

Kognitionsvetenskaplig introduktionskurs

Föreläsning 5 –
Subsymbolisk informationsbearbetning
Perceptroner
Artificiella neurala nätverk



1

Olika ansatser för att förklara kognition

- Tänkande som symbolisk beräkning (algoritmer, GOFAI)
- **Tänkande som sub-symbolisk beräkning (konnektionism, neurala nät)**
- Tänkande som en situerad och distribuerad process
Tänkande som en förkroppsligad process



2

Sub-symbolisk kognition/Konnektionism

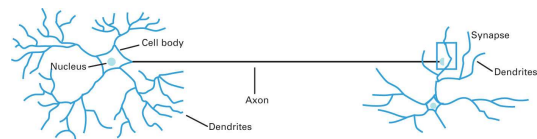
- Baserad på en förenklad modell av hjärnan (till skillnad från symbolsystem som är baserad på hur datorprogram fungerar)
- Informationsbearbetning sker i
 - små enkla enheter (utan intelligens)
 - sammankopplade i ett nätverk
 - som genom parallell och distribuerad bearbetning kan göra avancerade saker



3

Mänsklig hjärna

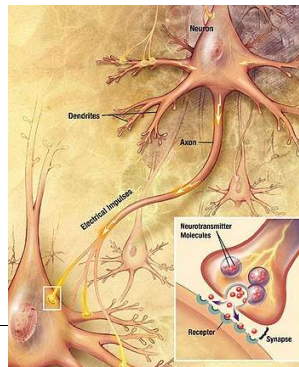
- 100 000 000 000 (100 miljarder) hjärnceller
- Upp till 10 000 kopplingar från en hjärncell
- 1 000 000 000 000 000 kopplingar!



4

Neuron

En aktiverad neuron skickar ut en elektrisk impuls i sin axon som avslutas i ett antal synapser som skickar signalen vidare till dendriterna på en annan neuron som tar emot insignalerna och alla inkommande signaler till neuronerna summeras och vid ett tröskelvärde aktiveras neuronerna och en signal skickas ut i axonen, osv.



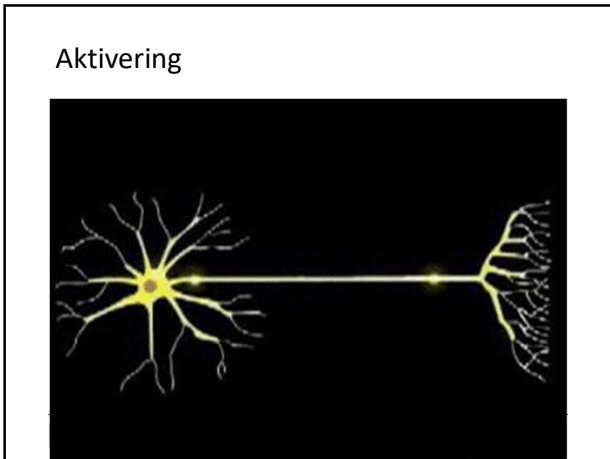
5

Bra youtube filmer

- Se Neuroner.mp4 eller <https://www.youtube.com/watch?v=HZhoA-IWSmY>
- Om du vill fördjupa dig se
 - Aktivering.mp4 eller <https://www.youtube.com/watch?v=HLYhXRP298>
 - Se Synapser.mp eller <https://www.youtube.com/watch?v=L41TYxYUqqs>



6



7

Lite matematisk notation

- Känner ni igen den här? \sum
- Hur ska man utläsa det här? $\sum_{k=1}^5 1$
- och det här? $\sum_{k=1}^5 k$
- Hur mycket pengar har vi tillsammans? $\sum_{k=1}^n kontanter_k$
- Hur kan man skriva Summan av inkommande signaler till en neuron, om det är summan av signal gånger kopplingsstyrka?
 $\sum_{k=1}^n signal_k * kopplingsstyrka_k$

LiU LINKÖPINGS UNIVERSITET 8

8

Perceptron

INPUTS

- I_j Input
- W_j The weight attached to input
- T The threshold of the neuron
- X The total input to the neuron
- S The output signal

OUTPUT

(c) Sigmoid

(d) Binary threshold

LiU LINKÖPINGS UNIVERSITET 10

9

Övning - Aktiveras perceptronen?

