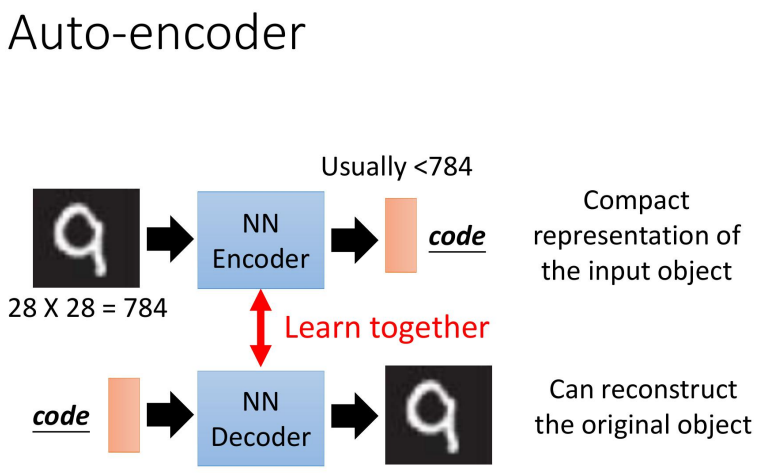
ML Lecture 16:

Unsupervised Learning - Deep Auto-encoder

> 臺灣大學人工智慧中心 科技部人工智慧技術暨全幅健康照護聯合研究中心 http://aintu.tw

Auto-encoder

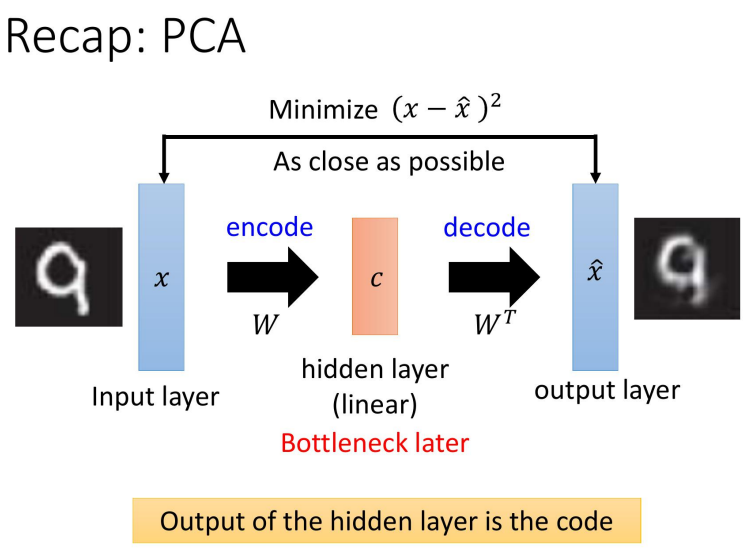
- Unsupervised Learning
- 壓縮的效果
- Encoder
  - From input to vector
- Decoder
  - From vector to origin Input
- Need to train Encoder and Decoder together



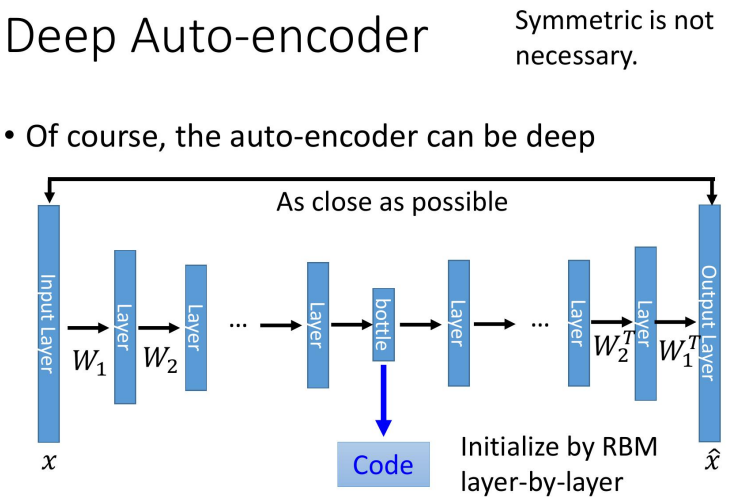
Recap : PCA

- In PCA
  - v.s. In Neural Network
- Minus \bar{x}
  - like normalize in neural network (NN)
- Time a weight
  - like connect a layer in NN
- minimize the difference between input and reconstruction

