

# Gymnasielærerdag 2024

Al-projektet ved Ege Rubak og Malene Cramer Engebjerg





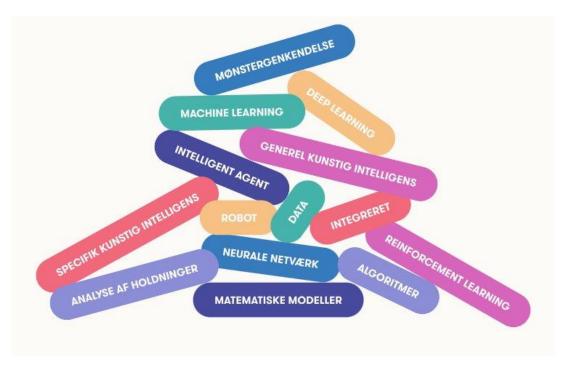
- Hvad er Al?
- Al projektet
- Præsentation af aimat.dk
- Eksempler på forløb (korte og lange)
- SRP
- Perceptroner
- Simple neurale netværk
- Kunstige neurale netværk
- Overfitting og krydsvalidering



# Hvad er kunstig intelligens



- Der er ingen definition! Og den løse definition der måtte være ændrer sig over tid.
- For tiden er generativ AI og specifikt chatGPT for mange lig "rigtig" AI.
- Vi fortolker det bredt:
  - Metoder/algoritmer der kan implementeres på en computer og bruges til prædiktion/beslutningsstøtte på baggrund af data
  - Inkluderer f.eks. lineær regression



Fra elementsofai.dk





 Projektet Aalborg Intelligence, som er finansieret af Novo Nordisk Fonden, er forankret på Institut for Matematiske Fag på Aalborg Universitet (AAU), og inkluderer en repræsentant fra de fem STX-gymnasier i Aalborg.

#### Forskere fra AAU

- Ege Rubak (projektleder)
- Lisbeth Fajstrup
- Anne Marie Svane
- Søren Højsgaard

#### **Gymnasielærere**

- Malene Cramer Engebjerg (Aalborghus Gymnasium)
- Jan B. Sørensen (Aalborg City Gymnasium)
- Allan Frendrup (Nørresundby Gymnasium)
- Nikolaj Hess-Nielsen (Katedralskolen)
- Mette Kristensen (Hasseris Gymnasium)



# Kernestof i Al-projektet



- Vi bruger Al-metoder som motiverende eksempler til at lære/træne en masse kernestof:
  - Koordinatsystemer og afstande
  - Sammensatte funktioner
  - Sandsynlighedsregning
  - Differentiation
  - Lineær regression
  - Polynomier

0 ...

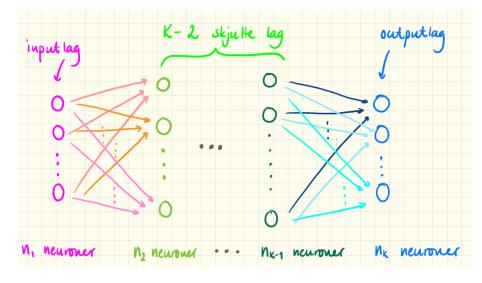


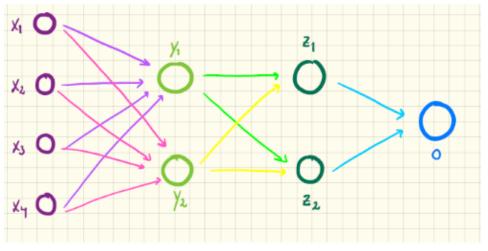


# Hvilken gymnasiematematik indgår?

• Et kunstigt neuralt netværk er en kæmpestor sammensat funktion.

Justering af parametre – læring
– anvender kædereglen.







# Aktiveringsfunktioner



• Funktioner i neurale netværk: Aktiveringsfunktioner

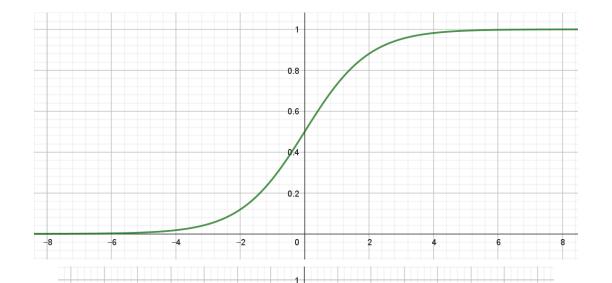
Sigmoid: 
$$\sigma(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$$

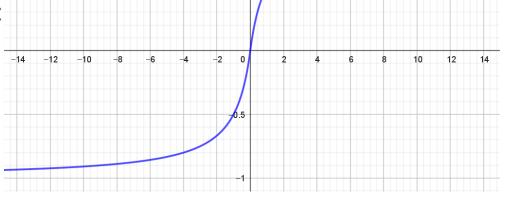
SoftSign: 
$$f(x) = \frac{x}{1+|x|}$$

Den afledte udregnes fra funktionsværdierne:

$$\sigma'(x) = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x))$$

$$f'(x) = (1 - |f(x)|)^2$$





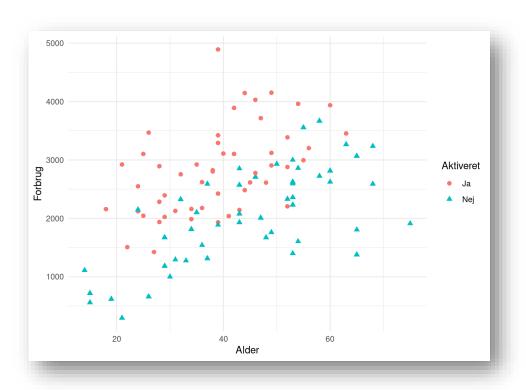






### Klassifikation og geometri

- Find den linje, der *bedst* opdeler kendt data (træningsdata).
- Nyt punkt klassificeres efter, hvilken side af linjen, det ligger på.
- OBS! Bedste rette linje er ikke det, eleverne plejer at se.



