

Задание1.

Вычислите $VCdim(H)$, если H — семейство линейных бинарных классификаторов в d -мерном пространстве

Решение.

Покажем, что ответ задачи $d+1$.

Рассмотрим $d+1$ точку из d -мерного пространства. И запишем их в виде матрицы

$$X = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 1 & 0 & \dots & 0 \\ 1 & 0 & 1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & 0 & 0 & \dots & 1 \end{pmatrix}$$

Тут будет $d+1$ строка и столбец.

Определитель этой матрицы равен 1 \Rightarrow она обратимая.

Классификатор будет определять два класса из мн-ва $\{1, -1\}$. Надо показать, что существует вектор w , такой что для любого вектора y вида:

$$y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_{d+1} \end{pmatrix}$$

где $y_i = 1$ или -1 . Выполняется $\text{sign}(Xw) = y$

Это можно сделать так:

$Xw = y$, и так как X обратима, то $w = X^{-1}y$. Следовательно мы можем раскрасить $d+1$ точку.

Покажем, что не можем раскрасить никакие $d+2$ точки.

Размерность пространства X после избавления от неоднородности для бинарного классификатора будет $d+1$. Возьмём $d+2$ точки (x_1, \dots, x_{d+2}) . Так как кол-во точек больше размерности пр-ва, то они должны линейно выражаться друг через друга. Т.е.:

$$x_j = \sum_{i \neq j} a_i * x_i, \text{ где не все } a_i \text{ одновременно равны нулю.}$$

Тогда

$$w^T * x_j = \sum_{i \neq j} a_i * w^T * x_i$$

Так как надо раскрасить всё множество, то должен существовать такой набор y_i :

$y_i = \text{sign}(w^T * x_i) = \text{sign}(a_i)$, тогда $a_i * w^T * x_i > 0$. Тогда $y_j = \text{sign}(w^T * x_j) = +1$

Т.е. получается, что из-за линейной зависимости результат на x_j будет зависеть от результата от всех остальных x_i и множество всех точек не сможет быть раскрашено полностью.

Следовательно, $\text{VCdim}(H) = d + 1$.

Задание 3.

Пусть X — булев гиперкуб размерности n . Для множества $I \in \{1, 2, \dots, n\}$ и объекта $x \in X$, $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ зададим функцию $h_I(x) = (\sum_{i \in I} x_i) \bmod 2$. Чему равна VCdim таких множества всех таких функций?

Пусть $H_n = \{h_I : I \subseteq \{1, 2, \dots, n\}\}$. VCdim такого множества и надо найти.

Рассмотрим случай $n = 1$

В этом случае H_1 состоит из двух ф-ий:

$$h_0 = 0$$

$$h_1 = x_1 \bmod 2$$

Возьмем множество $X = \{x_1\}$, где $x_1 = 1$, тогда

$$h_0(x) = 0$$

$$h_1(x) = 1$$

Т.е. это множество мы смогли раскрасить. $\text{VCdim} = n = 1$

Теперь рассмотрим случай $n = 2$. В этом случае H_2 состоит из 4-х ф-ий:

$$h_0 = 0$$

$$h_1 = x_1 \bmod 2$$

$$h_2 = x_2 \bmod 2$$

$$h_3 = (x_1 + x_2) \bmod 2$$

Возьмем $X = \{x_1, x_2\}$, где $x_1 = 10$, $x_2 = 01$

$$(h_0(x_1), h_0(x_2)) = (0, 0)$$

$$(h_1(x_1), h_1(x_2)) = (1, 0)$$

$$(h_2(x_1), h_2(x_2)) = (0, 1)$$

$$(h_3(x_1), h_3(x_2)) = (1, 1)$$

Т.е. это множество мы смогли раскрасить. $\text{VCdim} = n = 2$

Ну, и рассмотрим случай $n = 3$. H_3 будет:

$$h_0 = 0$$

$$h_1 = x_1 \bmod 2$$

$$h_2 = x_2 \bmod 2$$

$$h_3 = x_3 \bmod 2$$

$$h_4 = (x_1 + x_2) \bmod 2$$

$$h_5 = (x_1 + x_3) \bmod 2$$

$$h_6 = (x_2 + x_3) \bmod 2$$

$$h_7 = (x_1 + x_2 + x_3) \bmod 2$$

Возьмем $X = \{x_1, x_2, x_3\}$. $x_1 = (1, 0, 0)$, $x_2 = (0, 1, 0)$, $x_3 = (0, 0, 1)$. Тогда