    - make the output like the input
- Input x
    - Input layer
- Output 的 \hat{x}
    - Output layer
- Component's weight
    - bottleneck layer
    - which has lower dimensions



Deep Auto-encoder



Reference: Hinton, Geoffrey E., and Ruslan R. Salakhutdinov. "Reducing the dimensionality of data with neural networks." *Science* 313.5786 (2006): 504-507

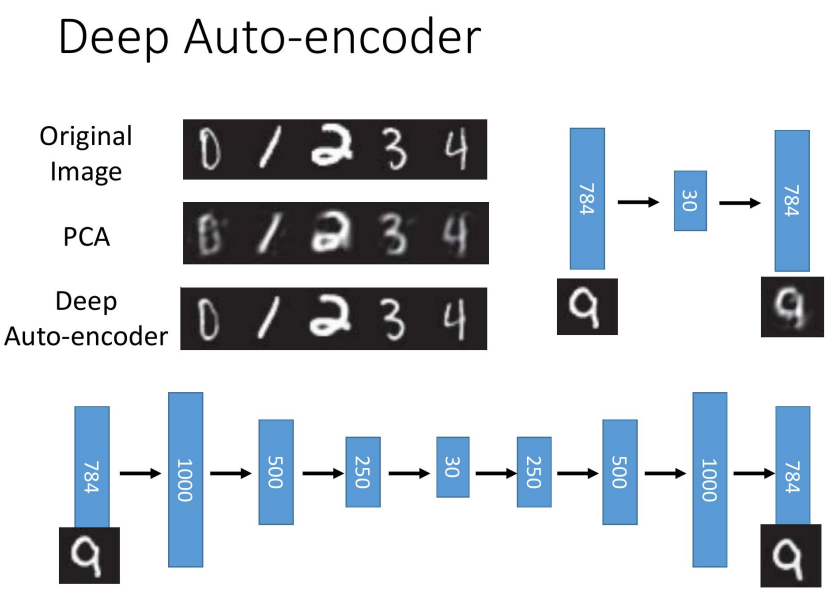
- PCA 只有一個 hidden layer，而我們可以有更多 hidden layer
- output 是 \hat{x}，希望這個 x 跟 \hat{x} 越接近越好

- training: back propagation

- 從 input 到 bottleneck layer 的部分就是 encoder
- 從 bottleneck layer 的 output 到最後的\hat{x} 到最後整個 network 的 output 就是 decoder

