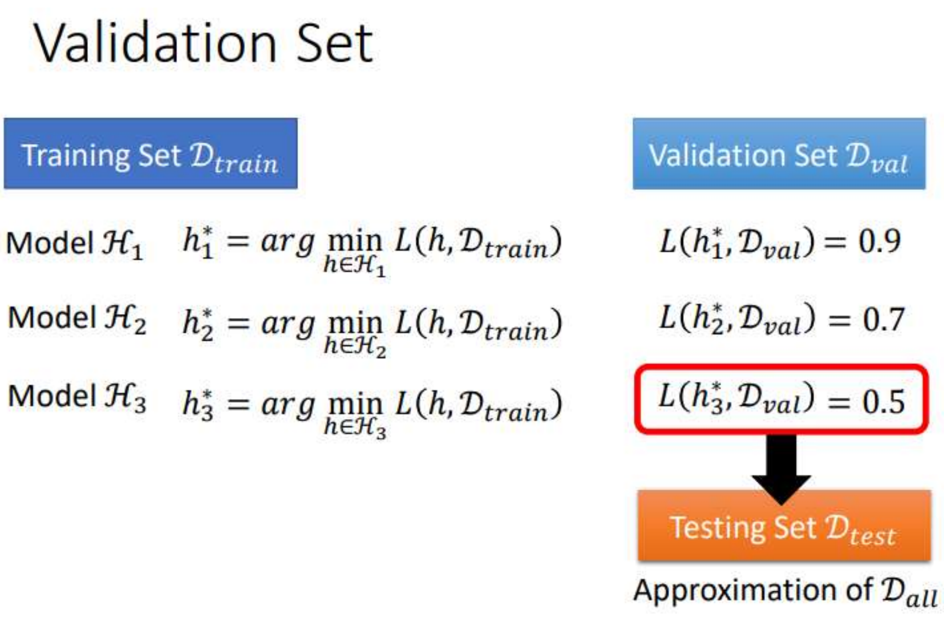
Lecture 3 : Image as input

Create at 2022/06/01

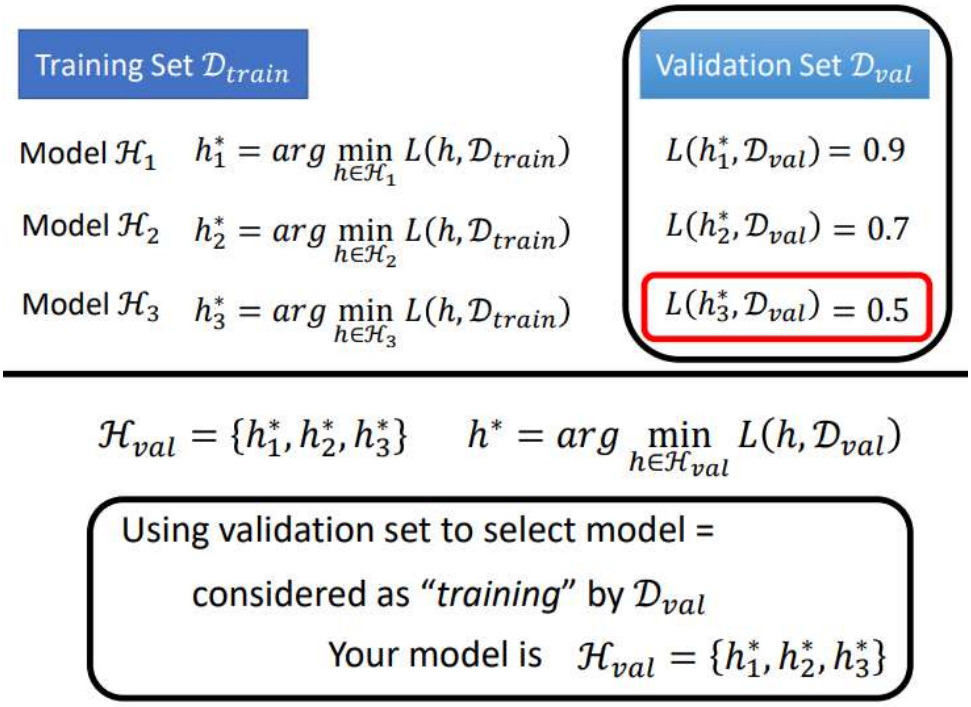
- 上課資源：
  1. 為什麼用了驗證集 (validation set) 結果卻還是過擬合(overfitting)了呢？ (https://www.youtube.com/watch?v=xQXh3fSvD1A)
  2. 魚與熊掌可以兼得的深度學習 (https://www.youtube.com/watch?v=yXd2D5J0QDU)

