Forelesning 4 (Dype nett)

* Convolute bildet med den deriverte av gaussianenen
* . Steep smooth shading
  + Raskt endrende grå-nivåer kan av og til at man fanger opp noe som kanter
  + Man bruker også Dype nett
* Convolutional laye
  + For image processing bruker man convolutional network I stedet
    - Nettet lærer å utføre konvolusjon med de «Rette» filtrene, i stedet for bare å bruke de som kommer fra de vanlige valgene
* Konvolusjons-operatorer kan ende opp med å oppdage kanter som ikke kanter
  + Om man prøver å modellere en del av disse tingene blir det ofte så komplisert at man må gi opp.
* I fabrikkstilfeler kan man komme unna med en del av de gamle tilfellene, siden man kan styre belysning, etc.
* Dype nettverk krever treningsdata
  + Og disse treningsdataene må være varierte nok til at læreren faktisk kan lære det.
* Crash course om deep learning
  + Simple layer, Multilayer, Convolutional Neural Net
* Artifichial intelligence
  + Flere teknikker enn bare dype nett
  + Logistisk regressjon
  + Kan videreføres til multilayer perceptrons
* Prosessen kan gjentas flere ganger.
  + Masse matrise-multiplikasjoner med ulineariteter imellom
  + Vi kan representere veldig komplekse funksjoner i rommet.
* Interpolere en overflate
  + Legge til flere noder
    - Et dypt nett er noe som kan approksomere veldig komplekse funksjoner
* Er nettet stort nok kan man representere hvilken som helst funksjon.
  + Men hver eneste nye node gir mindre og mindre avkastning
  + Man trenger et eksponensielt antall noder for å få en god antagelse (?)
* Det å legge til flere lag sørger for at den deskriptive kraften øker
  + Pluss, antall kanter øker lineært med en dobing i dybde, i stedet for kvadratisk om man dobler bredden.
* Lettere måter å intrapolere
  + Man kan sub-sample
  + MLP to resnet
    - Man har også et bypass-layer(?)
    - Man forer inputen direkte inn til neste input(?)
      * Nettet regner ut forskjellen mellom input og outptu
      * Residualene.
        + Det å regne ut residualene fører til bedre konvergensen (?)
        + Dette er også uten å legge til mange flere lag (?)
* Dype nett kan oppføre seg veldig forskjellig mellom store og små problemer.
  + De er på en måte laget for store problemer
  + Ikke vær for rask med å trekke konklusjoner om det store problemet ut ifra resultater fra de små problemene
* Når man har små problemer er det ofte andre problemer som fungerer bedre.
* Det er fremdeles en del begrensninger
  + Den kan ikke ekstrapolere godt.
  + De kan interpolere => Datasettet må dekke alle tilfeller vi ønsker å dekke.
* Image specificities
  + I et bilde pleier nærliggende piksler å ha større likhet med andre piksler i nærheten, i stedet for de som er langt unna.
  + Translasjon bør være irrelevant i et dypt nett
  + Man vil ha flere filter
    - Man «Convolver» hver piksel
      * Man får «Feature maps»
  + Pooling
    - Man tar bare noen av dem
    - => De fleste slike nett er et sett av convolution-lag, etterfulgt av pooling layers.
  + Man ender dermed opp med en serie med veldig små bilder
* Er max pooling krevd?
  + Man kan også hoppe oer noen pixler når man utfører pooling
* Noen convolutional masks virker veldig like til orienterte Gaussian elelr Gabour filter.
* Monocular pose estimation
  + Man estimerer 3D-posisjonen av f.eks en person
* Alpha og bruker dype nett for å finne de beste possisjonene, men utfører fremdeles et tre-søk
  + Litt som en metafor for kurset…