$W_1 = 0,5$ $I_1 = 1$
 $W_2 = 1$ $I_2 = 0$
 $W_3 = -0,5$ $I_3 = 1$
 $W_n = 0,2$ $I_n = 1$

Tröskel = 0,5

$(1 * 0,5) + (0 * 1) + (1 * -0,5) + (1 * 0,2) = 0,2$ och $0,2 < 0,5$
 NEJ, perceptronen aktiveras inte

LiU LINKÖPINGS UNIVERSITET 10

10

Övning - Aktiveras perceptronen?

$W_1 = 0,5$ $I_1 = 1$
 $W_2 = 1$ $I_2 = 0$
 $W_3 = -0,5$ $I_3 = 1$
 $W_n = 0,2$ $I_n = 1$

Tröskel = 0,5

Kan vi ändra ett input (I) för att aktivera den?
 Kan vi ändra en vikt (w) för att aktivera den?

LiU LINKÖPINGS UNIVERSITET 11

11

Perceptron - AND

• Vad ska W_1 och W_2 vara?

LiU LINKÖPINGS UNIVERSITET 12

12

Inläring av perceptroner

- Ge en mängd med exempel på I och Förväntat S = Facit (F), t ex

| | | |
|----|----|---|
| I1 | I2 | F |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 |
- Kör alla I i perceptronen och räkna ut felet: E = Facit (F) - Erhållen (S) utsignal
- Ändra vikterna:
 $w_j := w_j + \alpha * i_j * E$
 - om felet är positivt ökas vikten,
 - om felet är negativt minskas vikten

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

13

Perceptron - AND

- Vad ska W_1 och W_2 vara?

| | | |
|----|----|---|
| I1 | I2 | F |
| 0 | 0 | 0 |
| 0 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 0 |
| 1 | 1 | 1 |

$E = F - S$
 $w_j = w_j + 0,3 * i_j * E$

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

14

Perceptroners uppgång...

- 1943 McCullough & Pitt
 - datorer som artificiella neurala nätverk
 - Försökte förstå hur celler kan "beräkna"
- 1949 Hebb
 - Oövervakad inläring
 - "neurons that fire together, wire together"

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

16

XOR – "Antingen eller"

- | | | |
|----|----|-----|
| I1 | I2 | XOR |
| 1 | 1 | 0 |
| 1 | 0 | 1 |
| 0 | 1 | 1 |
| 0 | 0 | 0 |
- Kan inte hanteras av en perceptron

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

17

...och fall

- 1958 Rosenblatt
 - Övervakad inläring
 - perceptroner kan *bara* lära sig linjärt separerbara problem

Figur från Pini & Skog (2008)

- 1969 Minsky & Papert
 - Nätverk med flera lager kan beräkna alla möjliga funktioner, *men det finns inga inlärningsstrategier för sådana nät*

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

18

Perceptroner - XOR

Input units Hidden units Output unit


Threshold $T = 1.0$

li.U LINKÖPINGS UNIVERSITET

19

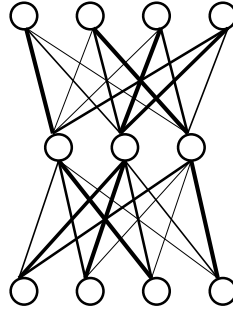
Återuppstående

- 1986 McLelland & Rummelhart
 - Lära nätverk med flera lager noder
 - Gradient back propagation



20


Artificiella neurala nätverk



Utdatalager
Länkar mellan det gömda lagret och utdatalagret

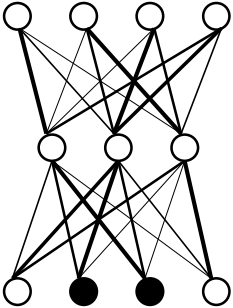
Lager med gömda noder
Länkar mellan indatalagret och det gömda lagret

Indatalager



21


Artificiella neurala nätverk



Utdatalager
Vilka noder aktiveras?