---

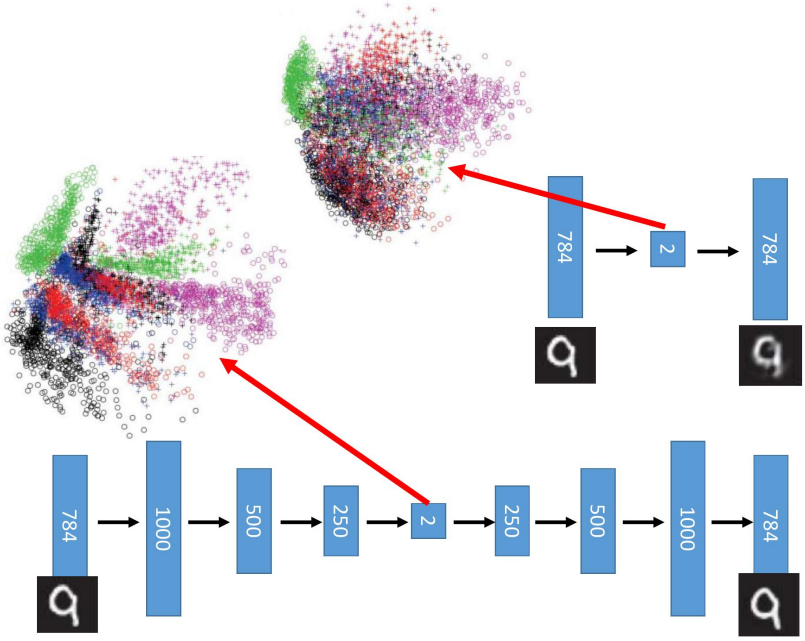
Compared on MNIST



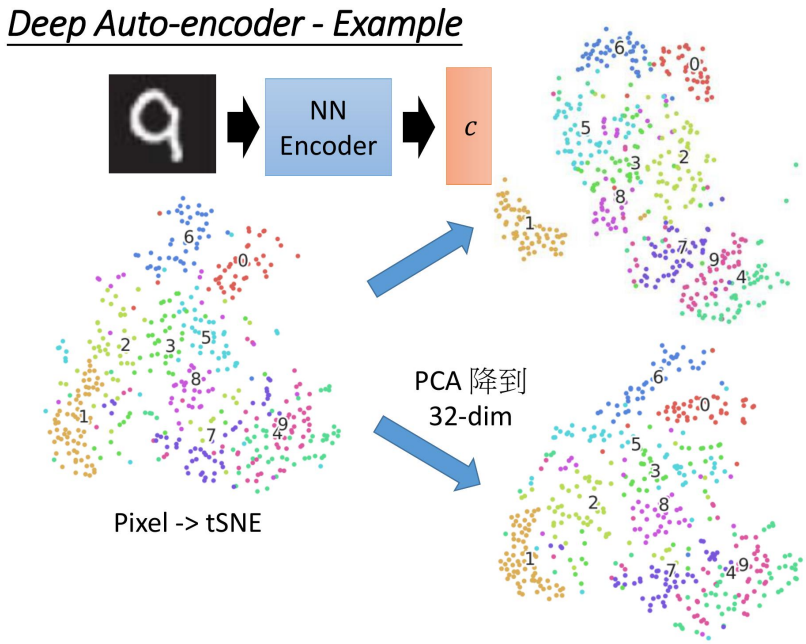
- PCA
  - 784 維降到 30 維
  - 再從 30 維 reconstruct 回 784 維
  - 較模糊的
- deep auto-encoder
  - 784 維，先擴展成 1000 維，再把 1000 維降到 500 維再降到 250 維再降到 30 維
  - 再把 30 維變成 250 維再變成 500 維 1000 維，再解回來 784 維
  - 較清楚

Compared on 2 dimension

visualize on 2 dimension



- PCA
  - 混在一起
- deep auto-encoder 的話
  - 是分開的
  - 不同的數字會變一群一群

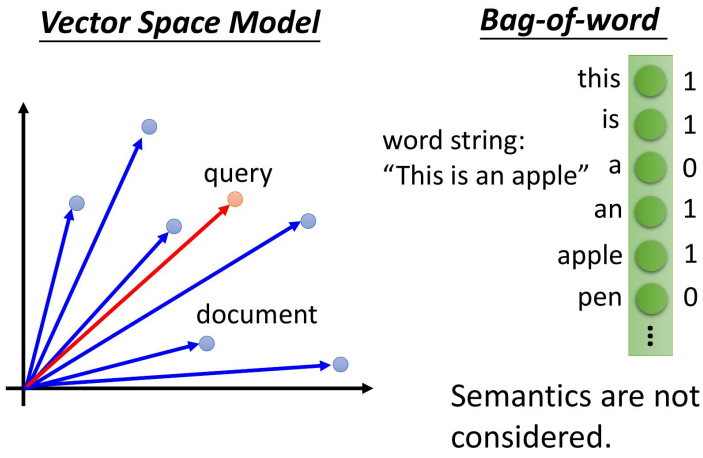


Use on Text Preprocessing

- 文字搜尋
  - vector space model
    - 文章都表示成空間中的一個 vector
  - 計算輸入的查詢詞彙跟每一篇 document 之間的 inner product 或是 cosine similarity 等等

