Машинное обучение
в науках о Земле

Михаил Криницкий

к.т.н., н.с.
Институт океанологии РАН им. П.П. Ширшова

Лаборатория взаимодействия океана и атмосферы и
мониторинга климатических изменений (ЛВОАМКИ)

Задачи классификации

Михаил Криницкий

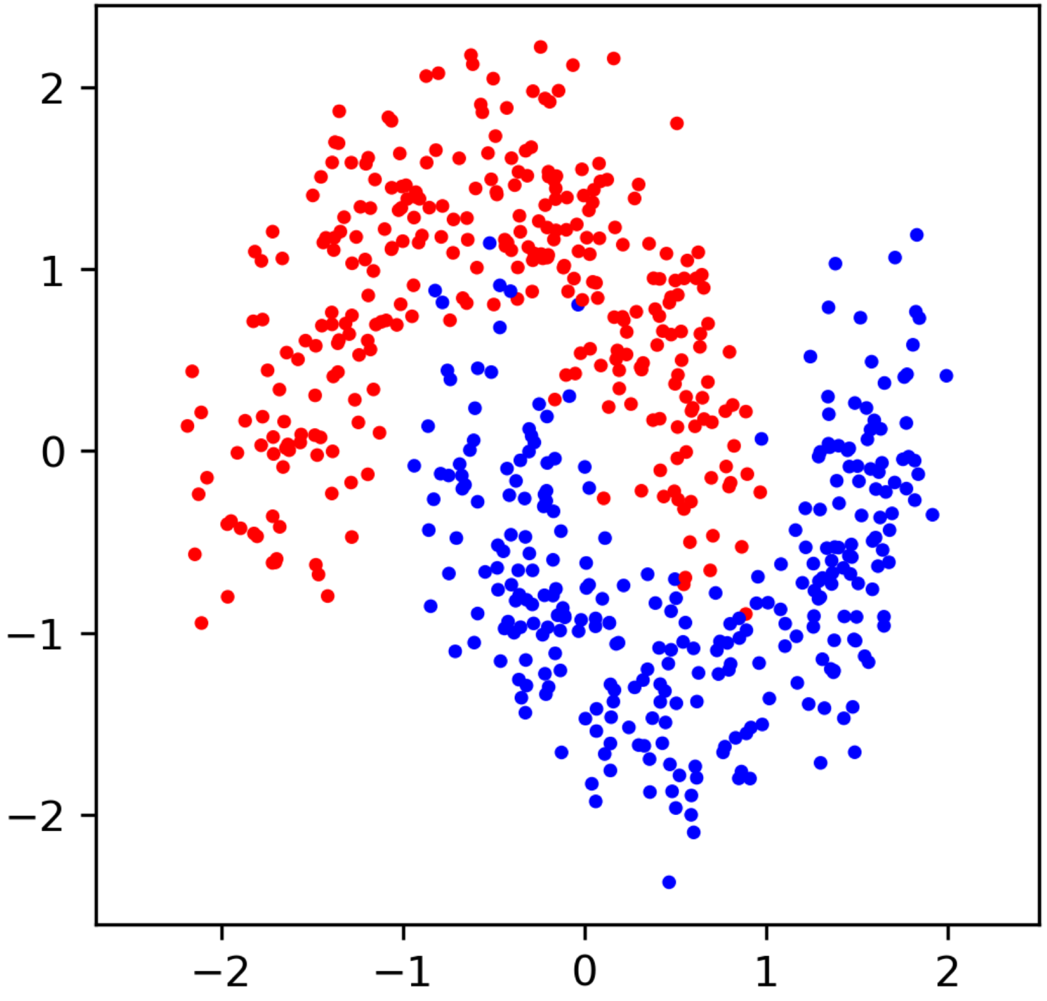
к.т.н., н.с.
Институт океанологии РАН им. П.П. Ширшова

Лаборатория взаимодействия океана и атмосферы и мониторинга климатических изменений (ЛВОАМКИ)

КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАДАЧ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ

ЦЕЛЬ: **сформулировать задачу** (в терминах машинного обучения)

- «Обучение с учителем»
  - восстановление регрессии
  - классификация



что я хочу? – метку класса

«красный или синий?»