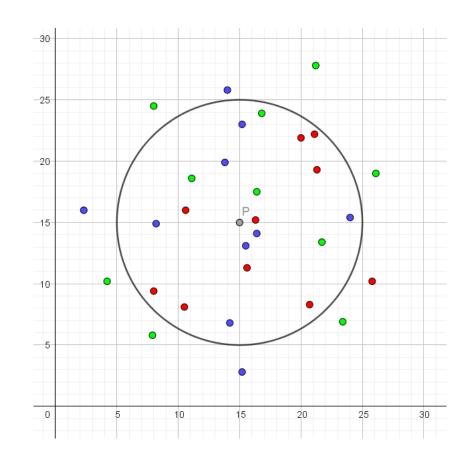






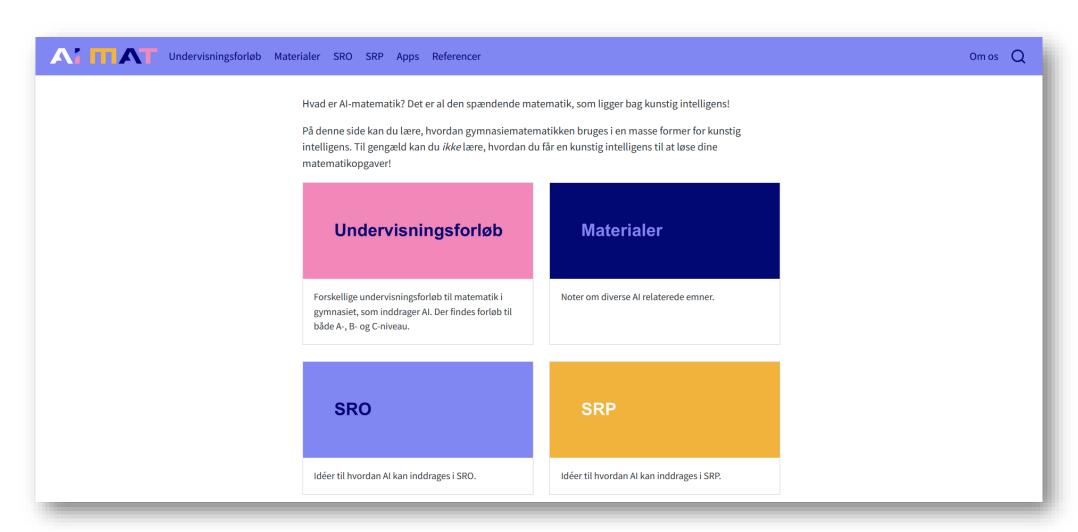
### Geometri og klassifikation

- Eller: Klassificer det nye punkt efter, hvilke punkter (fra træningsdata), der ligger i nærheden.
- De k nærmeste naboer kNN
- Flertallet blandt naboerne.
- Hvad skal k være?
   Krydsvalidering.















- Materialer SRO SRP Apps Referencer SRP Samfundsfag og matematik Idéer til hvordan AI kan inddrages i SRP. Dansk og matematik I arbejdet med studieretningsprojektet kan matematik og AI indgå i et samarbejde med en lang række andre fag. Idéer til sådanne samarbejder findes herunder. Under nogle af emnerne er der også indsat Biologi og matematik konkrete forslag til problemformuleringer. Psykologi og matematik Hvis man ønsker, at inddrage kunstige neurale netværk kan noten om kunstige neurale netværk benyttes. En mulig fremgangsmåde er at bede eleven udlede opdateringsreglerne for et konkret, lille netværk med f.eks. ét skjult lag. En anden mulighed er at bruge noten om perceptroner - eventuelt kombineret med noten om retningsafledede og gradientnedstigning. Samfundsfag og matematik Kandidattest Dansk og matematik
- Idéer til store skriftlige opgaver
- Man kan fint lade eleverne arbejde med simple neurale netværk
- Generelle kunstige neurale netværk:

Redegør for hvad der forstås ved et kunstigt neuralt netværk med ét skjult lag samt hvordan et sådant netværk trænes. Forklar hvordan krydsvalidering kan anvendes til at vurdere anvendeligheden af et kunstigt neuralt netværk.





### Forløb (korte og lange)

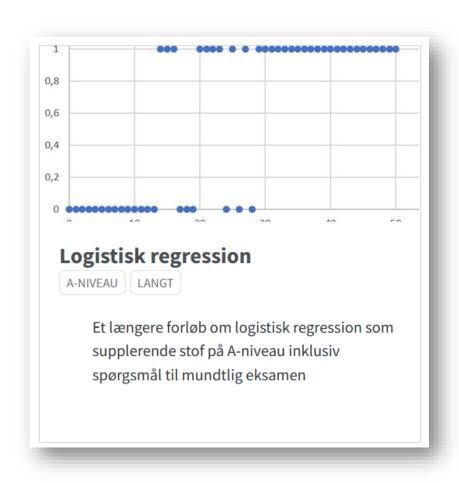


- Differentiation af forskellige aktiveringsfunktioner:
  - Sigmoid
  - Softsign
  - Hyperbolsk tangens
  - ReLU
- Vigtig pointe: For en aktiveringsfunktion f kan f'(x) udtrykkes simpelt ved f(x).





# Forløb (korte og lange)



- Baseret på note om logistisk regression med tilhørende videoer.
- Forløbet er delt op i en række dele, som eleverne kan arbejde med mere eller mindre selvstændigt.





# Forløb (korte og lange)

Idéer til nye forløb modtages med kyshånd ©





• Vi arbejder på materialer og forløb om store sprogmodeller ©

• Glæd jer – det er virkelig smart. Og godt til samarbejde med Almen Sprogforståelse. Matematikken bag er vektorer, vinkler, regression, Bayes (på speed), og meget, meget mere.

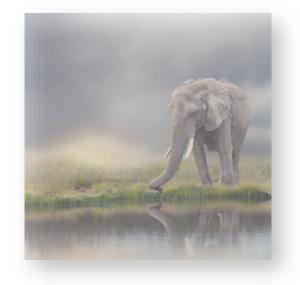


### Perceptroner











Kan jeg lave et computerprogram, som kan genkende hundebilleder?

### Perceptroner

 Hvordan lærte du at genkende hunde på billeder?







• Lad computeren lære at kende forskel på hunde og mus!

























