

MLFoundation hw2

r07922100 楊力權

1.

Q 您想學習什麼？

楊力權 ▾

此課程: 機器學習基石上 (Machine Learning Foundations)--Mathematical Foundations

Prev | 主頁

測驗

作業二

20 個問題

您的分數

100.00%

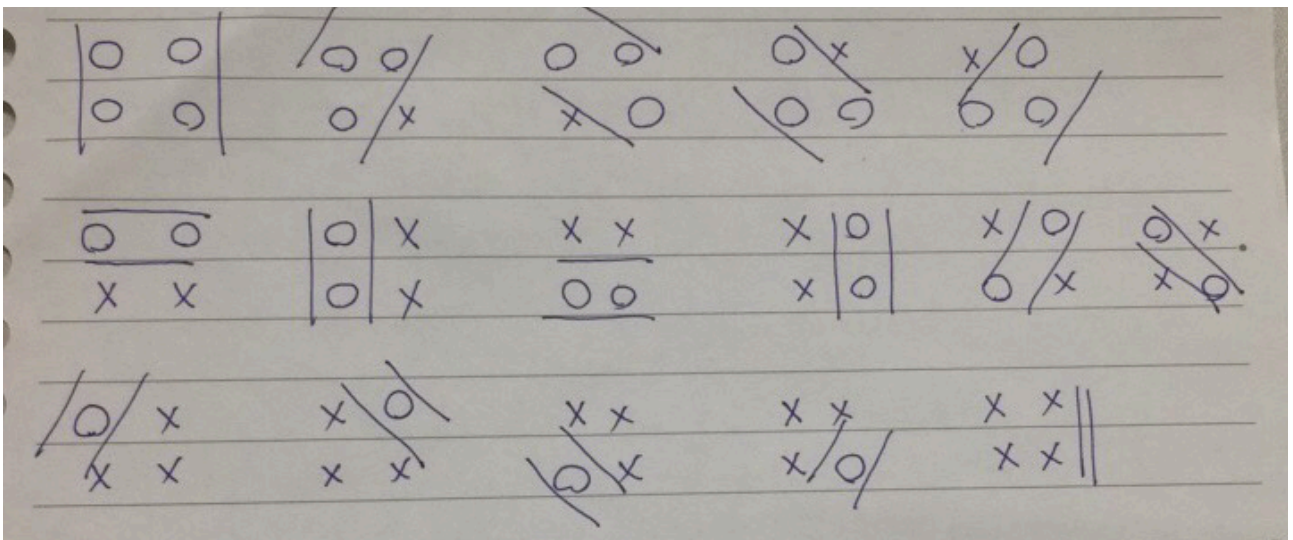
我們會保留您的最高分數。

[查看最新提交內容](#)

再次參加

🔖 🔄 📄

2.



$N=4$ 的時候thick line可以shatter $2^4=16$ 種dichotomy，因此 $v_{dc} \geq 4$ 也就是說thick line的vc dimension不小於4。

3.

取點 $x \in \{4^i | i \in \mathbb{Z}^+\}$, $\alpha = \sum_{i=1}^N (\frac{1}{4})^i a_i$, $a_i \in \{0,2\}$, 討論N的情況如下：

N=1 : $x_1 = 4$, $\alpha = \frac{1}{4}a_1$, 則 $h_\alpha(x_1) = \text{sign}(|a_1 \% 4 - 2| - 1)$, 因此調整 $a_1 = 0$ 可以得到 $h_\alpha(x_1) = +1$, 調整 $a_1 = 2$ 可以得到 $h_\alpha(x_1) = -1$, **N=1可以shatter** 。

N=2 : $x_1 = 4$, $x_2 = 16$, $\alpha = \frac{1}{4}a_1 + \frac{1}{16}a_2$, $h_\alpha(x) = \text{sign}(|(a_1 + \frac{1}{4}a_2)x \% 4 - 2| - 1)$

	$y_2 = +1, a_2 = 0$	$y_2 = -1, a_2 = 2$
$y_1 = +1$ $a_1 = 0$	$h_\alpha(x_1) = \text{sign}((0+0) \% 4 - 2 - 1) = +1$ $h_\alpha(x_2) = \text{sign}((0+0) \% 4 - 2 - 1) = +1$	$h_\alpha(x_1) = \text{sign}((\frac{2}{16}4) \% 4 - 2 - 1) = +1$ $h_\alpha(x_2) = \text{sign}((\frac{2}{16}16) \% 4 - 2 - 1) = -1$
$y_1 = -1$ $a_1 = 2$	$h_\alpha(x_1) = \text{sign}((\frac{2}{4}4) \% 4 - 2 - 1) = -1$ $h_\alpha(x_2) = \text{sign}((\frac{2}{4}16) \% 4 - 2 - 1) = +1$	$h_\alpha(x_1) = \text{sign}((\frac{2}{4} + \frac{2}{16})4 \% 4 - 2 - 1) = -1$ $h_\alpha(x_2) = \text{sign}((\frac{2}{4} + \frac{2}{16})16 \% 4 - 2 - 1) = -1$