(бинарная классификация)

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

цель – метка класса (y – категориальная переменная)

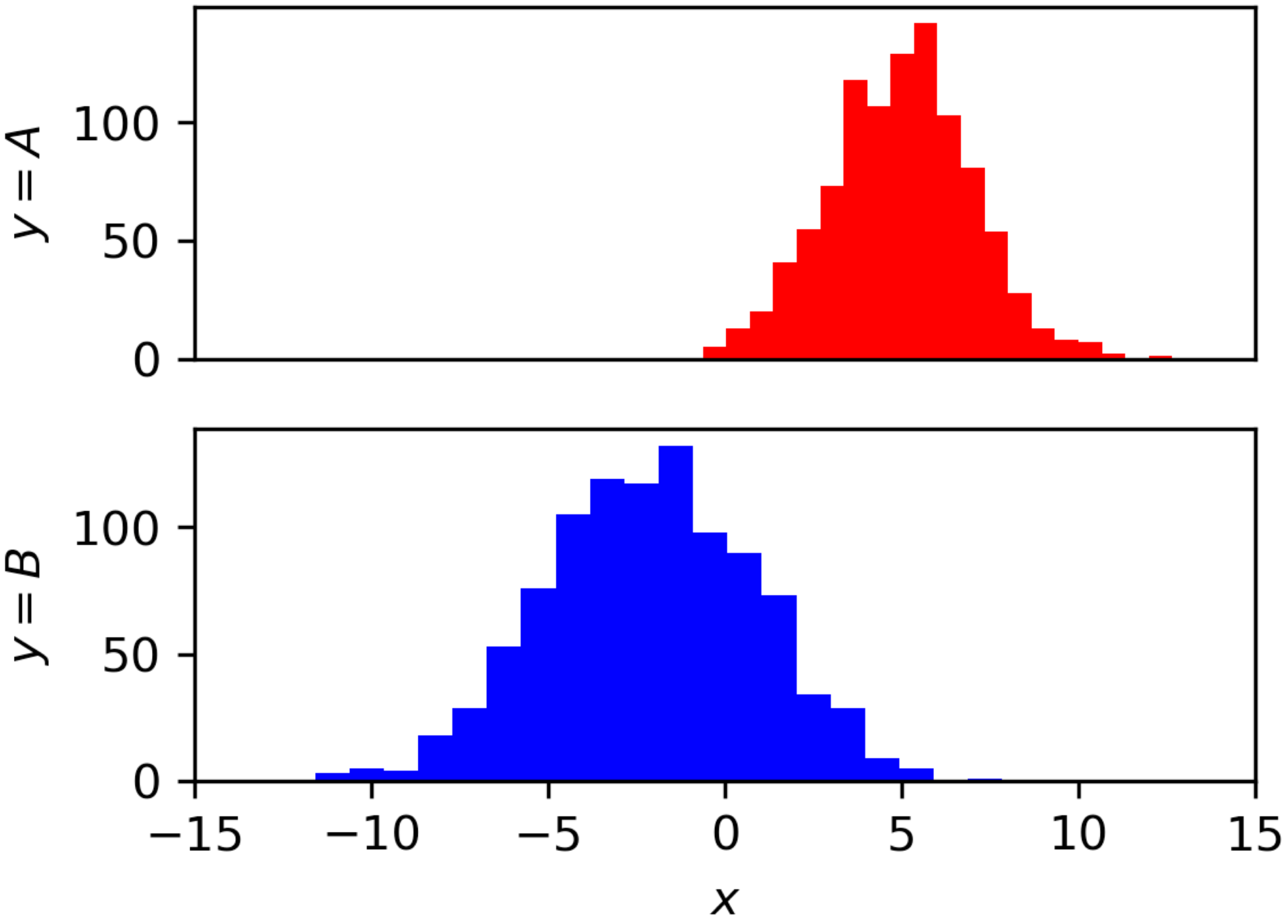
«спам / не-спам»
«мезоциклон / не-мезоциклон»
«кот / собака / лошадь»
«0 / 1 / 2 / 3 / 4 / 5 / 6 / 7 / 8 / 9»