為甚麼用了 validation set 還是 overfitting 呢？

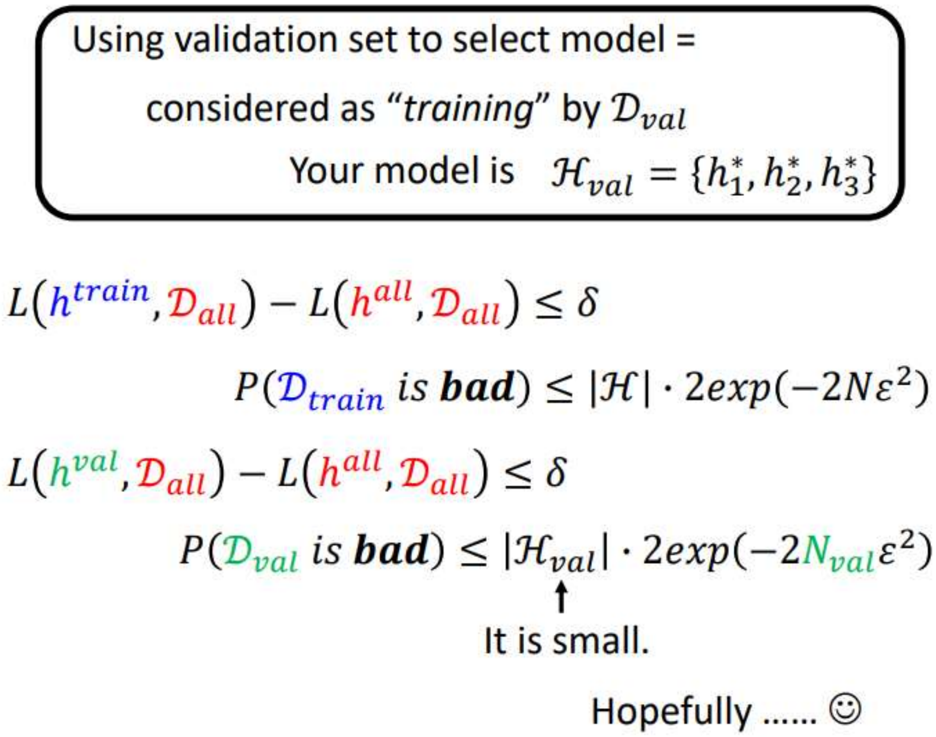
- 延伸資料：【機器學習2021】機器學習任務攻略 (https://www.youtube.com/watch?v=WeHM2xpYQpw)



- 如何選擇要使用哪一個模型？
  - 不會用 training data 直接去決定 h_1^*, h_2^*, h_3^* 哪一個比較好
  - 會在 validation set 上去評估 h_1^*, h_2^*, h_3^* 各別的 $Loss$
  - 去看哪一個 function 在 validation set 上得到的 $Loss$ 最低，就會選擇那一個 function 去用在 testing set 上