- 根據值的大小決定是否 retrieve

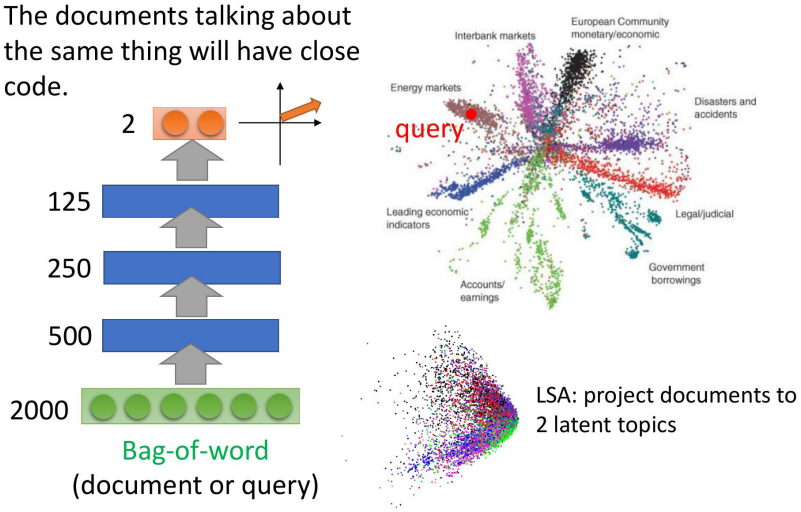
Auto-encoder – Text Retrieval



把一個 document 變成一個 vector

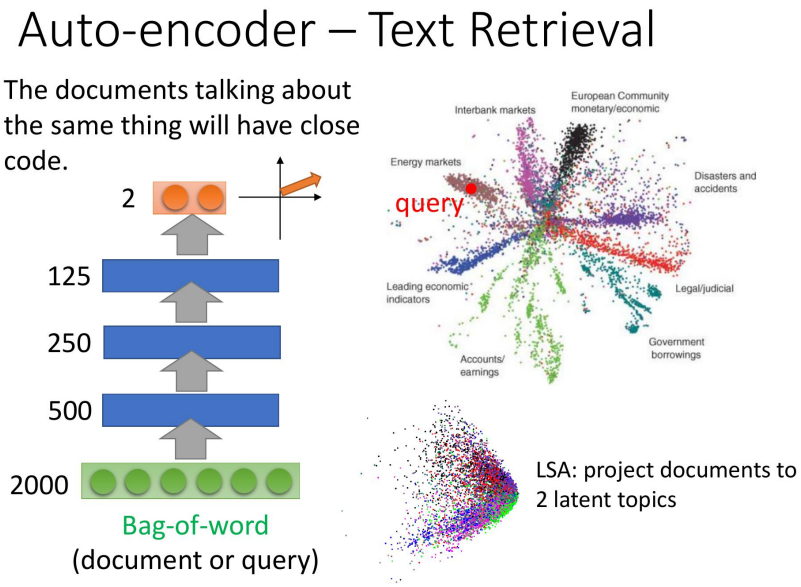
- bag-of-word
  - 最 trivial
  - Term Frequency
  - Inverse Document Frequency
  - TFIDF
  - 沒辦法考慮任何語意相關的東西，每一個詞彙都是 independent

Auto-encoder – Text Retrieval



- auto-encoder
  - input: document
  - query: 一段文字

用比較小的 lexicon size，把一個 document 就把它變成一個 vector，再把這個 vector 通過一個 encoder，把他壓成二維，然後 Visualize

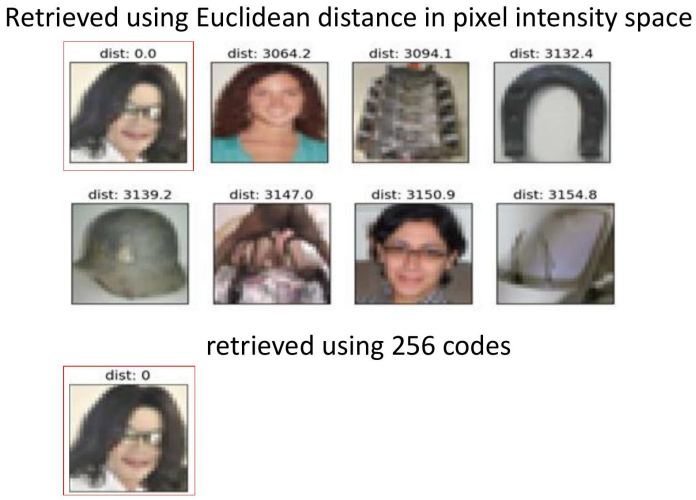


發現同一類的 document，就都集中在一起，散佈像一朵花一樣

要做搜尋的時候

- 輸入一個詞彙、查詢詞
- 把 query 也通過這個 encoder，把他變成一個二維的 vector
- 看query 落在哪邊，就可以知道說這個 query 是哪個 topic

