

1.

(1) "No, 3-2-2-1 network" can not implement all  $2^{2^3}$  functions, 因 input data 在第一個 2 个 neuron 的 hidden layer 就一定會把某些 function 中不同 class 的資料切到同一個 region 之中, 造成 1st hidden layer 的 output 出的 binary coding 一定有 "ambiguous representation". 根據第 4 章講義, upper layer 永遠無法正確分類出已經有 ambiguous representation 的 lower layer output, 故 3-2-2-1 network 也無法分出如 XOR, XNOR 等 function, 因第二層 hidden layer 已經不可能把第一層 hidden layer 分錯的 data 校正。

二  
个  
hyperplane  
無法切出三維的 XOR

(2) N-N-1 network 表示我們在 hidden layer 中有 N 個 N-1 維的 hyperplane. XOR 定義為在 input 中有奇數個維度的值為 1 時輸出 1, 反之輸出 0. 對 N 維 input  $(x_1, x_2, \dots, x_n)$ , hidden layer 的 N 个 hyperplane 的方程式可以設成: (設 activation 為大於 0 變成 1, 小於 0 變成 0)

$$\begin{aligned} \textcircled{1} & -x_1 + x_2 + x_3 + \dots + x_n = 1 - \epsilon \\ \textcircled{2} & \frac{x_1}{2} + \frac{x_2}{2} + \frac{x_3}{2} + \dots + \frac{x_n}{2} = 1 - \epsilon \\ \textcircled{3} & \frac{x_1}{3} + \frac{x_2}{3} + \frac{x_3}{3} + \dots + \frac{x_n}{3} = 1 - \epsilon \\ & \vdots \\ \textcircled{n} & \frac{x_1}{n} + \frac{x_2}{n} + \frac{x_3}{n} + \dots + \frac{x_n}{n} = 1 - \epsilon \end{aligned}$$

( $\epsilon$  為一小於  $\frac{1}{n}$  的數)

→ 第  $\textcircled{n}$  个 hyperplane 只有在 data 有  $x$  以上个維度為 1 時會輸出 1

這 n 个 hyperplane 總共只會生出 n 種有效的 code:  $(0, 0, 0, \dots, 0), (1, 0, 0, \dots, 0)$   
 $(1, 1, 0, \dots, 0), (1, 1, 1, \dots, 0), (1, 1, 1, \dots, 1)$  (若第  $x$  維為 1, 則所有  $n < x$  維都為 1)  
 所以最後 output layer 的 neuron, hyperplane 可定義為:  $x_1 - x_2 + x_3 - x_4 + x_5 - \dots + x_n = 0$   
 ... (第  $x$  項若  $x$  為奇則係數為 1, 反之為 -1, 假設  $N$  為偶)

如上, 我們已證明對 N 維 input 來說, N-N-1 network 絕對可以完成 XOR,  
 因式  $\textcircled{1}$  只有在 input 有奇數个維度為 1 時值才會大於 0 (activate 之後就是 1)  
 的 hyperplane

(例)  $n=6$  維

資料  $(1, 0, 1, 1, 1, 0)$  經 hidden layer  $\Rightarrow (1, 1, 1, 1, 0, 0)$

再經 output layer,  $\text{Activate}(1 - 1 + 1 - 1 + 0 - 0 - 0.9) = 0$

資料  $(1, 0, 1, 0, 1, 0)$  經 hidden layer  $\Rightarrow (1, 1, 1, 0, 0, 0)$

再經 output layer,  $\text{Activate}(1 - 1 + 1 - 0 + 0 - 0 - 0.9) = 1$

第  $x_m$  代表上述 hidden layer 第  $m$  个 neuron 的 hyperplane 的 output

2. (1)

$(1) \begin{matrix} H_3 & L & H_4 \\ \begin{matrix} 5 \\ 4 \\ 3 \\ 2 \\ 1 \\ 0 \end{matrix} & \begin{matrix} X \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \\ 1 \end{matrix} \\ \begin{matrix} H_2 \\ H_1 \\ H_0 \end{matrix} & \begin{matrix} (1,0,0,0) \\ (1,0,0,0) \\ (1,0,0,0) \end{matrix} & \begin{matrix} (1,1,1,0) \\ (1,1,1,0) \\ (1,1,1,0) \end{matrix} \\ \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \end{matrix} & \begin{matrix} 0 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \\ 4 \\ 5 \\ 6 \end{matrix} \end{matrix}$