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Простейший пример: объекты описываются действительным признаком $\boldsymbol{x}$
целевая переменная $\boldsymbol{y}$ – бинарная, классы: $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$; по 1000 экземпляров каждого класса
пусть для класса $y = \boldsymbol{A}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_A, \sigma_A)$, для класса $y = \boldsymbol{B}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_B, \sigma_B)$

Базируясь на этих данных, каково должно быть решение (значение $\boldsymbol{y}$) при:

$x = -10$
$x = -5$
$x = 2$
$x = 5$
$x = 10$
$x = 15$

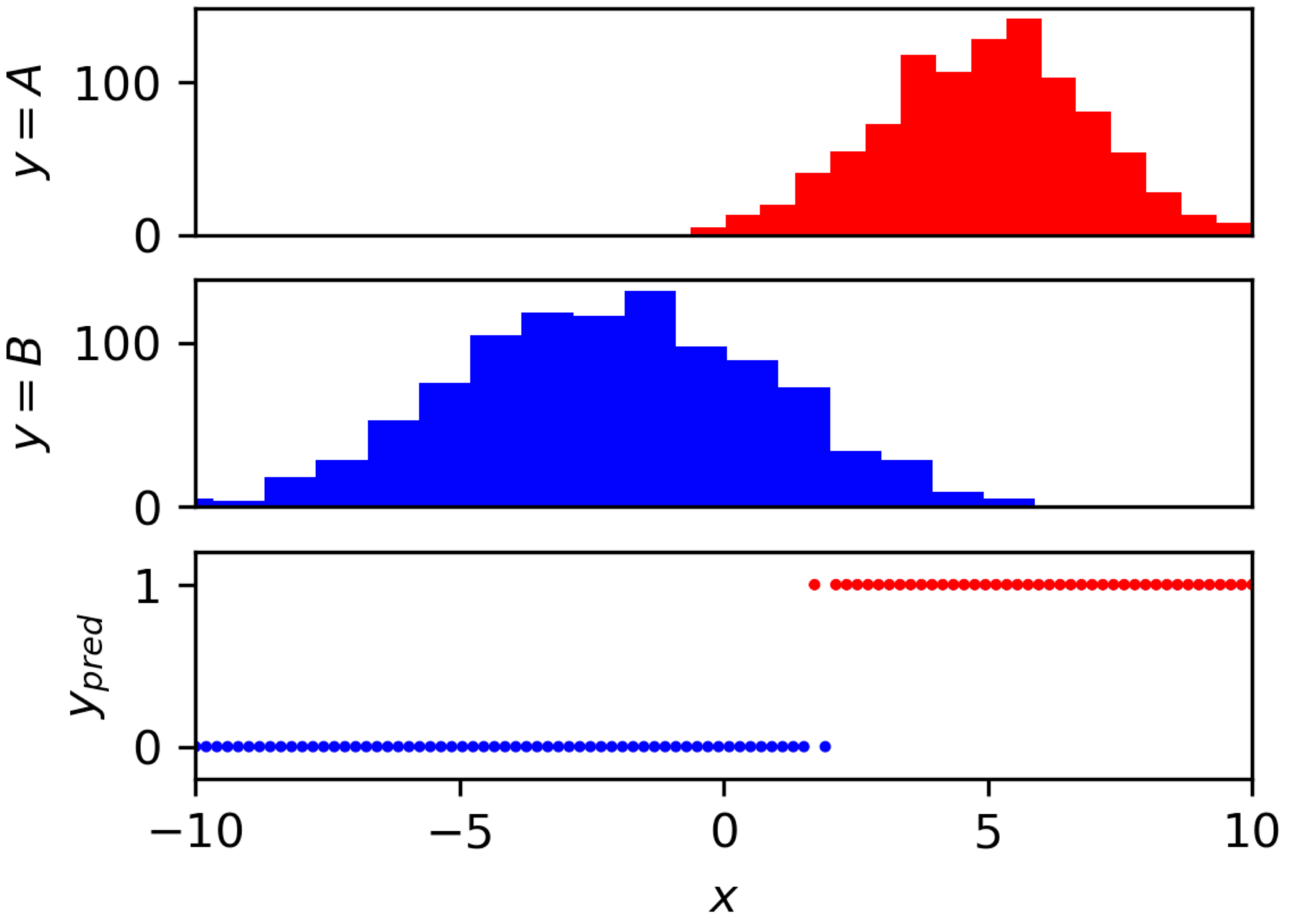


ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Простейший пример: объекты описываются действительным признаком $\boldsymbol{x}$