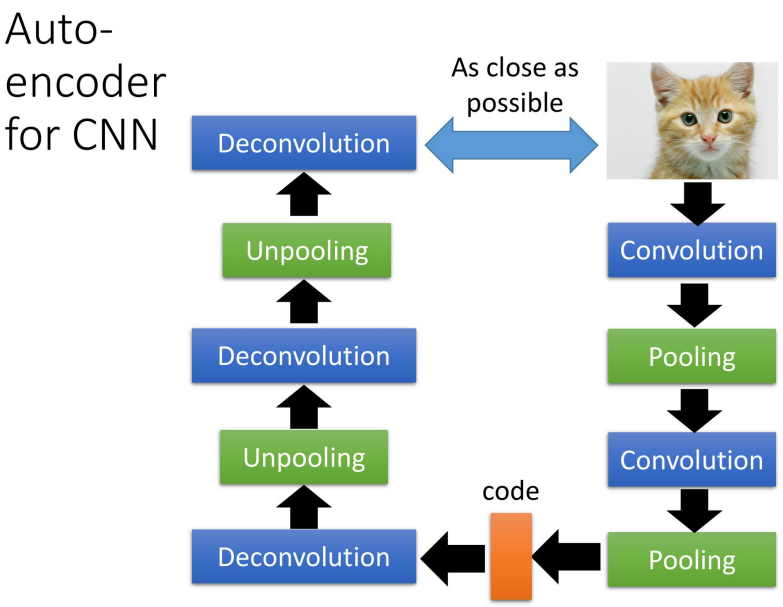
Use on Image Searching



- 以圖找圖。
- 最簡單的方法，在 pixel wise 上做比較，但是找不到好的結果的。

Auto-encoder for CNN

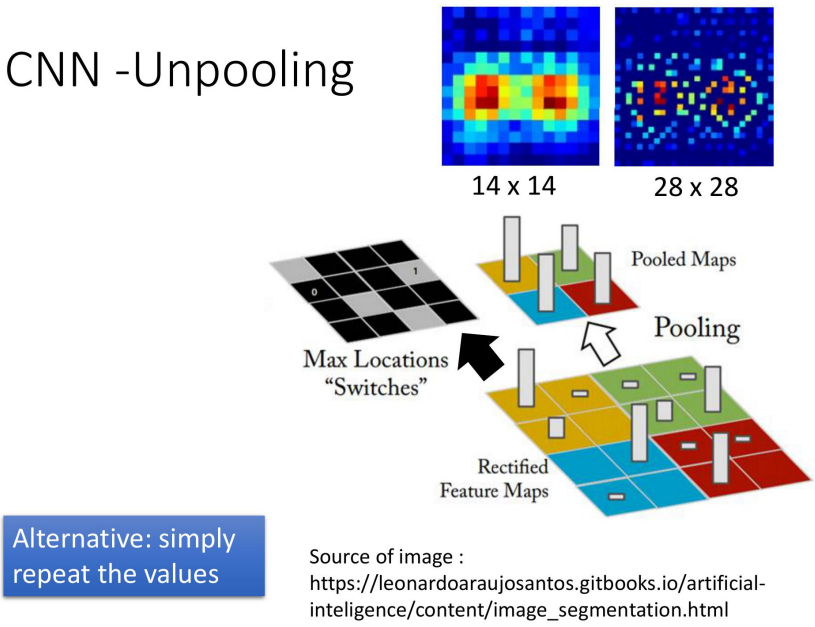
- 應該要用 deep auto-encoder 把每一張 image 變成一個 code，然後在 code 上面再去做搜尋
- 因為這是 unsupervised
- train 這種 auto-encoder 的 data 是永遠不缺的



在這種 code 上面算相似度的話，就會得到比較好的結果

如果 encoder 的部分是做 convolution 再做pooling，convolution 再做pooling 理論上 decoder 應該就是做跟 encode 相反的事情 本來有 pooling 就做 unpooling，本來有 convolution 就做 deconvolution

Unpooling

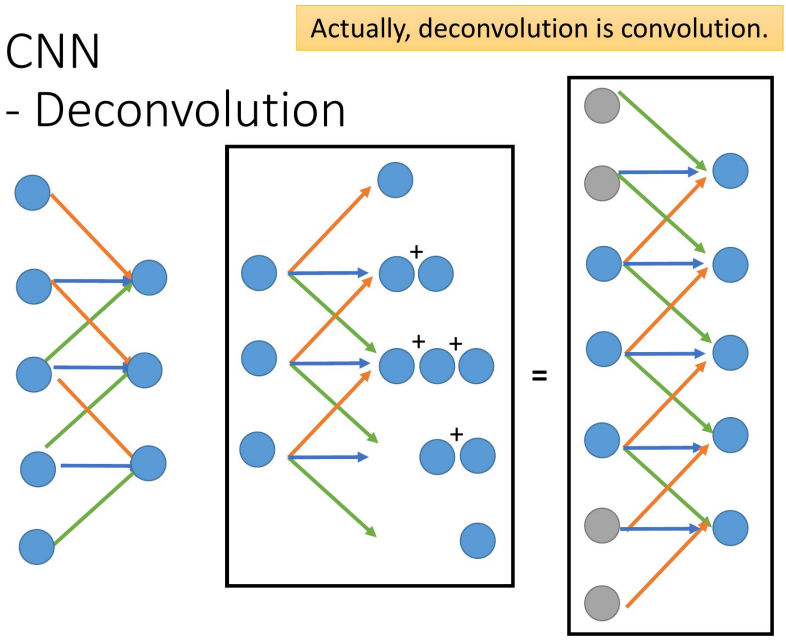


Source of image : https://leonardoaraujosantos.gitbooks.io/artificial-inteligence/content/image_segmentation.html