Graden af trekantede ører	Halelængde (ift. kropslængde)	Targetværdi
		Hund
		Mus





Graden af trekantede ører	Halelængde (ift. kropslængde)	Targetværdi
0,85		Hund
0,15		Mus





Graden af trekantede ører	Halelængde (ift. kropslængde)	Targetværdi
0,85	0,25	Hund
0,15	1,05	Mus

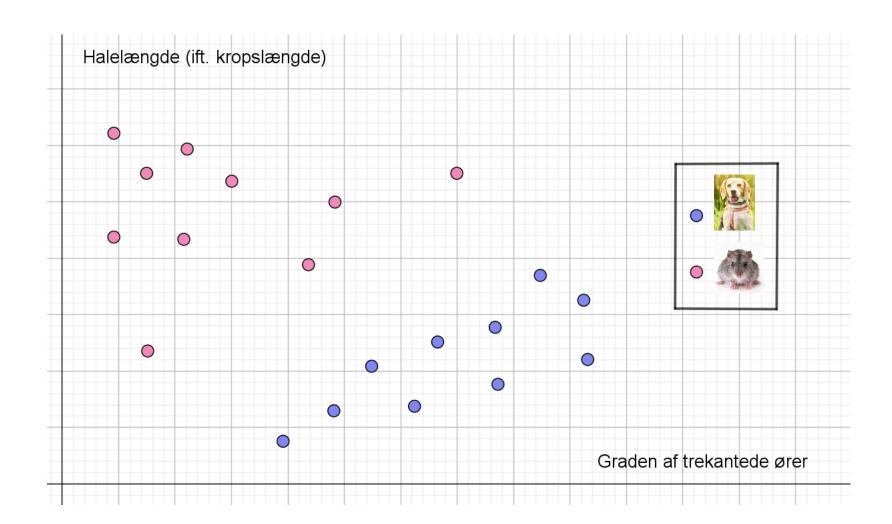




trokontodo grar	Halelængde lier kradata	rdi
Træni	ngsdata	Hund
<del>0</del> ,15	1,05	Mus

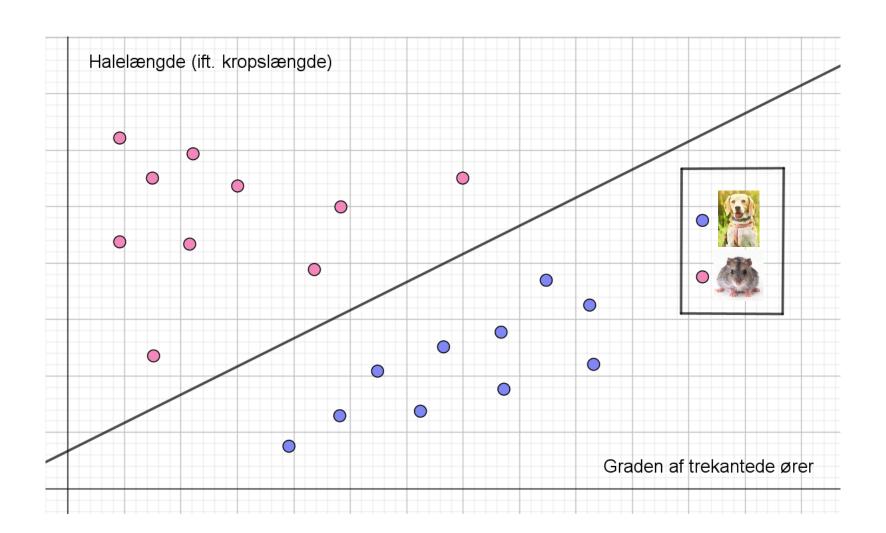






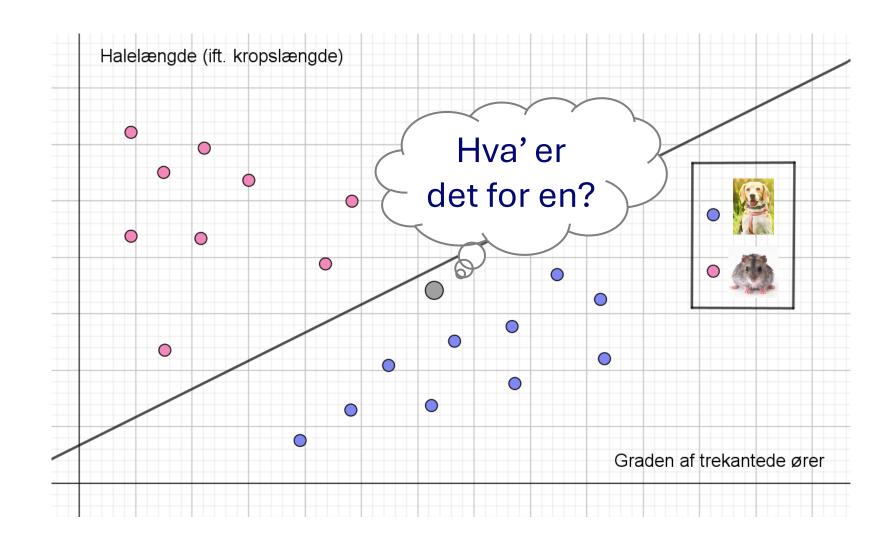






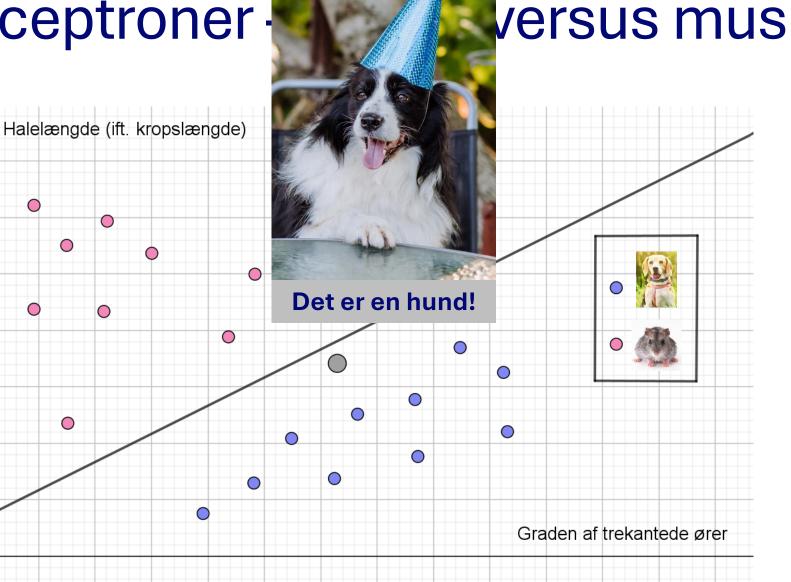








Perceptroner -





# Matematikken bag (i meget grove træk)



#### Features / inputvariable

 $x_1$ : feature 1

 $x_n$ : feature n

#### **Target**

$$t = \begin{cases} -1 \text{ hvis det er en hund} \\ 1 \text{ hvis det er en mus} \end{cases}$$