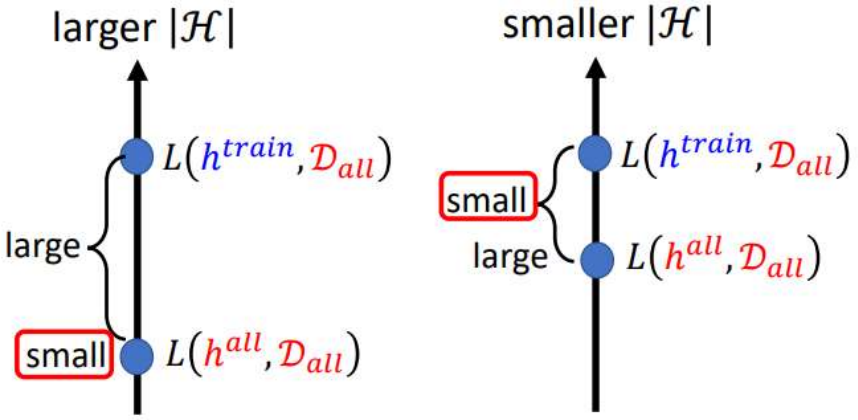


- 可以看成有一個 model 是 H_{val}，這個 model 裡面只有 3 個可能的 function h_1^*, h_2^*, h_3^*
- 只是可以選擇的 function 非常的少



- 為甚麼有了 validation set 還是有可能會 overfitting
  - 如果 $|H|$ 仍然很大，有可能還是有很高的 $P(D_{val}$ is bad)

魚與熊掌可以兼得的深度學習，深度學習到底好在哪裡？



魚與熊掌可以兼得嗎？

$$h^{all} = arg \min_{\boxed{h \in \mathcal{H}}} \boxed{L(h, \mathcal{D}_{all})}$$

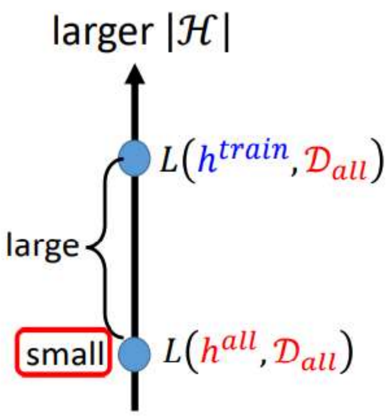
Still small loss

Small (fewer candidates)

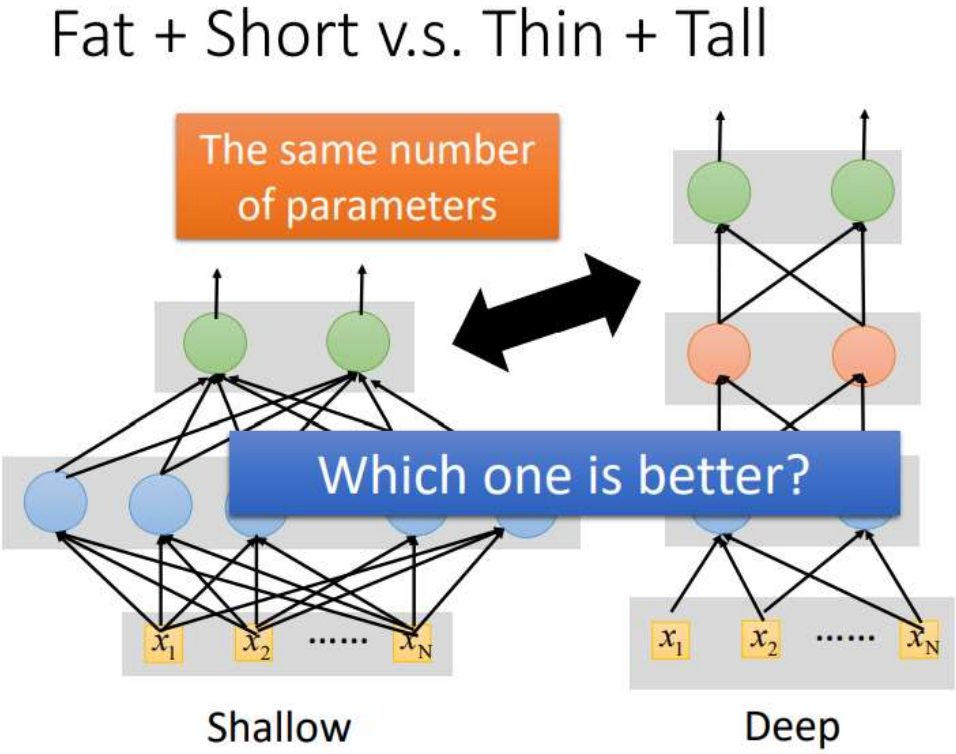
- 有沒有一個 $Loss$ 很低的理想，同時現實跟理想又很接近
  - 找到一個 H 很少，同時這個 H 都是精英讓 $Loss$ 很低

Deeper is Better?