- 要把原來比較小的 matrix 擴大

- 方法一
  - 記住pooing是從哪裡取值，照樣還原回去
  - 沒有取值的部分捕0
- 方法二
  - 直接把那個值複製四份，不用去記從哪裡取 (Keras 是用這種方式)

Deconvolution



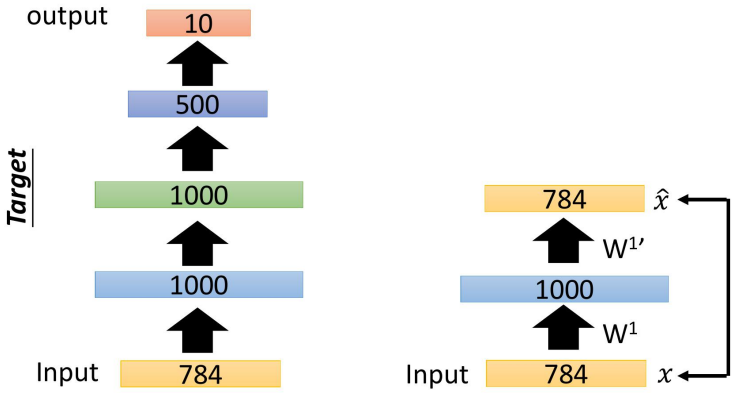
- 事實上 deconvolution 就是 convolution
- 不同點是在他們的 weight 是相反
- 做的 operation 一樣也就是 convolution 這件事

Using with Pre-training

有時候在煩惱怎麼做參數的 initialization，這種找比較好的 initialization 方法，就叫做 pre-training。那可以用 auto-encoder 來做 pre-training

Auto-encoder – Pre-training DNN

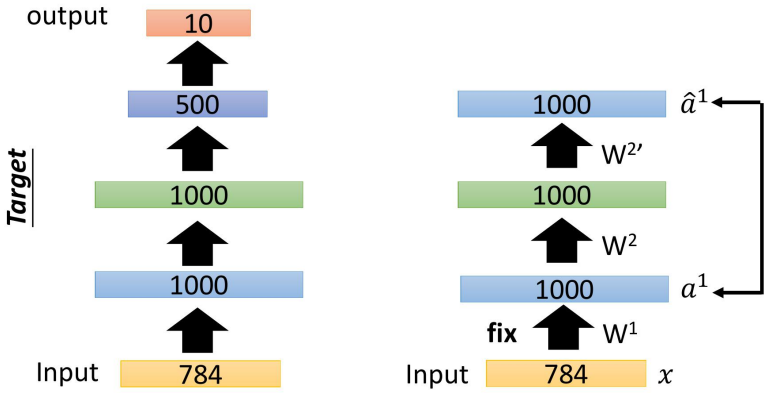
- Greedy Layer-wise Pre-training *again*



先 train 784-1000-784，把 weight(W_1) 記下來

Auto-encoder – Pre-training DNN

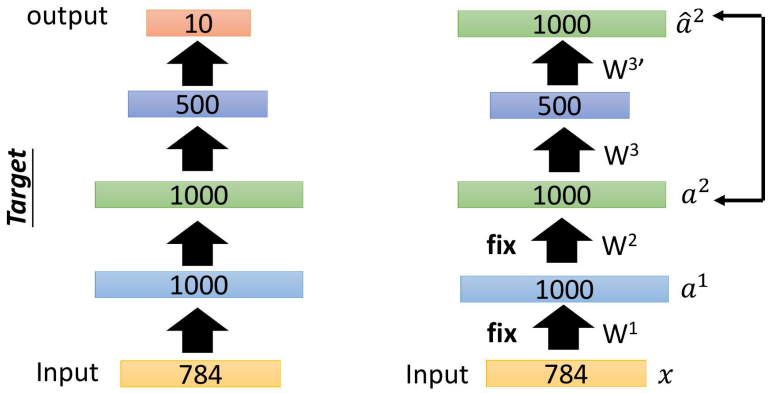
- Greedy Layer-wise Pre-training *again*