Halelængde (ift. kropslængde)

Graden af trekantede ører

Perceptronen bruges til at bestemme vægte  $w_0, w_1, w_2, \cdots, w_n$  baseret på træningsdata. Ligningen

$$w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n = 0$$

beskriver en linje (plan, hyperplan), som bruges til at adskille de blå punkter fra de pinke.

Efterfølgende laves prædiktion baseret på de n features  $x_1, x_2, \cdots, x_n$ :

- Hvis  $w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n < 0$ : det er en hund
- Hvis  $w_0 + w_1 \cdot x_1 + w_2 \cdot x_2 + \dots + w_n \cdot x_n \ge 0$ : det er en mus







#### Hvordan bestemmes vægtene?

#### Perceptron Learning Algoritmen

- Sæt alle vægte  $w_0, w_1, ..., w_n$  til et tilfældigt tal
- Tag et træningseksempel  $(x_1, x_2, ..., x_n)$  med tilhørende targetværdi t.
- Udregn outputværdien o:

$$o = \begin{cases} 1 & \text{hvis } w_0 + w_1 \cdot x_1 + \dots + w_n \cdot x_n \ge 0 \\ -1 & \text{hvis } w_0 + w_1 \cdot x_1 + \dots + w_n \cdot x_n < 0 \end{cases}$$

• Opdatér alle vægtene:

$$w_i \leftarrow w_i + \eta \cdot (t - o) \cdot x_i$$

Her er  $\eta$  et tal mellem 0 og 1, som kaldes for en *learning rate* 

• Start forfra med det næste træningseksempel, indtil værdien af vægtene ikke ændrer sig.





#### Hvordan bestemmes vægtene?

#### Perceptron Learning Algoritmen

- Sæt alle vægte  $w_0, w_1, ..., w_n$  til et tilfældigt tal
- Tag et træningseksempel  $(x_1, x_2, ..., x_n)$  med tilhørende targetværdi t.
- Udregn out

### • Opdatér a

Konvergerer <u>kun</u> hvis data er lineært separable!

Her er  $\eta$  et tal mellem 0 og 1, som kaldes for en *learning rate* 

 Start forfra med det næste træningseksempel, indtil værdien af vægtene ikke ændrer sig.







# Hvordan bestemmes vægtene?

#### **ADALINE**

Træningseksempel 1:  $(x_{1,1}, x_{1,2}, ..., x_{1,n}, t_1)$ 

•

Træningseksempel M:  $(x_{M,1}, x_{M,2}, ..., x_{M,n}, t_M)$ 

**Tabsfunktion:** 

$$E(w_0, w_1, \dots, w_n) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \left( w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n} \right) \right)^2$$

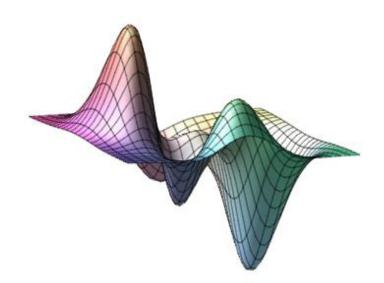




# Gradientnedstigning (hvis der kun var to vægte)

- Stil dig et tilfældigt sted på bakken.
- Gradienten:

$$\nabla E(v_0, w_0) = \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial v_0} \\ \frac{\partial E}{\partial w_0} \end{pmatrix}$$



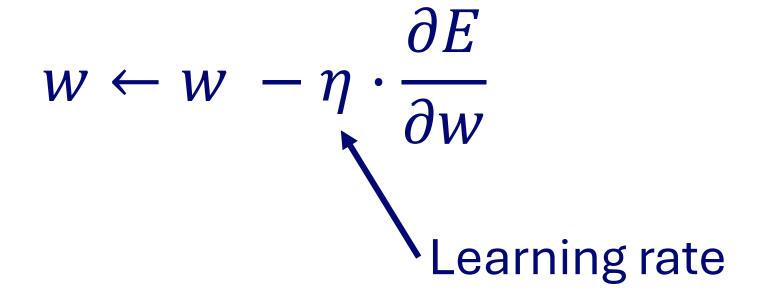
angiver den retning, hvor det går allermest opad bakke.

• Minus gradienten  $-\nabla E(v_0, w_0)$  angiver den retning, hvor det går allermest <u>nedad</u> bakke.





#### Derfor opdaterer vi alle vægtene på denne måde...









### Opdateringsregler (ADALINE)

$$w_i \leftarrow w_i + \eta \cdot \sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \left( w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n} \right) \right) \cdot x_{m,i}$$

- OBS! Baseret på <u>alle</u> træningsdata!
- Konvergerer også i det tilfælde, hvor data ikke er lineær separabel.
- Men der er drawbacks:

$$t_m$$
 sammenlignes med  $w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \cdots + w_n \cdot x_{m,n}$ 







# Simple neurale netværk

#### **Target**

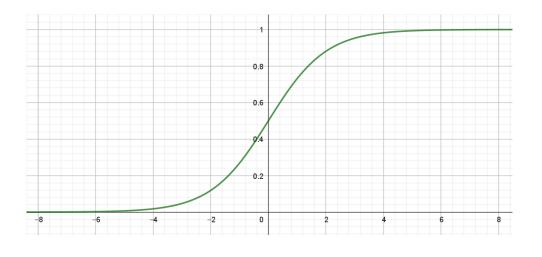
$$t = \begin{cases} 0 \text{ hvis det er en hund} \\ 1 \text{ hvis det er en mus} \end{cases}$$