целевая переменная $\boldsymbol{y}$ – бинарная, классы: $\boldsymbol{A}$, $\boldsymbol{B}$; по 1000 экземпляров каждого класса
пусть для класса $y = \boldsymbol{A}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_A, \sigma_A)$, для класса $y = \boldsymbol{B}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_B, \sigma_B)$

Подход №1: **KNN** (метод $\boldsymbol{K}$ ближайших соседей)

1. выбрать $\boldsymbol{K}$ ближайших соседей для нового объекта (! нужно определить меру близости !)
2. осреднить (можно с разными весами) целевую переменную по этим объектам («простое голосование», «majority vote» или «взвешенное голосование», «weighted vote»)
3. считать полученный результат значением целевой переменной на новом объекте



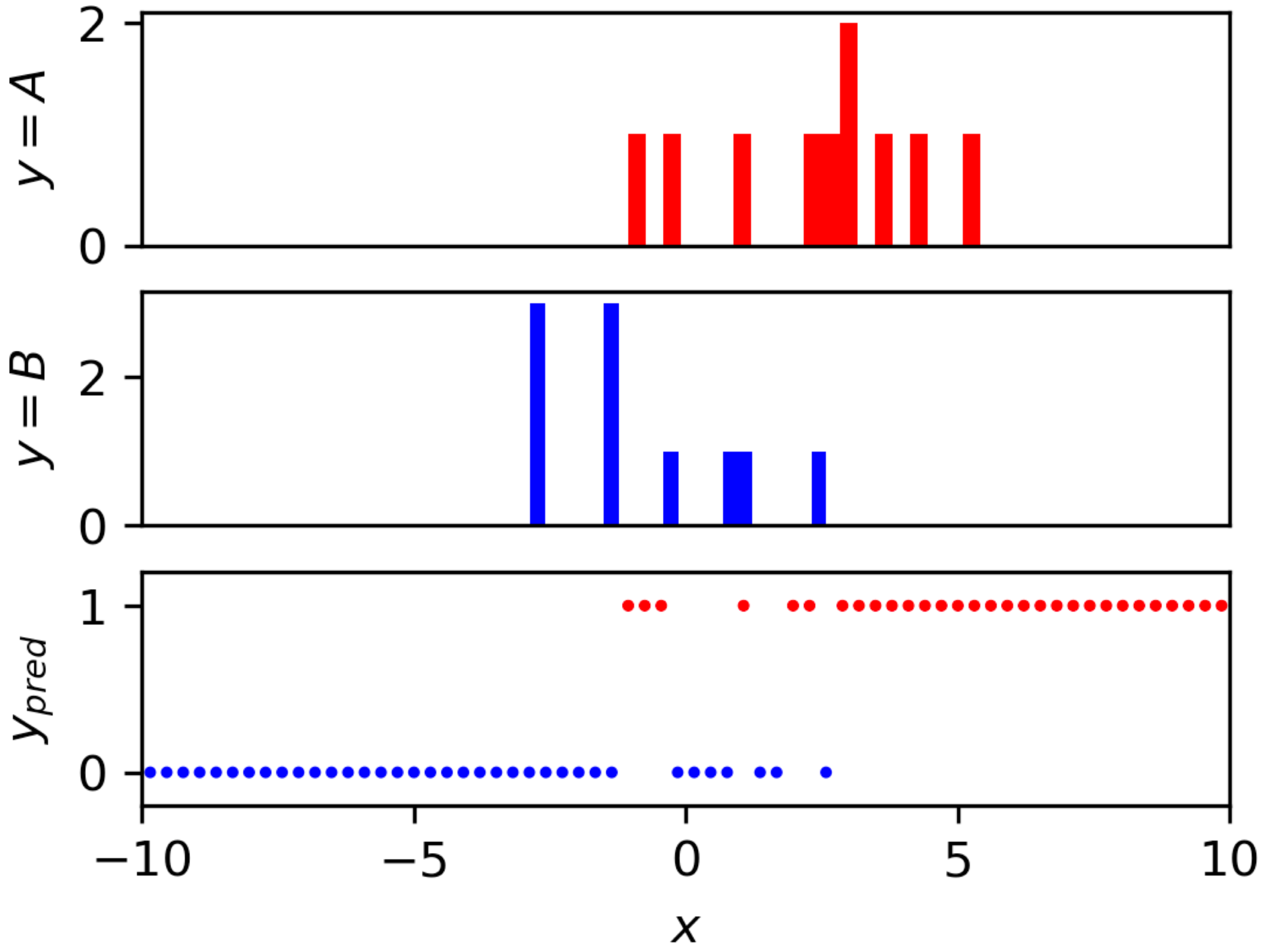
ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Подход №1: **KNN** (метод K ближайших соседей)