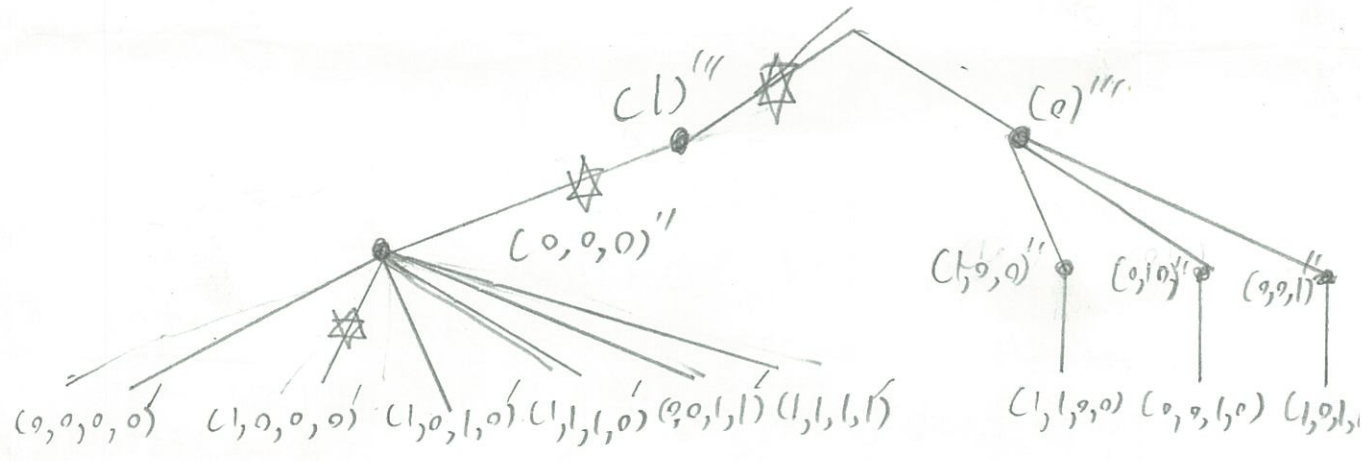
首先把 first hidden layer 的 4 个 hyperplane 对应於 2 维 input 的 binary coding 写出来。(以 hyperplane 的左方和下方为 negative, 右方和上方为 positive), 并且标上对应的 class label.  
 并且也列出可能的 2nd 3rd layer hyperplane 方程式来正确分类.  
 (H 代表 hyperplane, 并且所有 neuron 都使用 hard limit 为 activation (大于 0 变 1, 小于 0 变 0))

First layer:  $H_1' \rightarrow X_1 = 2, H_2' \rightarrow X_1 = 4, H_3' \rightarrow X_2 = 2, H_4' \rightarrow X_3 = 4$

2nd layer:  $H_1'' \rightarrow -0.5X_1 - 0.5X_2 + 0.5X_3 - 0.5X_4 = 0.3$   
 $H_2'' \rightarrow 0.5X_1 - 0.5X_2 + 0.5X_3 + 0.5X_4 = 1.3$   
 $H_3'' \rightarrow 0.5X_1 + 0.5X_2 - 0.5X_3 - 0.5X_4 = 0.8$   
 这三个 hyperplane 各自把三个对应 X label 的 pattern 分离出来.

3rd layer:  $H''' \rightarrow -X_1 - X_2 - X_3 = -0.5$ ,  $H'''$  大于 0 对应 label 0, 小于 0 对应 label X  
 (H''' 若 2nd layer 中不属于任何 X pattern 就变 1)

画成 hidden tree 如下:



(2)

(1,3) 对应 1st layer 的 (1,0,0,0)', 而若某一 pattern 为 ambiguous, 其向上连结出去的 pattern 也都会是 ambiguous, thus (1,0,0,0)', (0,0,0)'', (1)''' 都会混有 X label 的 data, 如上图 ☆ 号所示.