#### Outputværdien

$$o = \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_1 + \cdots + w_n \cdot x_n)$$

hvor  $\sigma$  er sigmoid-funktionen:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$









# Simple neurale netværk

#### **Target**

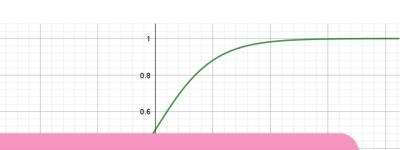
$$t = \begin{cases} 0 \text{ hvis det er en hund} \\ 1 \text{ hvis det er en mus} \end{cases}$$

#### **Outputværdien**

$$o = \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_1 + \cdots w_n \cdot x_n)$$

hvor  $\sigma$  er sigmoid-funktionen:

$$\sigma(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$



 $\sigma$  kaldes for en **aktiveringsfunktion** 

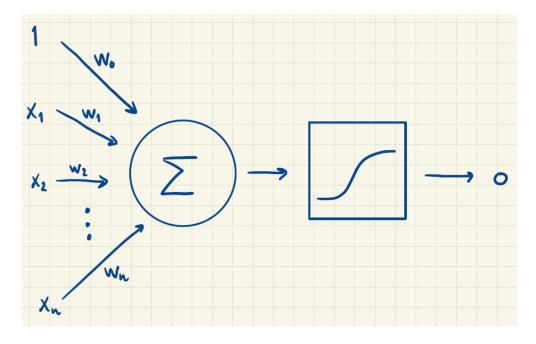






#### **Tabsfunktion**

$$E(w_0, w_1, \dots, w_n) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right)^2$$









#### **Tabsfunktion**

$$E(w_0, w_1, \dots, w_n) = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right)^2$$

#### Differentiation af tabsfunktionen mht. $w_i$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} 2 \cdot \left( t_m - \boldsymbol{\sigma}(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot \left( -\sigma'(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot x_{m,i}$$







#### Differentiation af tabsfunktionen mht. $w_i$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} 2 \cdot \left( t_m - \sigma(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot \left( -\sigma'(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot x_{m,i}$$

Man kan vise, at

$$\sigma'(x) = \sigma(x) \cdot (1 - \sigma(x))$$

 Beregningsmæssig fordel: den afledede aktiveringsfunktion kan udtrykkes ved funktionsværdien selv!







#### Differentiation af tabsfunktionen mht. $w_i$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = \frac{1}{2} \sum_{m=1}^{M} 2 \cdot \left( t_m - \sigma(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot \left( -\sigma'(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot x_{m,i}$$

$$= -\sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \sigma(w_0 + \cdots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot \left( \sigma(\cdots) \cdot (1 - \sigma(\cdots)) \right) \cdot x_{m,i}$$







#### Differentiation af tabsfunktionen mht. $w_i$

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -\sum_{m=1}^{M} \left( t_m - \sigma(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \right) \cdot \left( \sigma(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n}) \cdot (1 - \sigma(w_0 + \dots + w_n \cdot x_{m,n})) \right) \cdot x_{m,i}$$

Sætter vi 
$$o_m = \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n})$$
, får vi

$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -\sum_{m=1}^{M} (t_m - o_m) \cdot (o_m \cdot (1 - o_m)) \cdot x_{m,i}$$







$$\frac{\partial E}{\partial w_i} = -\sum_{m=1}^{M} (t_m - o_m) \cdot (o_m \cdot (1 - o_m)) \cdot x_{m,i}$$

#### **Gradientnedstigning** giver derfor

$$w_i \leftarrow w_i + \eta \cdot \sum_{m=1}^{M} (t_m - o_m) \cdot o_m \cdot (1 - o_m) \cdot x_{m,i}$$