- простой
- быстрый
- легко настраивается. Гиперпараметр K регулирует «сложность» модели

А ЧТО ЕСЛИ ДАННЫХ МАЛО?..

- требуется большое количество обучающих данных
- обучающие данные должны быть распределены достаточно плотно в исследуемой области x
- не обобщает закономерности в данных



ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Подход получше – оценить **вероятность** классов ***A*** и ***B*** для объекта, описываемого значением x.

$$P(Y = k|X = x)$$

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Подход получше – оценить **вероятность** классов A и B для объекта, описываемого значением x.

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)\ P(Y)}{P(X)}$$

Кстати, если нужно **<u>принять решение</u>** относительно значения Y при определенном значении x_i, помни, что $P(x_i)$ – константа, которую можно не учитывать при сравнении $P(Y = \mathbf{A}|X = x_i)$ и $P(Y = \mathbf{B}|X = x_i)$

$$P(X) = \sum_{y_i} P(X|Y = y_i)P(Y = y_i)$$

формула полной вероятности

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Подход получше – оценить **вероятность** классов A и B для объекта, описываемого значением x.

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)\ P(Y)}{P(X)}$$

Кстати, если нужно **принять решение** относительно значения Y при определенном значении x_0, помни, что $P(x_0)$ – константа, которую можно не учитывать при сравнении $P(Y = A|X = x_0)$ и $P(Y = B|X = x_0)$

ЕСЛИ нам повезло и МЫ ЗНАЕМ (или полагаем как допущение в процессе решения) распределения X для каждого из классов $P(X|Y = \boldsymbol{A})$, $P(X|Y = \boldsymbol{B})$ etc., - то можно получить **аналитическое решение!**

И это решение будет ЛУЧШИМ из всех возможных.

