschinen

ntrastive Diverger

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Verwendete Datensät: Durchführung

Fazit und Ausblick

Boltzmann Maschinen

Training findet in zwei Phasen statt:

- positive Phase: Sichtbare Neuronen bekommen Trainingsdaten als Eingabe
- negative Phase: sichtbare Neuronen sind zufällig initialisiert

Beide Phase laufen bis sich ein Gleichgewichtszustand einstellt und es ergibt sich als Differenz:

$$G = \sum_{v} P^+(v) \ln \left(\frac{P^+(v)}{P^-(v)} \right)$$

Daraus folgt diese Lernregel:

$$\frac{\partial G}{\partial w_{ii}} = -\frac{1}{R}[p_{ij}^+ - p_{ij}^-]$$

Grundlagen

Allgemeiner Aufb

neuronaler Netz

Markov-Kett

Hopfield Netz

Roltzmann M

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Kontrastive Divergen:

Kontrastive Divergenz

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

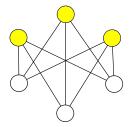
Implementation

Versuc

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Ausblic

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen



Versteckte und sichtbare Neuronen werden in Ebenen unterteilt ohne Verbindungen innerhalb einer Ebene. Auch hier gibt es eine Energiefunktion:

$$E(ec{v}, ec{h}) = -\sum_{i \in \textit{visible}} a_i v_i - \sum_{j \in \textit{hidden}} b_j h_j - \sum_{i,j} v_i h_j w_{ij}$$

Grundlagen

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze

Backpropaga

Markov-Rette

Hopfield Netz

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Kontrastive Divergenz

Kontrastive Divergen.

Greedy Algorithmus zi trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

erwendete Datensätze urchführung

Fazit und Ausblich

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Die Wahrscheinlichkeit dass ein versteckter Knoten auf 1 gesetzt wird:

$$p(h_j = 1|\vec{v}) = \sigma(b_j + \sum_i v_i w_{ij})$$

 $\sigma(x)$ ist die sigmoide Funktion $1/(1+e^{-x})$ Analog gilt das gleiche für sichtbare Knoten

Grundlagen

Allgemeiner Aufbaneuronaler Netze Backpropagation

Markov-Kette

Hopfield Netz

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Ne

Greedy Algorithmus zu trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Ausblick

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Als Lernregel ergibt sich:

$$\Delta w_{ij} = \epsilon \left(\langle v_i h_j \rangle_{data} - \langle v_i h_j \rangle_{model} \right)$$

Zum besseren Verständnis schaut man sich die Änderungen nach einem Schritt an:

$$\frac{\Delta \log p(v^0)}{\Delta w_{ii}^{00}} = < h_j^0 (v_i^0 - v_i^1) >$$

Und danach für viele Schritte:

$$\frac{\Delta \log p(v)}{\Delta w_{ij}} = < h_j^0 (v_i^0 - v_i^1) >
+ < v_i^1 (h_j^0 - h_j^1) >
+ < h_i^1 (v_i^1 - v_i^2) > + \dots$$

Grundlagen

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze

Mankpropage

Honfield No

Hopfield Ne

Boltzmann Maschinen Eingeschränkte Boltzmann

Maschinen

Kontrastive Diverge

Greedy Algorithmus zur trainieren von DBN

Implementation

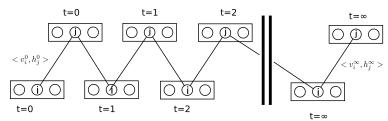
Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Aushlich

Eingeschränkte Boltzmann Maschinen

Zum berechnen von $\langle v_i h_j \rangle_{model}$ verwendet man Gibbs-Sampling



Grundlagen

neuronaler Ne Backpropagat

Markov-Kette

Boltzmann Maschinen

Maschinen Boltzm

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Netze Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Verwendete Datensät Durchführung

Fazit und Ausblid

Kontrastive Divergenz

Gibbs Sampling dauert sehr lange und die Markov-Kette wird immer unabhängiger vom Modell der Eingabedaten je länger sie läuft.

Lösung: Mache immer nur einen Gibbs Sampling Schritt und berechne dann die Gewichte neu

Neue Lernregel:

$$\Delta w_{ij} = \epsilon \left(\langle v_i h_i \rangle_{data} - \langle v_i h_i \rangle_{recon} \right)$$

Grundlagen

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze Backpropagation Markov-Ketten

Eingeschränkte Boltzma

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Netz Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Verwendete Datensätz Durchführung

Fazit und Aushlic

Kontrastive Divergenz

Problem der neuen Lernregel: Man kann zwar zeigen, dass diese Lernregel funktioniert, jedoch folgt diese keinem Gradienten einer Funktion und ist dadurch schwer nachvollziehbar.