hvor

$$o_m = \sigma(w_0 + w_1 \cdot x_{m,1} + \dots + w_n \cdot x_{m,n})$$





#### Men vi er ikke ret gode til at udvælge features...

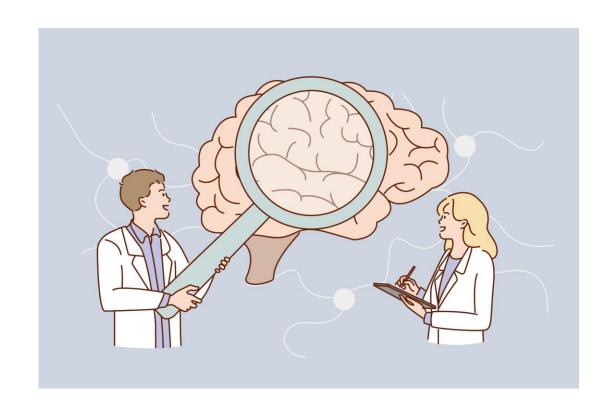


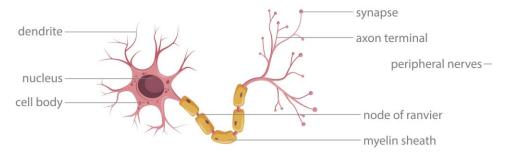




## Kunstige neurale netværk

• Vi laver en model af den menneskelige hjerne





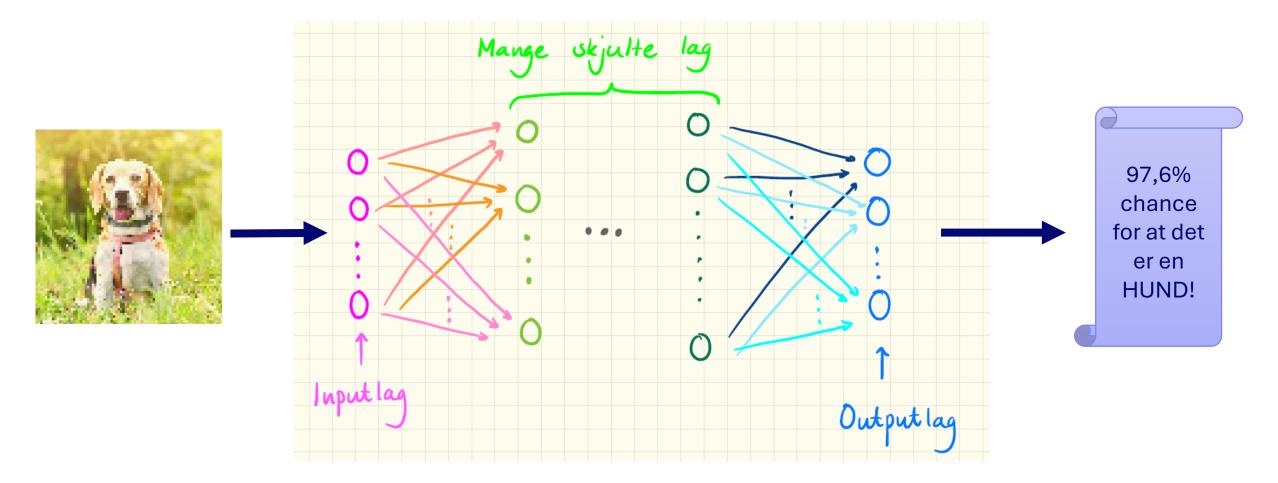




# MATEMATIKKEN BAG MAGIEN

## Kunstige neurale netværk

• Vi laver en model af den menneskelige hjerne

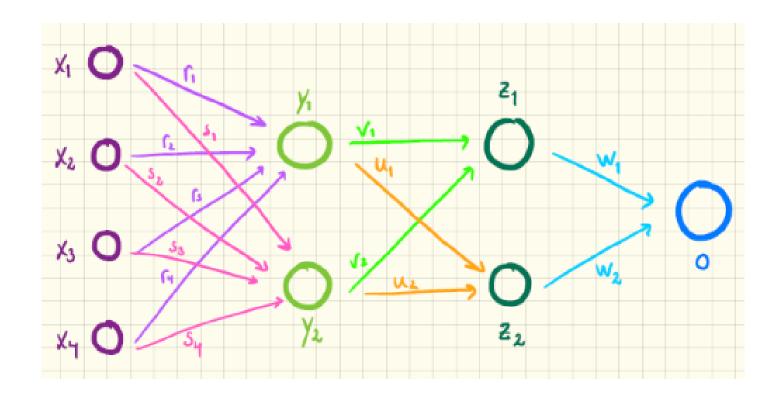






## Kunstig neurale netværk

• I virkeligheden bare en sammensætning af mange simple neurale netværk ©

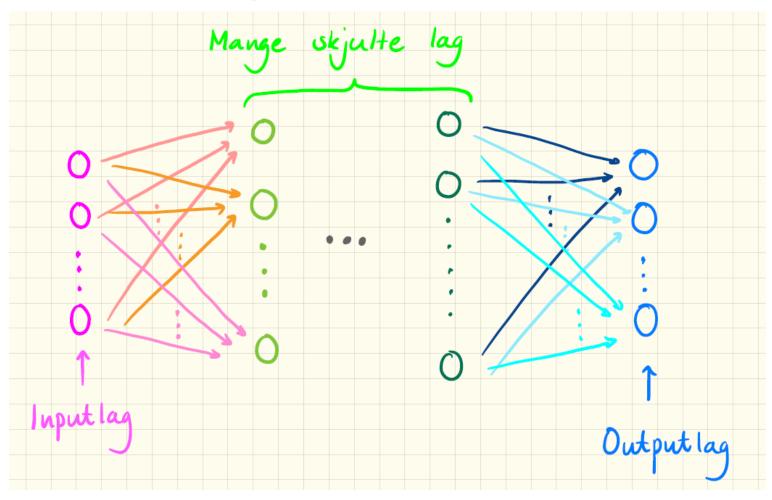








## Kunstige neurale netværk

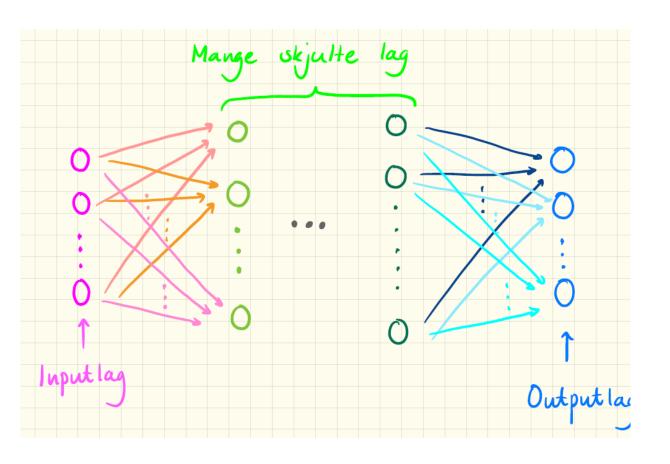


- Alle pilene svarer til en vægt som skal læres/ justeres.
- I virkelighedens verden er der tale om *millioner* af vægte!