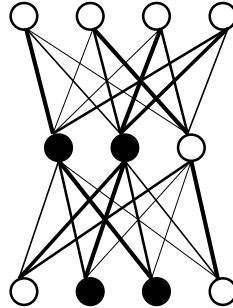
Lager med gömda noder
Vilka noder aktiveras?

Indatalager
Två noder aktiveras



22


Artificiella neurala nätverk



Utdatalager
Vilka noder aktiveras?

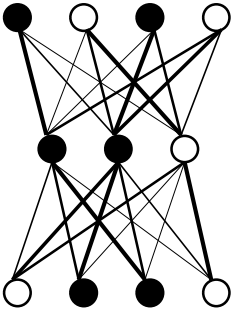
Lager med gömda noder
Två noder aktiveras

Indatalager
Två noder aktiveras



23


Artificiella neurala nätverk



Utdatalager
Två noder aktiveras

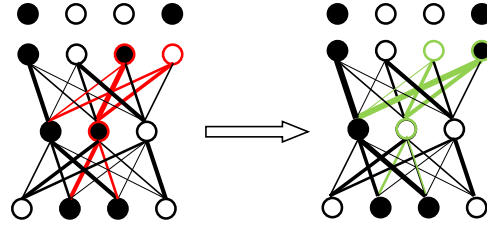
Lager med gömda noder
Två noder aktiveras

Indatalager
Två noder aktiveras




24

Inläring i neurala nätverk



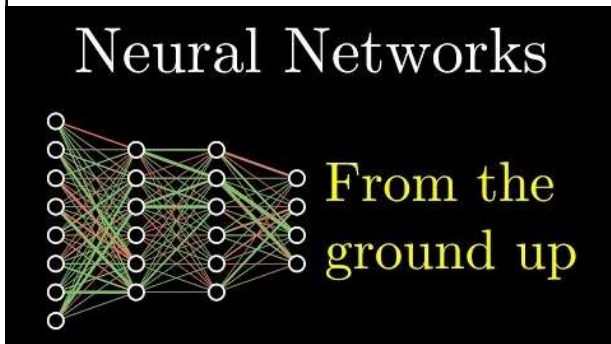
Gradient back propagation innebär att de "ansvariga" länkarna justeras genom uppdatering av vikterna lager för lager



25

Exempel igenkänning av siffror

<https://youtu.be/aircAruvnKk>



26

Klassificera kläder

- https://colab.research.google.com/github/tensorflow/docs/blob/master/site/en/tutorials/keras/classification.ipynb#scrollTo=hQlnbqaw2Qu_

li.u LINKÖPINGS
UNIVERSITET

27

Representationer och beräkning

- Parallell snarare än seriell beräkning
- "Regler" för beräkning är generella och har inte med vad som bearbetas att göra
- Inlärt funktionssätt ("empiriskt") snarare än inbyggt/medfött ("rationalistiskt") och kan förändras över tid
- Ingen tydlig åtskillnad mellan informationslagring och informationsbearbetning
- Inga tydliga symboler/representationer

li.u LINKÖPINGS
UNIVERSITET

28

28

Artificiella kontra mänskliga NN

- OBS! Stora skillnader mellan ANN som är förenklade datormodeller av sub-symbolisk kognition och den mänskliga hjärnan som
 - inte använder back propagation
 - inte gör övervakad inlärning
 - har olika typer av neuroner
 - har färre kopplingar mellan neuroner (mer lokalt)
 - har många, många fler neuroner
- Det finns dock olika typer av ANN, en del mer biologiskt trovärdiga än andra
 - => Kursen Kognitiv teknologi i åk3