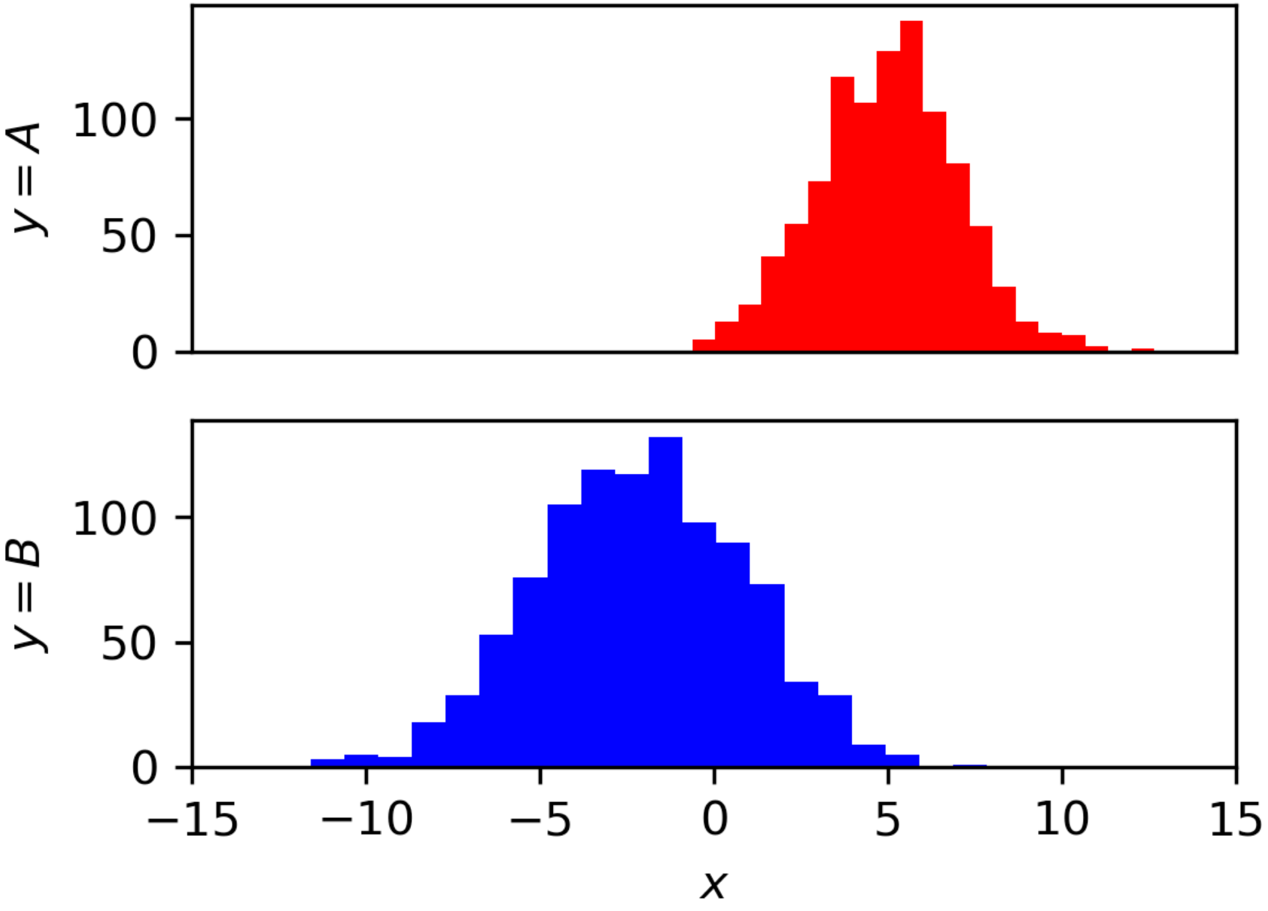
ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)\ P(Y)}{P(X)}$$

ЕСЛИ нам повезло и МЫ ЗНАЕМ (или полагаем как допущение в процессе решения) распределения X для каждого из классов $P(X|Y=\boldsymbol{A})$, $P(X|Y=\boldsymbol{B})$ etc., - то можно получить **аналитическое решение!**

объекты описываются действительным признаком $\boldsymbol{x}$
целевая переменная $\boldsymbol{y}$ – бинарная
пусть для класса $y=\boldsymbol{A}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_A, \sigma_A)$, для класса $y=\boldsymbol{B}$ значения $x \sim \mathcal{N}(\mu_B, \sigma_B)$