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

Michael Kämmerer

Grundlagen

Allgemeiner Aufb

neuronaler Netze

Markov-Ketten

Line Cold Nices

Hopfield Netz

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontroctivo Divorgon

Deep-Belief Netze

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementation

Versuc

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Aushlick

Deep-Belief Netze

Grundlage

Allgemeiner Aufbaneuronaler Netze

Markov-Kette

Honfield Ne

Boltzmann Maschinen

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Diverger

Deep-Belief Netze

trainieren von DBN

Implementation

Versuch

Verwendete Datensät:

Fazit und Ausblid

Deep-Belief Netze

Haben eine tiefe Struktur mit vielen Ebenen

Werden meist unüberwacht trainiert

Können zur Klassifikation und Rekonstruktion von Daten benutzt werden

Grundlage

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze Backpropagation

Markov-Kette

Hopfield Netz

Eingeschränkte Boltzm

Kontrastive Diverger

Deep-Belief Netze

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

luculous autotio

Versuch
Verwendete Datensät

Fazit und Ausblic

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Um ein kompliziertes Modell effizient zu lernen, empfiehlt es sich einfachere Modelle nacheinander zu lernen.

Nehme an, dass die Gewichte zwischen den Ebenen in einem Modell gleich sind.

Dies führt dazu, dass ein Modell lediglich eine eingeschränke Boltzmann Maschine trainiert

Grundlage

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze Backpropagation

Markov-Kette

Hopfield Netze

Boltzmann Maschinen Eingeschränkte Boltzm

Kontrastive Divergen

Deep-Belief Netze Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

impiementatio

Verwendete Datensät

Durchführung

Fazit und Ausblic

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

- 1 Lerne W_0 .
- 2 Benutze W_0^T um die Verteilung der einzelnen Variablen in der ersten versteckten Ebene zu approximieren.
- 3 Lerne eine weitere eingeschränkte Boltzmann Maschine mithilfe der "Daten", die durch W_0^T generiert wurden, für die nächste Ebene.

Backpropaga

Honfield No

Hopfield Ne

Eingeschränkte Boltzma

Kontrastive Divergen

Deep-Belief Netze

trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

Implementation

Versuch

Durchführung

Fazit und Ausblic

DBN zur Klassifikation

Man kann Softmax Neuronen zur Klassifikation verwenden:

$$p_j = \frac{e^{net_j}}{\sum_{i=1}^K e^{net_i}}$$

Diese Aktivierungsfunktion stellt eine Beschränkung der Neuronen dar, dass immer nur ein Neuron in der Softmaxgruppe auf 1 sein kann

Grundlage

Allgemeiner Auft neuronaler Netze

Markov-Kette

Hopfield Ne

Boltzmann Masch

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Divergen

Deep-Belief Netze

trainieren von DBN

DDIV 201 Triadominant

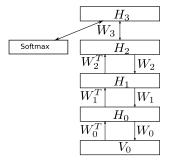
implementation

Verwendete Datensä

Durchführung

Fazit und Ausblick

DBN zur Klassifikation



Label werden als Input der Softmaxgruppe mittrainiert.

Im Anschluss kann per Gibbssampling in den letzten Ebenen die Klasse eines Datensatzes erkannt werden

Grundlage

Allgemeiner Auft neuronaler Netze

Backpropagati

Harfold Note

Hopfield Net

Eingeschränkte Boltzma

Maschinen

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Netze

DRN zur Klassifikation

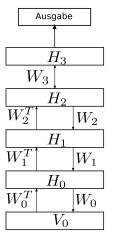
DDIT ESI TIGOSIIIGI

. .

Verwendete Datensätz

Fazit und Aushlic

DBN zur Klassifikation



Gewichte zur Ausgabe werden mit Backpropagation trainiert. Danach wird das ganze Netz per Backpropagation feiner eingestellt.

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

> Michael Kämmerer

Grundlagen

Allgemeiner Aufbaneuronaler Netze

Designation (46)26

Markov-Ketten

Hopfield Netz

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontrastive Divergen

Deep-Belief Netze

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementation

Versuch

Verwendete Datensätze

Fazit und Aushlick

Implementation

Grundlage

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze

Backpropagation

Honfield Netz

Boltzmann Maschinen

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Divergenz

Deep-Belief Netz

trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

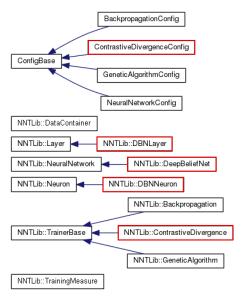
Implementation

Versuch

Durchführung

Fazit und Ausblich

Implementation



Grundlage

Allgemeiner .