li.u LINKÖPINGS
UNIVERSITET

29

Symbolism kontra Konnektionism

- | | |
|--|--|
| <ul style="list-style-type: none"> • Symboler och väldefinierade representationer • Algoritmer och regler för symbolmanipulation • Klart separerad informationslagring och bearbetning • Kräver tydlig och väldefinierad input | <ul style="list-style-type: none"> • Aktiverade hjärnceller/perceptroner • Regler för spridning av aktivering • Ingen tydlig separation mellan informationslagring och bearbetning • Klarar otydlig input • Lär sig av erfarenhet • Kan generalisera till ej sedda exempel |
|--|--|

li.u LINKÖPINGS
UNIVERSITET

30

30

LOT (Classicism) kontra Konnektionism

- Eliminativist connectionism
 - Mentala tillstånd som Beliefs, Desires och Intentions/ Propositionella attityder existerar inte och därmed inte LOT
- Implementationism
 - NN realiserar (eller implementerar) LOT

li.u LINKÖPINGS
UNIVERSITET

31

Språkinläring

- Vad innebär det att förstå ett språk?
 - Att förstå vad ord betyder, och
 - att kunna kombinera dessa till meningar
 - > dvs att lära sig regler för detta
- Men vad innebär det att kunna följa en regel?
 - Att kunna använda regeln i praktiken utan en explicit representation av regeln, eller
 - Att ha en explicit representation av regeln

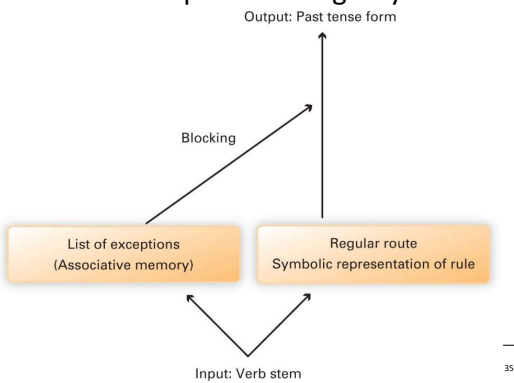
33

Modeller för språkinläring – Symbolism

- Sanningsregler (truth rules) för att lära sig ords betydelse
- Ord bidrar till en menings sanningsvärde (truth condition)
- Att lära sig dessa sanningsregler innebär att de behöver formuleras och testas i ett annat språk -> LOT!

34

Modeller för språkinläring – Symbolism



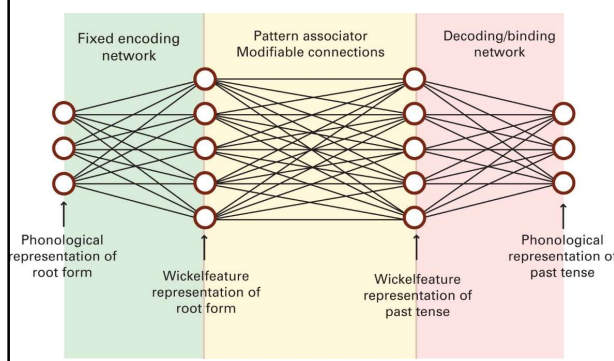
35

Modeller för språkinläring – Konnektionism

- Men behövs verkligen sådana regler?
- ANN modeller har visat att datorer kan lära på samma sätt som barn, utan symboliska regler!
 - Förutsäga nästa bokstav/ord i en sekvens
 - Lära sig hur oregelbundna verb böjs
 - Först övergeneralisera, t ex gör - gjorde
 - Sedan korrekt, t ex gör - gjorde

36

Modeller för språkinläring – Konnektionism



37

Symbolism kontra Konnektionism

- Lite förenklat:
 - Allt som går att beräkna med en Turing-maskin går också att beräkna med symbolsystem eller neuronnät
- Löser neuronnät problemet med det kinesiska rummet?
 - Nja, delvis, men inte verkligen ...
 - Vi kan tänka oss en robot som lär sig mha neuronnät i interaktion med omvärlden, osv., men ...
 - Searles argument gäller alla typer av beräkningar, huruvida de är symboliska eller subsymboliska spelar ingen roll
 - Searles *Chinese Gym Argument*
<https://www.youtube.com/watch?v=PCpgzy685Wo>

38