Layer X Size	Word Error Rate (%)
1 X 2k	24.2
2 X 2k	20.4
3 X 2k	18.4
4 X 2k	17.8
5 X 2k	17.2
7 X 2k	17.1



- Network 越深，參數量變多，可以讓理想越來越美好
- 如果資料量夠多，理想跟現實的差距越來越少
- 深度學習需要一個大模型，大模型伴隨著需要大量的資料，如果沒有大量資料就會 overfitting
- 沒有大量資料就不適合用深度學習



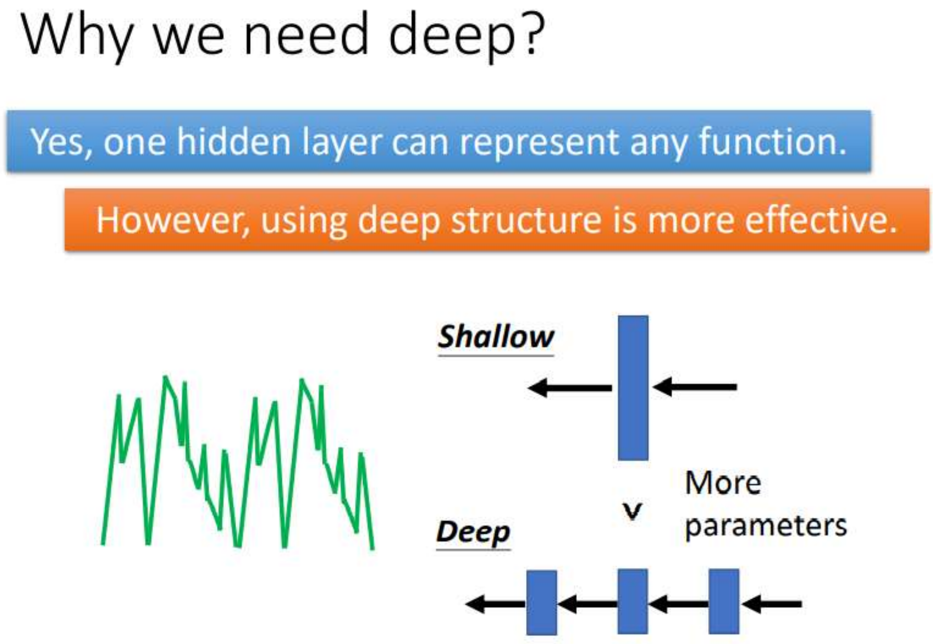
- 有一樣的參數量時，哪一個會比較好？

Fat + Short v.s. Thin + Tall