## Kunstige neurale netværk- justering af vægte?!

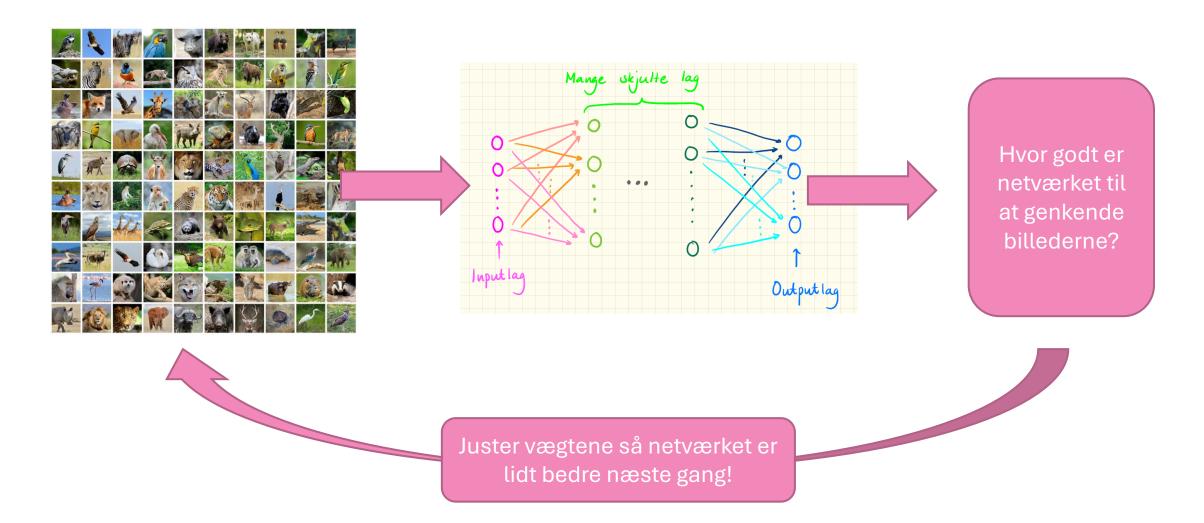








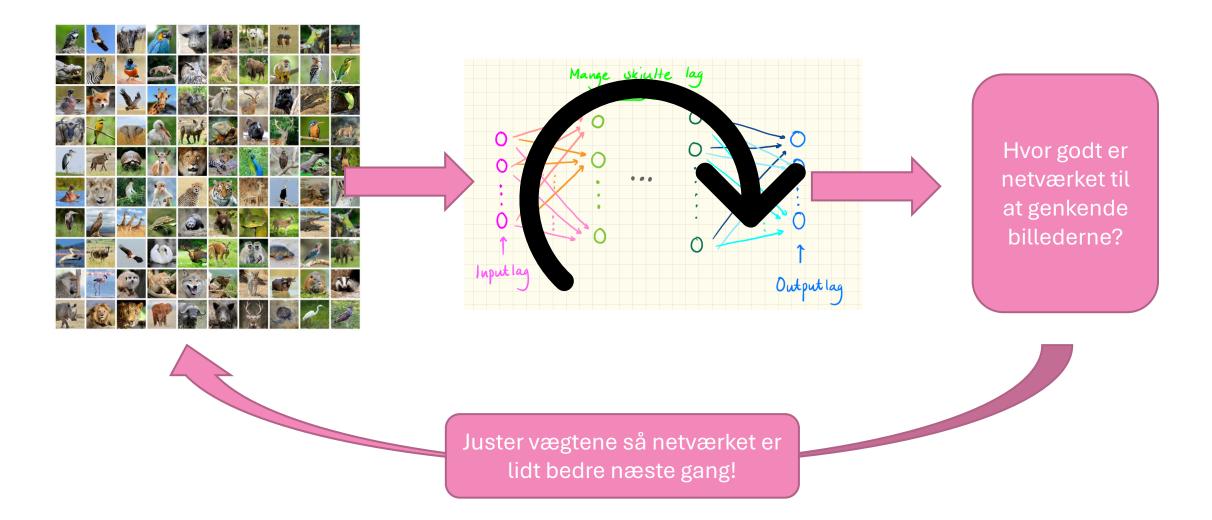
## Kunstige neurale netværk







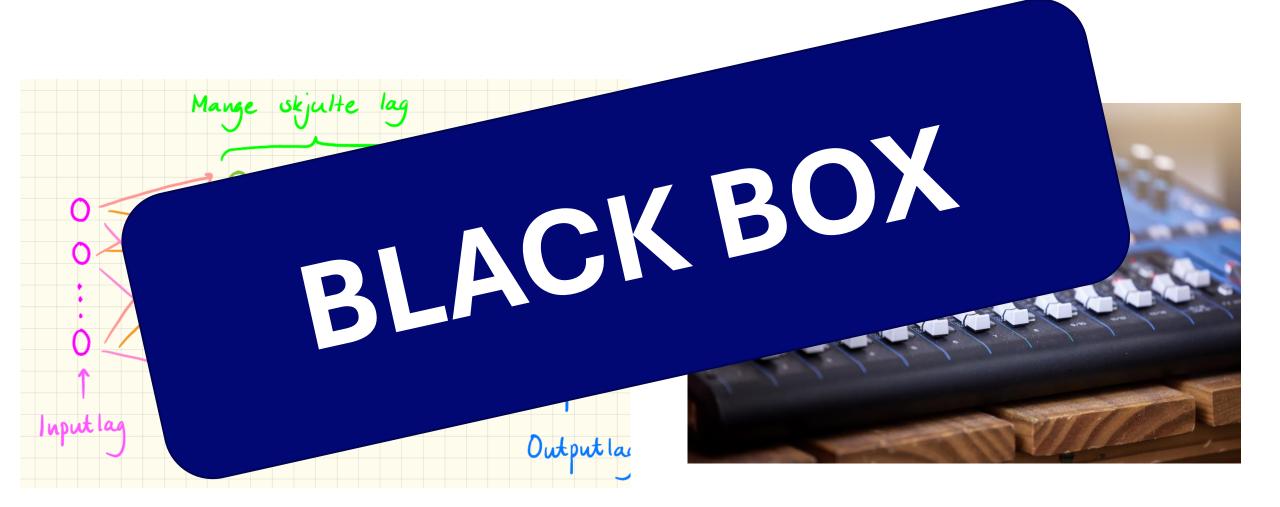
## Kunstige neurale netværk







### Kan du lige forklare mig den der Al model?







### Hvordan vurderer man, hvor godt netværket er?

1) Hvis man har ekstra data (TESTDATA) kan man prøve at lade netværket prædiktere på det datasæt





### Hvordan vurderer man hvor godt netværket er?

 Hvis man har ekstra data (TESTDATA) kan man prøve at lade netværket prædiktere på det

#### Confusion matrix:

	Prædikteret hund	Prædikteret ikke hund
Faktisk hund	41	4
Faktisk ikke hund	2	53





### Hvordan vurderer man, hvor godt netværket er?

 Hvis man har ekstra data (TESTDATA) netværket prædiktere på det. Classification accuracy (CA) på 94%