$$(h_0(x_1), h_0(x_2), h_0(x_3)) = (0, 0, 0)$$

$$(h_1(x_1), h_1(x_2), h_1(x_3)) = (1, 0, 0)$$

$$(h_2(x_1), h_2(x_2), h_2(x_3)) = (0, 1, 0)$$

$$(h_3(x_1), h_3(x_2), h_3(x_3)) = (0, 0, 1)$$

$$(h_4(x_1), h_4(x_2), h_4(x_3)) = (1, 1, 0)$$

$$(h_5(x_1), h_5(x_2), h_5(x_3)) = (1, 0, 1)$$

$$(h_6(x_1), h_6(x_2), h_6(x_3)) = (0, 1, 1)$$

$$(h_7(x_1), h_7(x_2), h_7(x_3)) = (1, 1, 1)$$

Т.е. это множество мы смогли раскрасить. $VCdim=n=3$

Мощность множества H_n равна количеству подмножеств множества из n элементов. Т.е. в множестве H_n будет 2^n ф-ий. Количество всевозможных способов раскрасить множество из n элементов равно $2 \cdot 2 \cdot \dots \cdot 2$ n раз, т.е. 2^n . Тогда нашими функциями мы сможем раскрасить множество из n элементов (иначе у нас просто не хватит ф-ий). Покажем, что эта оценка является достижимой.

Рассмотрим единичную матрицу размерности n . Каждая строка этой матрицы будет репрезентировать элемент из множества X . И покажем, что такое множество может быть раскрашено. Т.е. $C = \{(100\dots 0), (010\dots 0), (000\dots 1)\}$. $|C|=n$

Для случаев $n=1, 2, 3$ пример приведен выше.

Множество H_n можно описать как множество ф-ий, каждая из которых суммирует некоторые биты в аргументе ф-ии. Причём H_n будет содержать всевозможные такие суммирования

$I \subseteq \{1, 2, \dots, n\}$. Возьмём $I = \{1, 2, 3\}$, тогда $h_I = (x_1 + x_2 + x_3) \bmod 2$. И у нас будут все подмножества множества $\{1, 2, \dots, n\}$.

В каждом x из множества, которое было введено выше, содержится ровно 1 единица, тогда если посчитать h_I на каждом элементе из множества C ($h_I(c_1), h_I(c_2), \dots, h_I(c_n)$), то полученный вектор будет содержать единицы на i -ой позиции, если x_i входит в сумму в h_I . А так как H_n содержит все возможные варианты выборок x_i из n элементов, то получим все возможные вектора из n элементов. Следовательно $VCdim = n$

Задание 4

4. Объясните, как согласуются:

- ERM-алгоритм над конечным классом H — PAC-learnable в случае гипотезы реализуемости и No Free Lunch theorem?
- ERM-алгоритм над конечным классом H — agnostic PAC-learnable и No Free Lunch theorem?

No free lunch теорема говорит, что в случае небольшого размера выборки (меньшего, чем половина всего домена), существует такое распределение и такая ф-ия (которая не ошибается на этом распределении), что любой алгоритм с довольно большой вероятностью будет ошибаться на данной распределении. А то что алгоритм является PAC-learnable (в случае гипотезы реализуемости), говорит, что для любого распределения и для любой ф-ии при некоторой уверенности в обучающей выборке в случае размера выборки большей чем значение некоторой функции (зависящей от необходимой точности алгоритма и степени уверенности в алгоритме) алгоритм с

большой вероятностью ошибается очень мало (но для этого видимо понадобится большой размер выборки, больший чем половина домена (если он меньше и мы можем достигнуть любой точности на ней, то это противоречит теореме)).

Свойство agnostic PAC-learnable не противоречит No Free Lunch теореме, так как в случае если класс является agnostic PAC-learnable, то это значит что в классе гипотез H существует гипотеза, которая может с некоторой точностью ϵ решать задачу лучше любой другой гипотезы из этого класса при условии некоторой уверенности в обучающей выборке σ , но это не значит, что эта гипотеза не может с вероятностью не меньшей $1/7$ ошибаться более чем на $1/8$, при условии No free lunch theorem.