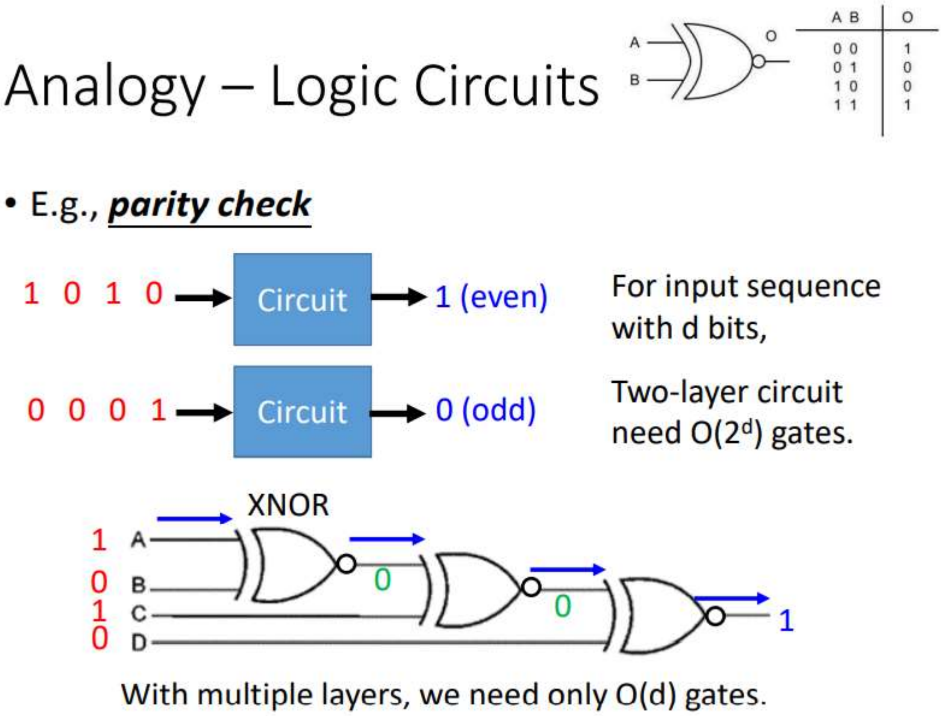
Layer X Size	Word Error Rate (%)	Layer X Size	Word Error Rate (%)
1 X 2k	24.2		
2 X 2k	20.4	Why?	
3 X 2k	18.4		
4 X 2k	17.8		
5 X 2k	17.2	1 X 3772	22.5
7 X 2k	17.1	1 X 4634	22.6
		1 X 16k	22.1

- 實驗結果，Layer 加深會比肥胖模型的效果好
- 與其把 network 變胖不如把 network 變高

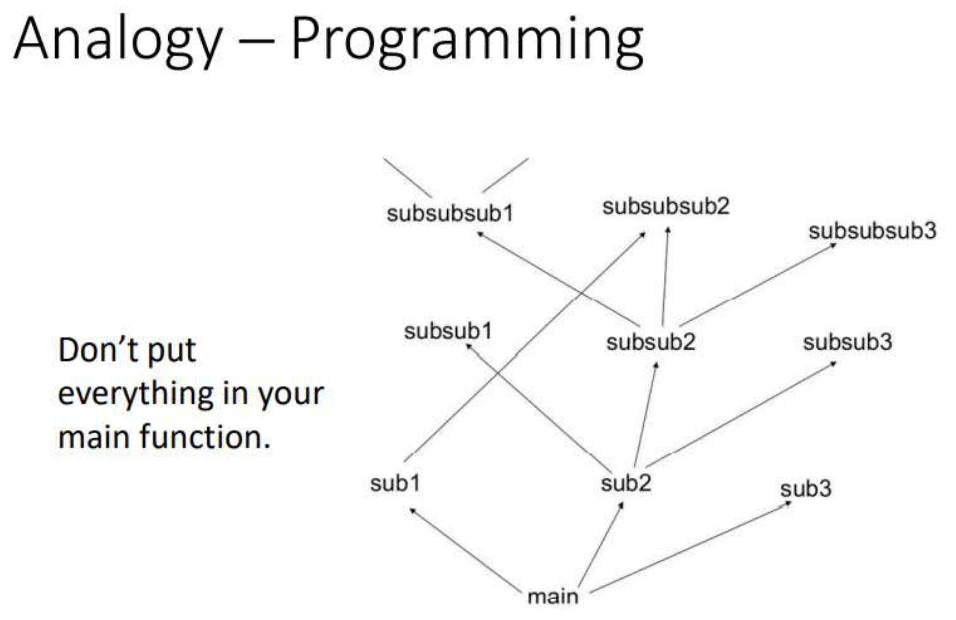
Why we need deep ?



