

# Week 6 Quiz 2

① spam classification  $\begin{cases} y = 1 & \text{if spam} \\ y = 0 & \text{otherwise} \end{cases}$

$m = 1000 \leftarrow$  cross validation set

		実際 (actual)	
		1	0
予 測 (predicted)	1	true 85 positive	false 890 negative
	0	false 15 positive	true 10 negative

$$\text{accuracy} = \frac{85 + 10}{85 + 890 + 15 + 10} = 0.095$$

$$\text{recall} = \frac{85}{85 + 15} = 0.85$$

$$\text{precise} = \frac{85}{85 + 890} = 0.0871 \dots$$

$$F_1 \text{ score} = 2 \times \frac{0.85 \times 0.087}{0.85 + 0.087} = 0.1581$$

Week 6 Quiz 2

2 training set が多いことか performance を上げる 条件を2つ選ぶ

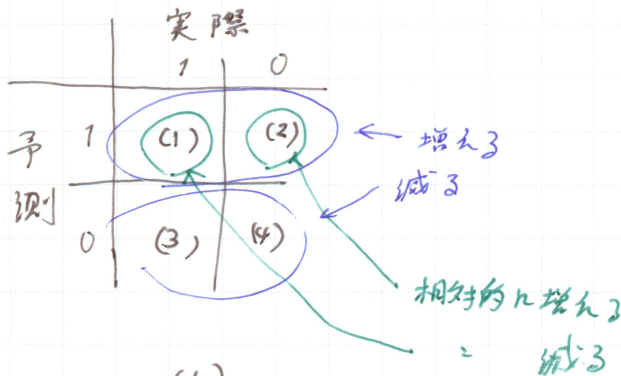
クラスが歪んでいない

高次の多項式を feature に選ぶ  $x_1^2, x_2^2, x_1x_2$

複雑な関数を学習する algorithm を使っている (neural network とか feature が多ければ)

feature  $x$  が与えられた時, 人間の expert が正しく predict (予測) できる

3 
$$y = \begin{cases} 1 & \text{if } h(x) \geq \text{threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$
 → 小さくする  
 自信がなくても 1 と 答えやすい



$$\text{precision} = \frac{(1)}{(1) + (2)} \rightarrow \text{小へ}$$

$$\text{recall} = \frac{(1)}{(1) + (3)} \rightarrow \text{大へ}$$

$$\text{accuracy} = \frac{(1) + (4)}{(1) + (2) + (3) + (4)} \quad \text{元のデータが正しいとわかった数}$$

[設問]

- × higher precision
- × precision と recall とかわらなくて, accuracy が上がる
- ×  $\quad \quad \quad = \quad \quad \quad$  下がる
- higher recall

[設問2]

- × lower recall
- lower precise

Week 6 Quiz 2

4 spam classifier

$$y = \begin{cases} 1 & \text{if spam} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

		実際	
		1	0
予測	1		
	0		

*Handwritten notes: 1% above the '1' column, 99% above the '0' column.*

$y = 0$  のシステム

		実際	
		1	0
予測	1	(1) 0	(2) 0
	0	(3) 1	(4) 99

$$\text{accuracy} = \frac{(1)+(4)}{(1)+(2)+(3)+(4)} = \frac{99}{100} = 99\% \quad \textcircled{1} \textcircled{0}$$

$$\text{precise} = \frac{(1)}{(1)+(2)} = \frac{0}{0}$$

$$\text{recall} = \frac{(1)}{(1)+(3)} = \frac{0}{1} = 0 \quad \textcircled{0} \textcircled{0}$$

$y = 1$  のシステム

		実際	
		1	0
予測	1	1	99
	0	0	0

$$\text{accuracy} = \frac{(1)}{(1)+(2)+(3)+(4)} = \frac{1}{100} = 1\%$$

$$\text{precise} = \frac{(1)}{(1)+(2)} = \frac{1}{100} = 1\%$$

$$\text{recall} = \frac{(1)}{(1)+(3)} = \frac{1}{1} = 100\%$$

Week 6 Quiz 2

X

① learning algorithmの最初のバージョンを作る前に大量のデータを集めるのは良いアイデアか X

とにかく動くシステムをまず簡単に作ってみるこれがgood

② 自分のアルゴリズムが間違っている例を手で調べることは、パフォーマンスを上げるのにとても役に立つ O

③ training data setに対して underfitting の時は、データを増やすことは役に立つ.

X

~~複雑な形を学習するのはデータが必要~~

X 逆に underfitting の時にデータを増やしてもそれは underfitting にすぎない。パラメータを増やすことで、もっとフィットするようにすべき

④ 極端に多くのデータを使うと overfitting する X

「training dataset が 100 以上多い」ということはすなわちほとんどの

「test dataset と同じ」ものまでしっかり fit しても、それは overfitting ではない

⑤ logistic regression classifier を学習させた後は、threshold 値として 0.5 を使う必要があるか X

threshold 値を変更しなから precision と recall から  $F_1$  score を計算して、

なるべく大きくする必要がある

Week 6 Quiz 2

5 2回目

① 非常に大量の training set だと overfit しなくなる。○

むしろ fit しても overfit ではない。∵ トレーニング set と test set はほぼ同じ分布である

② logistic regression で学習させた後は threshold 値としては 0.5 を使わずに  
なくない X

F1 score が大きくなるように選ぶべき

③ training data set に underfitting している時は、データを増やすのは役に立つ

X 現在の training set に underfit するのは、むしろ増やしても underfit しているだけ

④ 最初のハイパーパラメータを作り出す大量のデータを集めることは良いアイデア

X まず簡単なシステムを作り出す

⑤ skewed dataset (例 positive data  $\gg$  negative data) では accuracy は良い指標ではない。F1 score を用いるべき。○