再 train 784-1000-1000-1000 784-1000 部分的 weight(W_1) 用前面的，並 fix 住 一樣把 weight(W_2) 記下來

Auto-encoder – Pre-training DNN

• Greedy Layer-wise Pre-training *again*

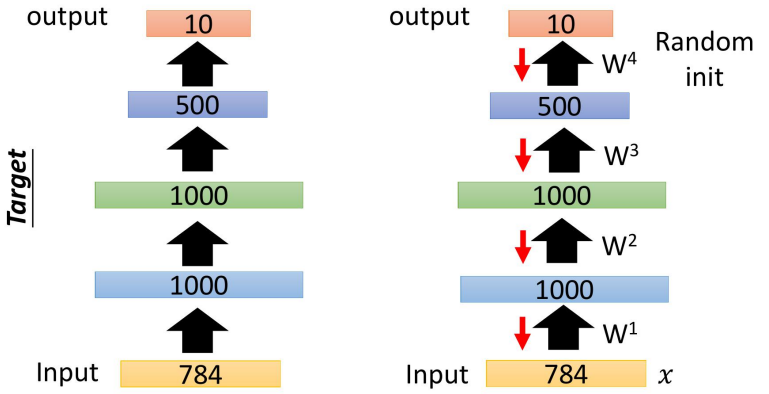


再 train 784-1000-1000-500-1000 784-1000 部分的 weight(W_1) 以及1000-1000 部分的 weight(W_2) 用前面的，並 fix 住 一樣把 weight(W_3) 記下來

Auto-encoder – Pre-training DNN

• Greedy Layer-wise Pre-training *again*

Find-tune by backpropagation



就可以整個串起來，並把剛剛那些 weight (W_1, W_2, W_3) 作為 model 的 initialization，再 random initialize 最後 500 到 100 的 weight，再用 back propagation 去調一遍，我們稱之為 fine tune。

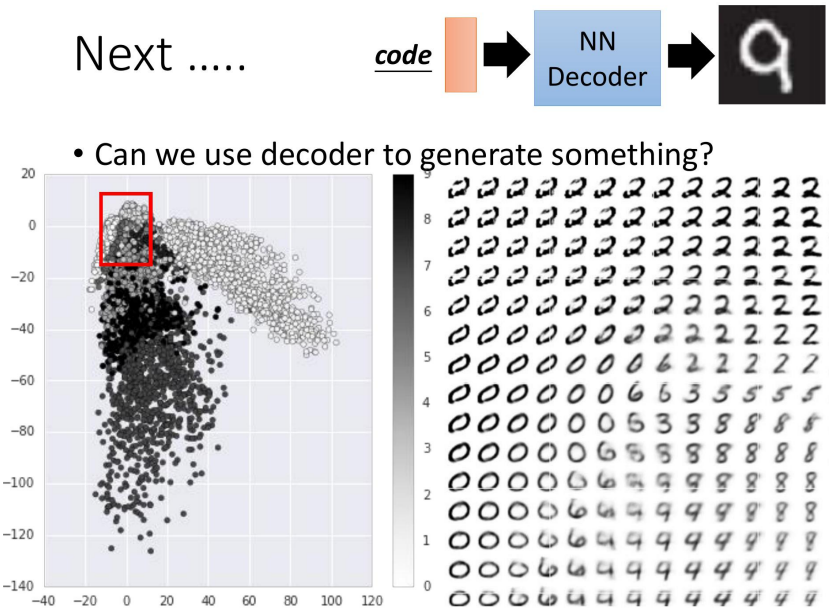
Generating Outputs

- 那個 decoder 其實是有妙用的，可以拿 decoder 來產生新的 image
- 也就是說我們把 learn 好的 decoder 拿出來，然後給他一個 random 的 input number，output 希望就是一張圖