雖然 one hidden layer network 可以表示任何 function，但是用一個 deep 的架構往往是會比較有效率的

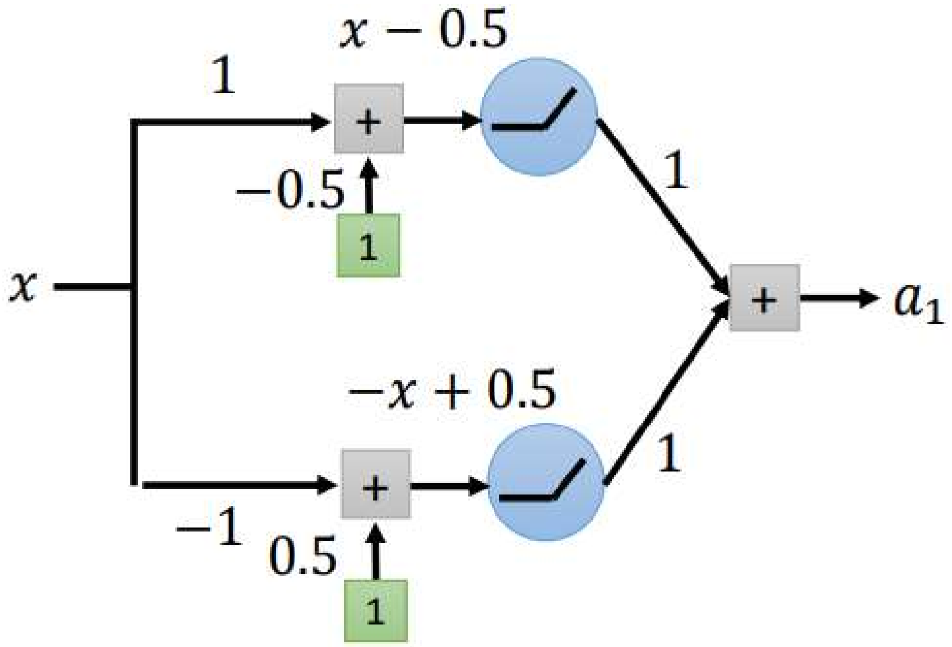


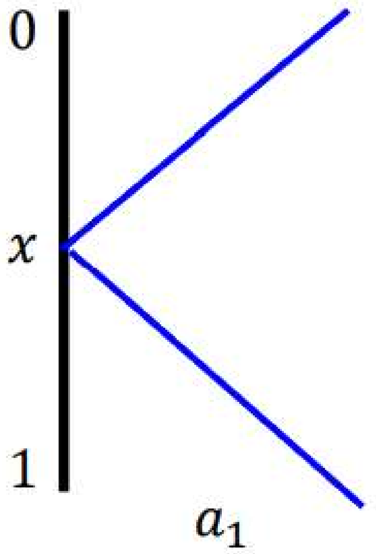
結構深的運算方式比只有一層的運算方式來的有效率



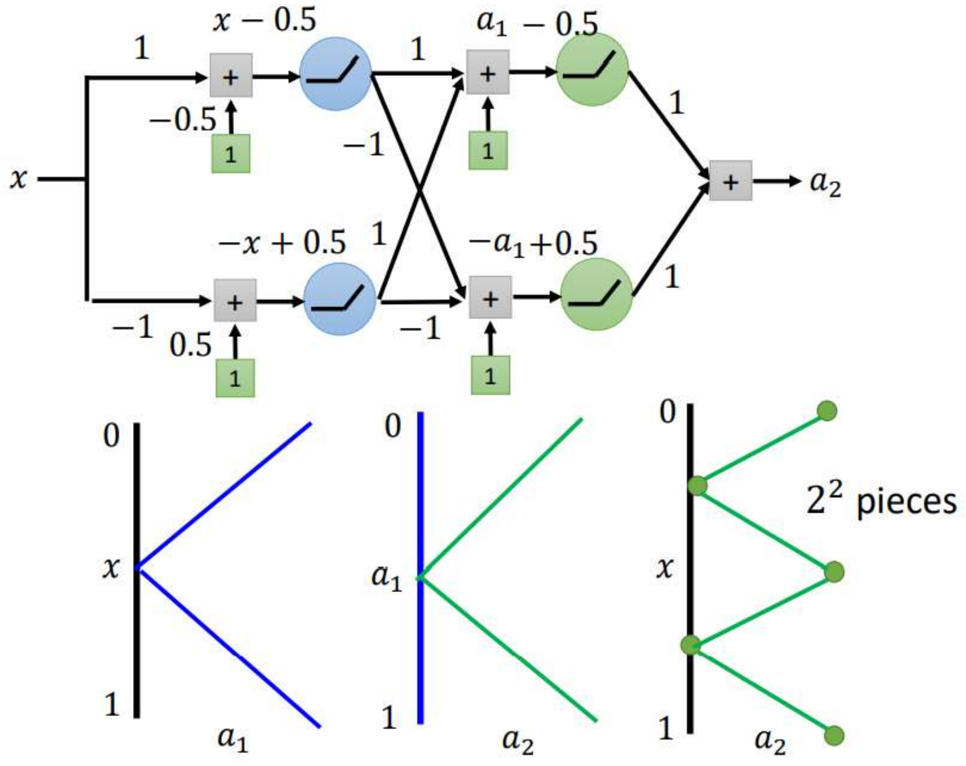
- 寫程式的時候也是，會分成很多個 module，不會全部寫在同一個 function 裡面
- 避免程式太過攏長，也會用到 deep 的結構