#### Confusion matrix:

	Prædikteret hund	Prædikteret ikke hund
Faktisk hund	41	4
Faktisk ikke hund	2	53





### Hvordan vurderer man, hvor godt netværket er?

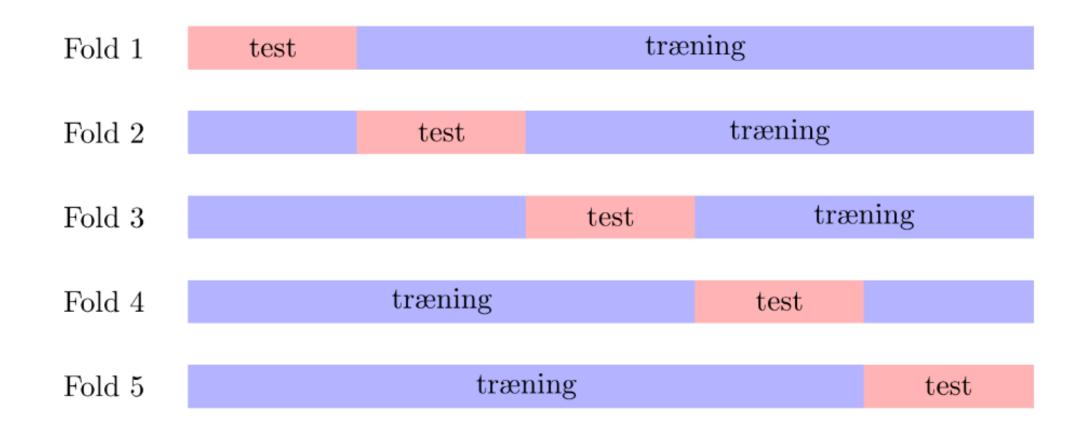
2) Hvis man ikke har testdata

## KRYDSVALIDERING



## Fem folds krydsvalidering

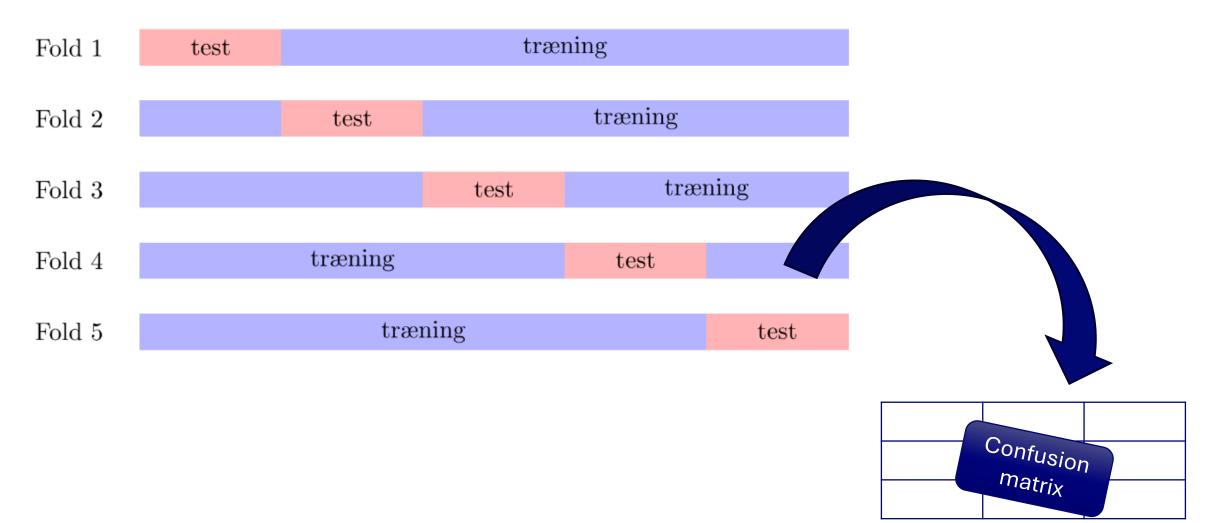






## Fem folds krydsvalidering

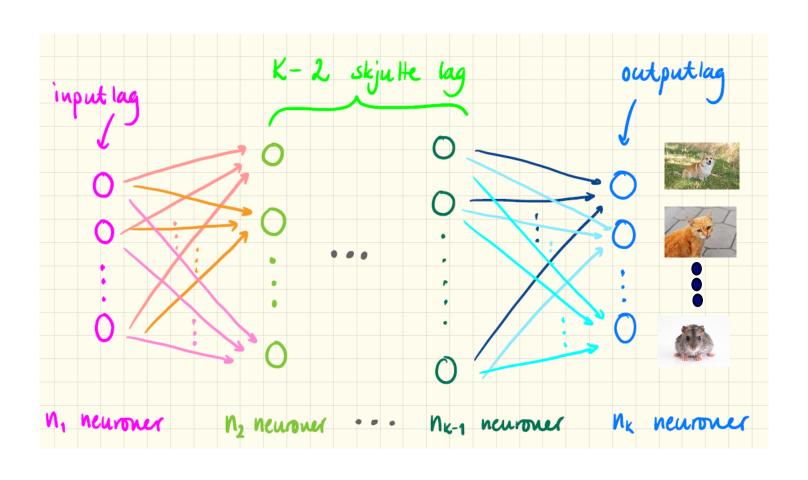








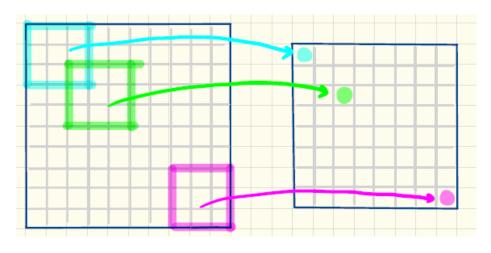
#### Neuralt netværk med flere outputværdier

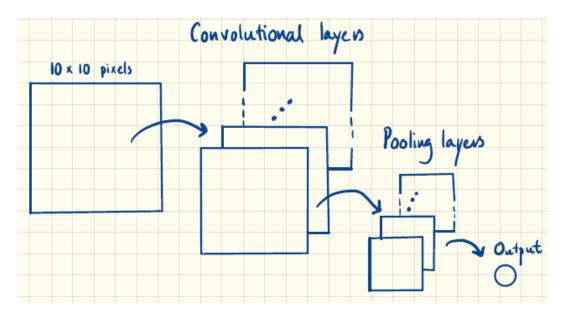






### Specielle netværk som kan genkende billeder...





## Convolutional neural network