這件事可以做到嗎，其實這件事做起來相當容易

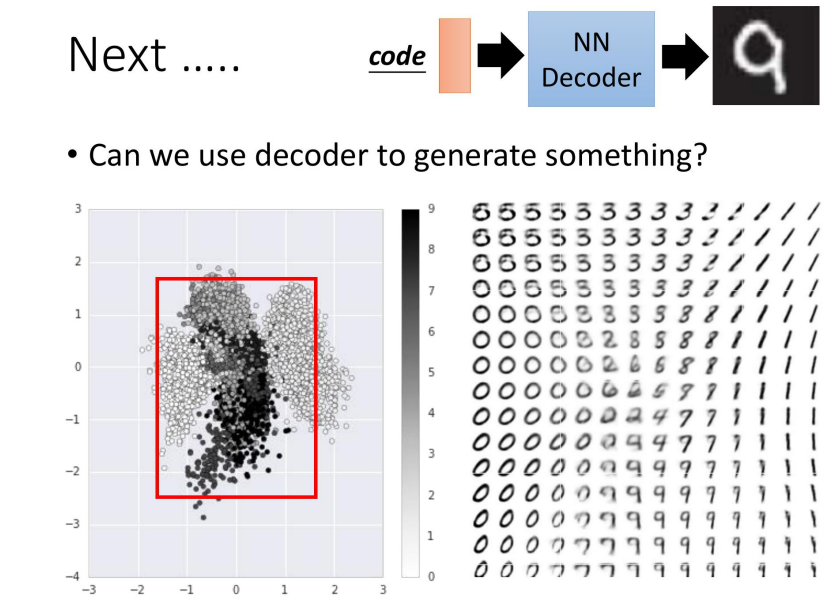
- 在MNIST dataset上，把每一張圖，784 維的 image 通過一個 hidden layer 然後 project 到二維

- 再把二維通過一個 hidden layer 解回原來的 image
- 那在 encoder 的部分，那個二維的 vector 畫出來長這樣



- 在紅色這個框框裡面等間隔的去 sample 一個二維的 vector 出來
- 然後把那個二維的 vector 丟到 NN decoder 裡面， output 一個 image 出來
- 可以發現很多有趣的現象
    - 從下到上，感覺是圓圈然後慢慢的就垮了
    - 右下這邊本來是不知道是四還是九，然後變八
    - 再往上然後越來越細，變成 1
    - 最後不知道為什麼變成 2，還蠻有趣的

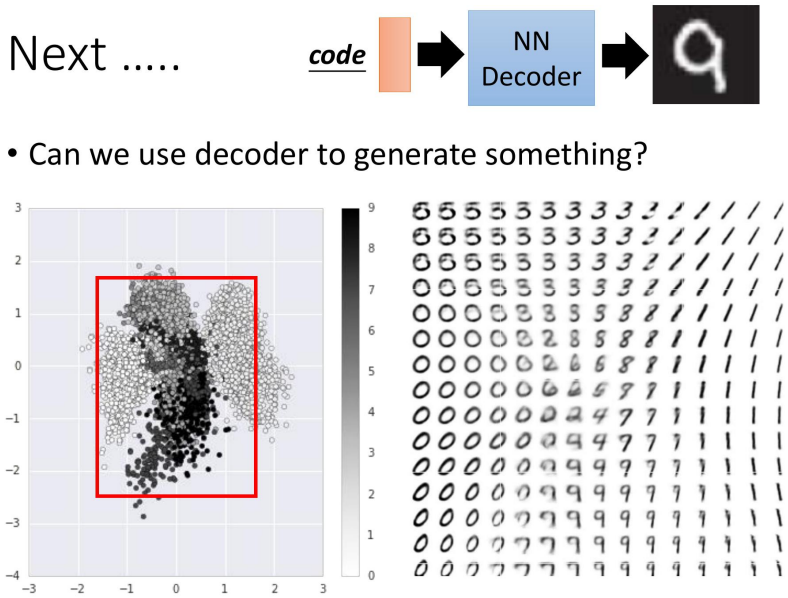
會發現在這邊感覺比較差，是因為在這邊其實是沒有 image，所以你在 input image 的時候其實不會對到這邊。 這個區域的 vector sample 出來，通過 decoder 他解回來不是 image



所以要 Sample 到一個好的地方 因為我必須要先觀察一下二維 vector 的分佈，才能知道哪邊是有值的，才知道從那個地方 sample 出來比較有可能是一個 image。

可是這樣你要先分析二維的 code 感覺有點麻煩，有個很簡單的做法就是在你的 code 上面加 regularization。在你的 code 直接加上 L2 的 regularization，讓所有的 code 都比較接近零。接下來就在零附近 sample就好了。

接下來我就以零為中心，然後等距的在這個紅框內 sample image，sample 出來就這個樣子。



從這邊你就可以觀察到很多有趣的現象 會發現說：

- 這個 dimension 是有意義的
    - 從左到右橫軸代表的是有沒有圈圈
    - 縱的呢，本來是正的，然後慢慢就倒過來

所以你可以不只是做 encode，還可以用 code 來畫。這個 image 並不是從原來 image database sample 出來的，他是 machine 自己畫出來的。