有結構的比較有效率

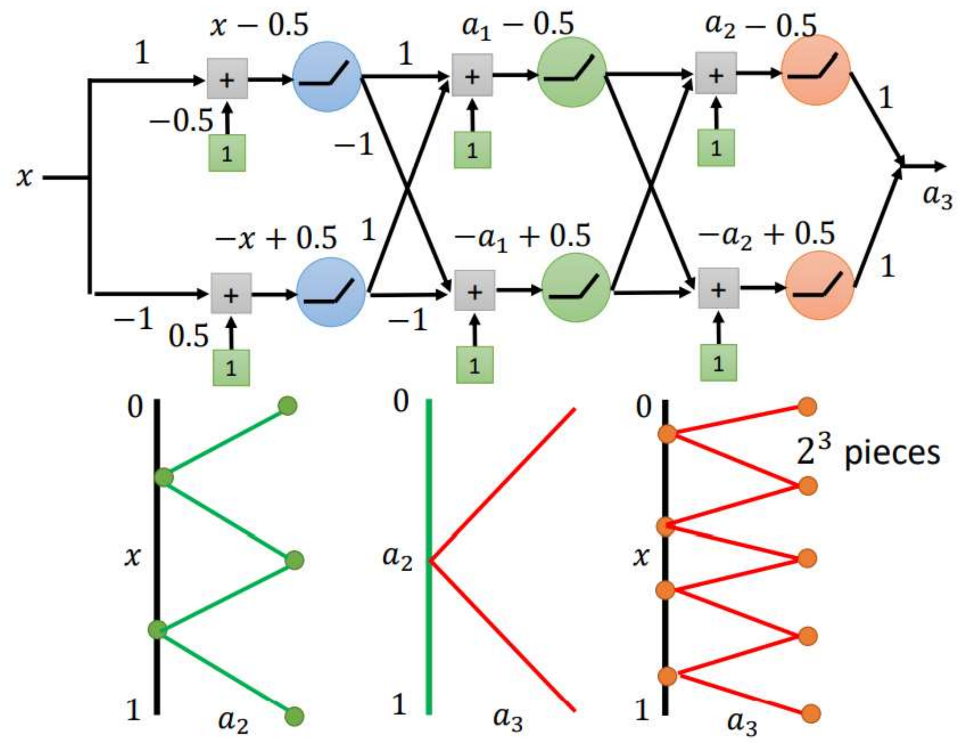




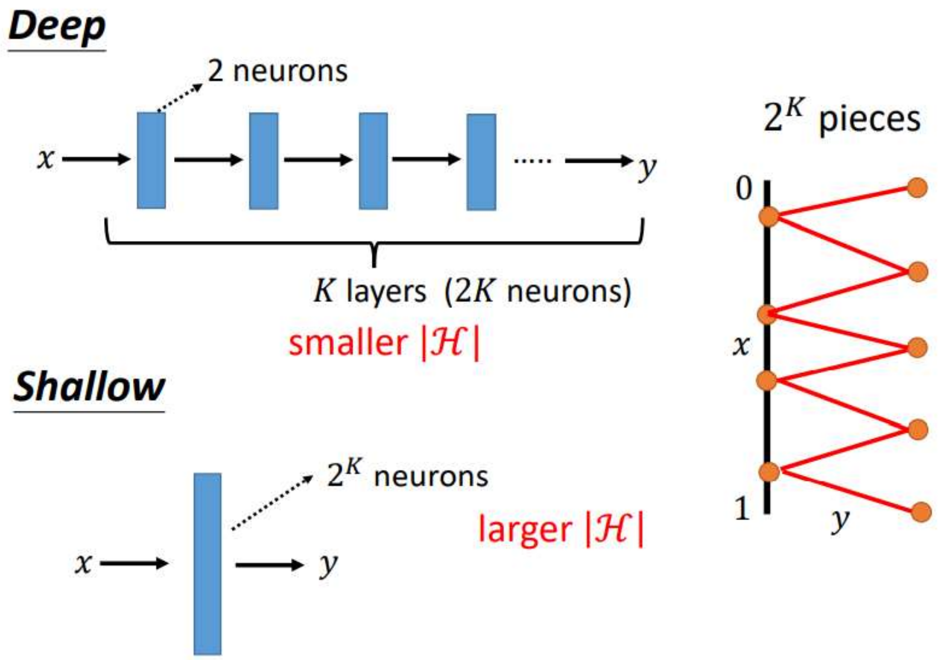
只有一層的 network



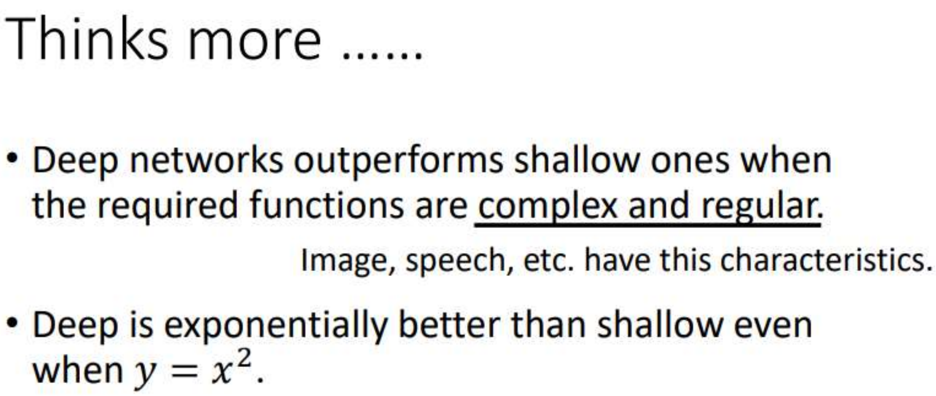
兩層 network



三層 network



> - 證明使用 deep 的結構效率較好
> - 要產生同一個 function，deep network 使用的參數量較小，有比較簡單的模型
> - shallow network 參數量較大，有比較複雜的模型，而複雜的模型比較容易 overfitting，所以會需要更大量的資料



> 當所需的功能複雜且規則時，deep network 的效率優於 shallow network

- 延伸資料：
  - Deep Learning Theory 1-2: Potential of Deep (https://www.youtube.com/watch?v=FN8jclCrqY0)
  - Deep Learning Theory 1-3: Is Deep better than Shallow? (https://www.youtube.com/watch?v=qpuLxXrHQB4)

課程網頁 (https://speech.ee.ntu.edu.tw/~hylee/ml/2022-spring.php)

tags: `2022` `李宏毅_機器學習`