N=2可以shatter 。

假設N=k的時候可以shatter，則加入第k+1個點(N=k+1) $a_{k+1} = 4^{k+1}$ ，討論加入的點k+1以及加入點k+1後任一點m的情形($0 < m < k+1$)：

$$h_\alpha(x_N) = \text{sign}(|(\sum_{i=1}^{k+1} \frac{1}{4^i} a_i) 4^{k+1} \% 4 - 2| - 1) = \text{sign}(|(a_{k+1} + 4a_k + \dots + 4^k a_1) \% 4 - 2| - 1)$$

$$= \text{sign}(|(a_{k+1}) \% 4 - 2| - 1)$$

$$h_\alpha(x_m) = \text{sign}(|(\sum_{i=1}^{k+1} \frac{1}{4^i} a_i) 4^m \% 4 - 2| - 1)$$

$$= \text{sign}(|(\frac{1}{4^{m-k-1}} a_{k+1} + \dots + \frac{1}{4} a_{m+1} + a_m + 4a_{m-1} + \dots + 4^{m-1} a_1) \% 4 - 2| - 1)$$

因 $a_m \in \{0,2\}$ 所以若 $0 \leq (\frac{1}{4^{m-k-1}} a_{k+1} + \dots + \frac{1}{4} a_{m+1}) < 1$ 則

$$h_\alpha(x_m) = \text{sign}(|(\frac{1}{4^{m-k-1}} a_{k+1} + \dots + \frac{1}{4} a_{m+1} + a_m) \% 4 - 2| - 1) = \text{sign}(|(a_m) \% 4 - 2| - 1)$$

而因 $(\frac{1}{4^{m-k-1}} a_{k+1} + \dots + \frac{1}{4} a_{m+1}) \leq 2(\frac{1}{4} + \frac{1}{4^2} + \dots) = 2\frac{\frac{1}{4}}{\frac{3}{4}} = \frac{2}{3} < 1$ 使上式成立。

因此任一點m(包括第k+1點)取 $a_m = 0$ 則 $h_\alpha(x_m) = +1$, 取 $a_m = 2$ 則 $h_\alpha(x_m) = -1$, 表示可以透過調整 α 內的參數 $a_1 \dots a_{k+1}$ 組合成一個可以shatter k+1個點的 α , 也就是說就算 $N = \infty$ 也能夠shatter，因此triangle wave的 $d_{vc} = \infty$ 。

4.

hypothesis H_1 在 data 數量 $N = d_{vc}(H_1) + 1$ 時不能被 shatter

hypothesis H_2 在 data 數量 $M = d_{vc}(H_2) + 1$ 時不能被 shatter

hypothesis $H_1 \cap H_2$ 必須同時符合 H_1 與 H_2 ，在 data 量 $\geq N$ 與 M 必不能被 shatter

所以 break point $k \leq \min(N, M)$ ， $d_{vc}(H_1 \cap H_2) \leq \min(d_{vc}(H_1), d_{vc}(H_2)) \leq d_{vc}(H_2)$

且若 H_1 完全包含 H_2 ，則不等式等號成立， $d_{vc}(H_1 \cap H_2) = d_{vc}(H_2)$

5.

positive ray 與 negative ray 的聯集是 1D perceptron， $m_{H_1 \cup H_2}(N) = 2N$

$$m_{H_1 \cup H_2}(1) = 2 = 2^1 \quad m_{H_1 \cup H_2}(2) = 4 = 2^2 \quad m_{H_1 \cup H_2}(3) = 6 \neq 2^3$$

發現 break point=3，因此 $d_{vc}(H_1 \cup H_2) = 2$

6.

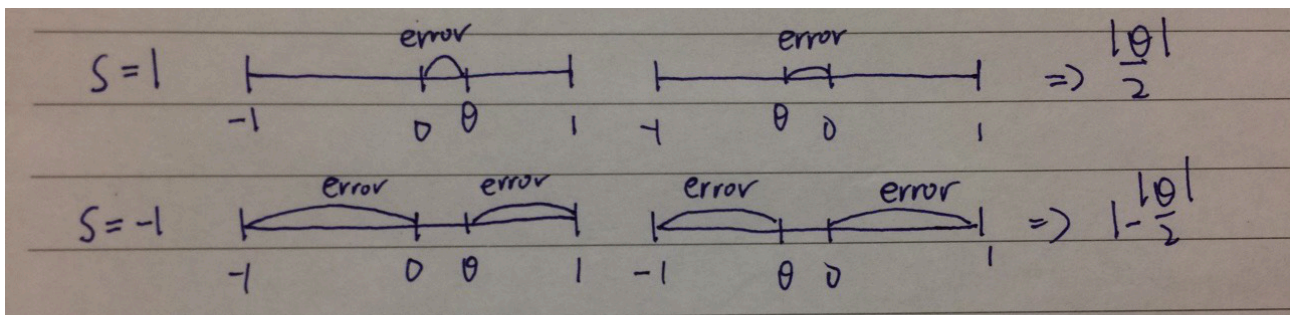
μ : hypothesis H 錯誤率， λ : data 沒有被 noise flip 的機率