Backpropaga

Markov-Kette

Hopfield No

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontrastive Divergen

Deep-Belief Net

Greedy Algorithmus zu trainieren von DBN

Implementation

Versuch

Verwendete Datensät Durchführung

Fazit und Ausblid

Implementation

```
#Linear=0,SIGMOID=1,TANH=2,LECUN_TANH=3...
FunctionType=1
LastLayerFunction=5
#NONE=0, UNIFORM=1, LECUN=2, NORMAL0=3
WeightInitType=1
LayerCount=3
SoftmaxGroup=1
#Anzahl der Neuronen pro Layer : {Input},{
    Hidden_0},...,{Output}
LayerNeuronCount=4,4,2
```

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

Michael Kämmerer

Grundlagen

neuronaler Netze

Backpropagatio Markov-Ketten

Line Cold Nices

Deltara and Manach

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kanton ation Discourse

Deen-Belief Netze

Greedy Algorithmus zur trainieren von DBN

Implementation

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Aushlick

Versuch

Grundlage

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze

Markov-Kett

Honfield Net

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontrastive Diverge

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

trainieren von DBN

DBN zur Klassifikation

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Ausblid

Verwendete Datensätze

1. Datensatz:

- Zwei Klassen: Achsen- oder Rotationssymetrisch
- 4 Eingabepixel
- 1346 Datensäzte

Grundlage

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze

васкргорад

Honfield No

Boltzmann Maschin

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Diverge

Deep-Belief Ne

trainieren von DBN

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Aushlic

Verwendete Datensätze

2. Datensatz:

- 10 Klassen: Ziffern von 0-9
- 784 Eingabepixel
- 70000 Datensäzte

Grundlage

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze Backpropagation

Markov-Ketten Hopfield Netze

Boltzmann Maschinen

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Diverger

Deep-Belief N

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätze

Durchführung

Fazit und Aushlic

	Backpropagation Kontrastive	
		vergenz
Epochen	1000	10
Lernrate	0,5	0,001
Gibsschritte	-	5
Batchgröße	50	50

Grundlage

neuronaler Netze
Backpropagation

Markov-Ketten

Boltzmann Maschinen

Maschinen

Kontractive Diverge

ontidotivo Divorge

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätze Durchführung

Fazit und Aushlic

NR	Topolog	e Backpropagation		BP mit Vortraining			
		MSE	Fehler	Laufzeit	MSE	Fehler	Laufzeit
1	4-2-2	0.0987	7,85%	219ms	0.10452	7,7%	187ms
2	4-4-2	0.0935	7,33%	301ms	0.10355	7,56%	203ms
3	4-6-2	0.0920	7,26%	395ms	0.10342	7,63%	222ms
4	4-8-2	0.0930	7,11%	489ms	0.10463	7,33%	234ms
5	4-2-2- 2	0.100	7,33%	311ms	0.10586	7,63%	293ms
6	4-4-4- 2	0.0917	8,37%	500ms	0.10471	7,48%	323ms
7	4-4-8- 2	0.091	7,33%	701ms	0.10516	7,56%	352ms
8	4-8-8- 2	0.0869	7,93%	939ms	0.10464	7,77%	401ms

Grundlage

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze Backpropagation Markov-Ketten Hopfield Netze Boltzmann Masch

Maschinen

Kontrastive Divergen

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementatio

Versuch
Verwendete Datensätze
Durchführung

Earit und Aughlie

NR	Topologie	Backpropagation		BP mit V	ortraining
		MSE	Fehler	MSE	Fehler
1	4-2-2	0.100579	7,1%	0.103906	7,63%
2	4-4-2	0.093576	6,67%	0.104292	7,48%
3	4-6-2	0.0929966	6,81%	0.103663	7,5%
4	4-8-2	0.0924468	7,33%	0.103607	7,56%
5	4-2-2-2	0.0993957	6,81%	0.103637	7,48%
6	4-4-4-2	0.0952459	7,19%	0.103448	7,56%
7	4-4-8-2	0.0951773	7,3%	0.125192	7,9%
8	4-8-8-2	0.0855608	7,56%	0.104697	7,48%

Grundlage

Allgemeiner Au

neuronaler Netze

Dackpropage

Markov-Ketten

Hopfield N

Boltzmann Maschinen

Eingeschränkte Boltzma Maschinen

Kontrastive Diverger

Deep-Belief Ne

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN DBN zur Klassifikation

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensätze

Durchführung

Fazit und Aushlic

NR	Topologie	Gibbs Schritte	BP mit Vortraining
1	784-500-500-2000-10	1	2,1%
2	784-500-500-2000-10	10	2,18%
4	784-500-500-1000-10	1	1,97%
5	784-500-500-500-10	1	2,36%

Netzoptimierung und Lernalgorithmen für Neuronale Netze

> Michael Kämmerer

Grundlager

Allgemeiner Aufba neuronaler Netze

Backpropagatio

Markov-Ketten

Hopfield Netz

Eingeschränkte Boltzms

Maschinen

Deep-Belief Netze

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementation

Verwendete Datensätze

Fazit und Ausblick

Fazit und Ausblick

Grundlage

Allgemeiner Aufb neuronaler Netze Backpropagation

Markov-Kett

Hopfield Netze

Eingeschränkte Boltzman Maschinen

Kontrastive Diverge

Greedy Algorithmus zum trainieren von DBN

Implementatio

Versuch

Verwendete Datensät Durchführung

Fazit und Ausblick

Fazit und Ausblick

Durch die vielen Wahrscheinlichkeiten sind Deep-Belief Netze schwer nachvollziehbar

Es steht die Frage im Raum, ob die einzelnen Ebenen so groß sein müssen

Leider hat meine Implementation nicht die gewünschten Ergebnisse erziehlt.