整體的錯誤率，是 H 的錯誤率 μ 乘上沒有被 noise 干擾的機率 λ ，加上 H 正確率

$1 - \mu$ 乘上被 noise 干擾而 flip 的機率 $1 - \lambda$ ，因此可得下列 error rate 式子。

$$\text{錯誤率 } E = \mu\lambda + (1 - \mu)(1 - \lambda)$$

討論 s 的兩種情形，+1 與 -1 的錯誤率如下：



$$\text{可得 error rate } \mu = \begin{cases} \frac{|\theta|}{2} & \text{if } s = +1 \\ 1 - \frac{|\theta|}{2} & \text{if } s = -1 \end{cases} = \left(\frac{s+1}{2}\right)\left(\frac{|\theta|}{2}\right) + \left(\frac{1-s}{2}\right)\left(\frac{2-|\theta|}{2}\right)$$

$$\Rightarrow \mu = \frac{s(|\theta| - 1) + 1}{2} \text{ 且 } 1 - \mu = \frac{1 - s(|\theta| - 1)}{2}$$

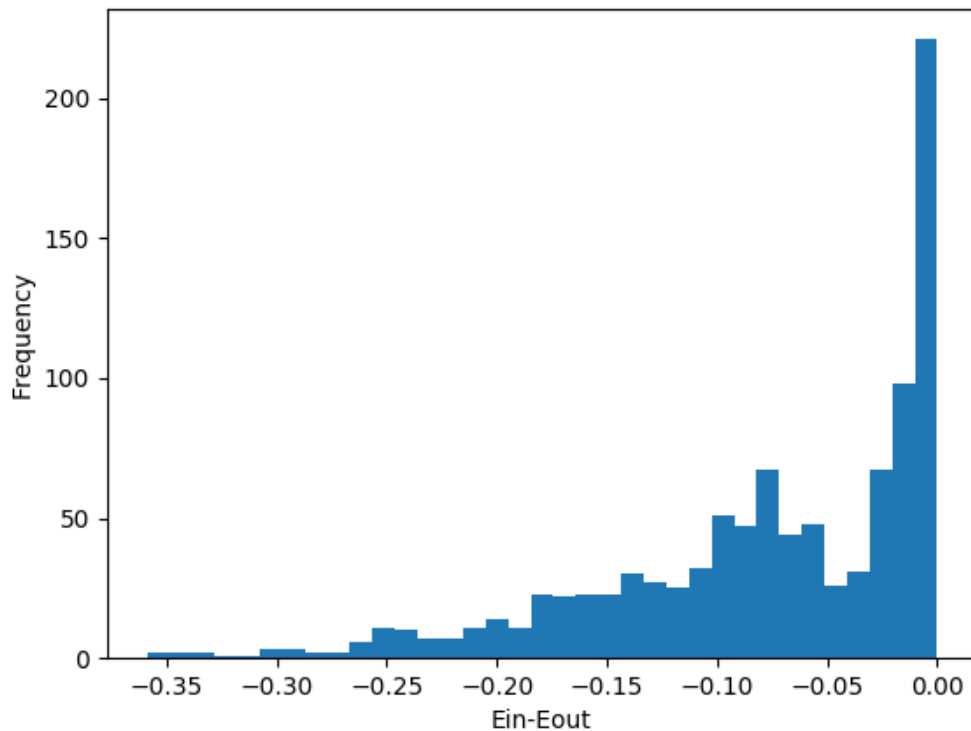
且 noise rate 0.2 可得 $\lambda = 0.8$ ，則可得

$$E_{out}(h_s, \theta) = 0.8 \frac{s(|\theta| - 1) + 1}{2} + 0.2 \frac{1 - s(|\theta| - 1)}{2} = 0.5 + 0.3s(|\theta| - 1)$$

7.

平均 $E_{in}=0.1736$ ，平均 $E_{out}=0.2514$

機率分佈大致符合 E_{in} 接近 E_{out} ，也就是大部分的情況下， E_{in} 與 E_{out} 是相差不遠的(較靠近圖右的0處)，儘管如此，差到0.3甚至0.35的特例還是存在，只是相對機率極低。



8.

上課老師有證明過 $B(N, k) \leq \sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$ ，而 $\sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$ 的意義其實可以視為如下：

在 $x \in \{-1, 1\}$ 內 N 個樣本中挑出 $\binom{N}{0}$ 個為 -1 的 dichotomy，加上 $\binom{N}{1}$ 個為 -1 的 dichotomy.....直到加上 $\binom{N}{k-1}$ 的 dichotomy 時共 $\sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$ 個 dichotomy。

可以發現在這些 dichotomy 中任取 k 個點，必無法 shatter 因為至少要出現 k 個 -1 的情形，因此可知在 break point = k 的情況下 $m_H(N)$ 至少 $\sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$ 個，可得

$$B(N, k) \geq \sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$$

$$\text{則 } B(N, k) \leq \sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i} \cap B(N, k) \geq \sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i} \equiv B(N, k) = \sum_{i=0}^{k-1} \binom{N}{i}$$