$$\mu_A = 5$$
$$\mu_B = -2$$
$$\sigma_A = 2$$
$$\sigma_B = 3$$



ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

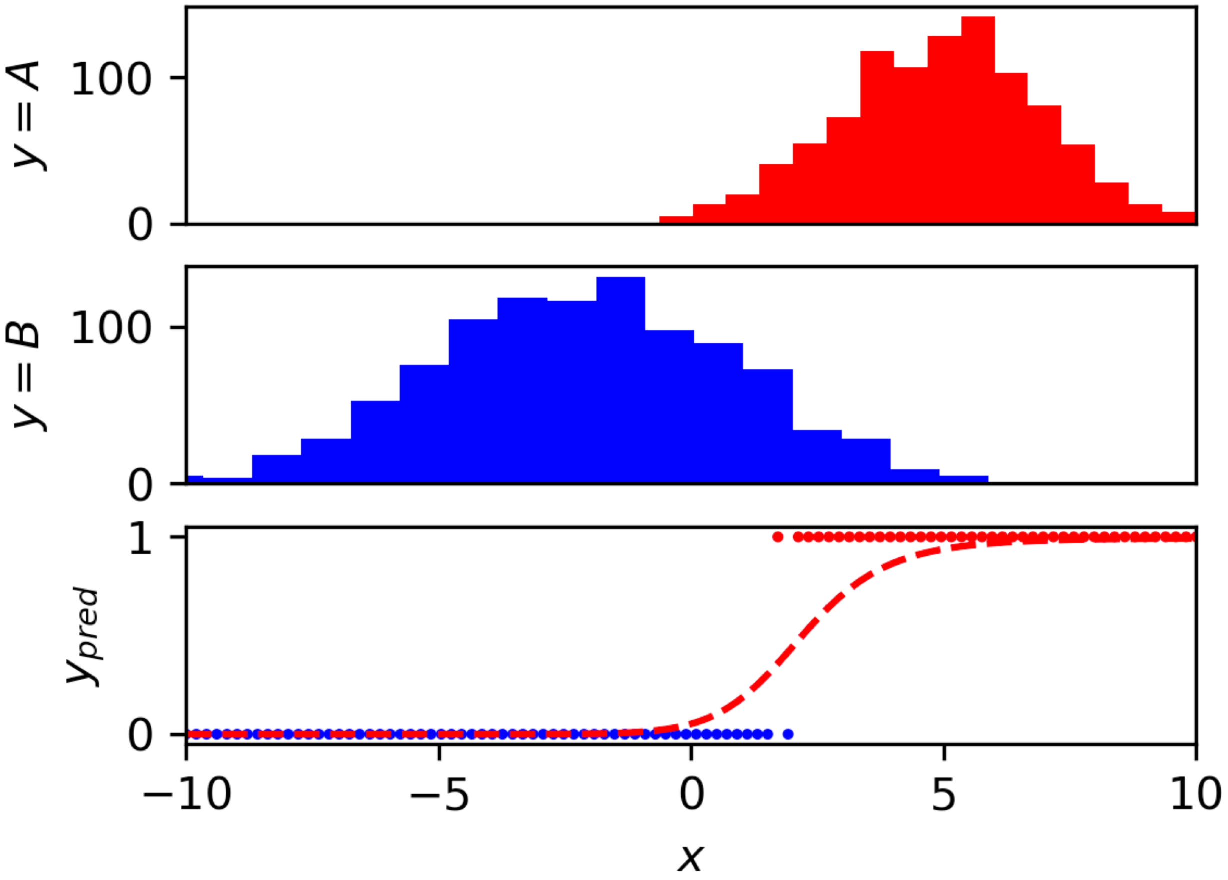
$$P(Y|X) = \frac{P(X|Y)\ P(Y)}{P(X)}$$

ЕСЛИ нам повезло и МЫ ЗНАЕМ (или полагаем как допущение в процессе решения) распределения X для каждого из классов $P(X|Y = \boldsymbol{A})$, $P(X|Y = \boldsymbol{B})$ etc., - то можно получить **аналитическое решение!**

$$P(Y = \boldsymbol{B}|X = x) = \frac{e^{-\frac{(x+2)^2}{2*9}} * \frac{1}{2}}{e^{-\frac{(x-5)^2}{2*4}} * \frac{1}{2} + e^{-\frac{(x+2)^2}{2*9}} * \frac{1}{2}}$$

«Байесовский классификатор»

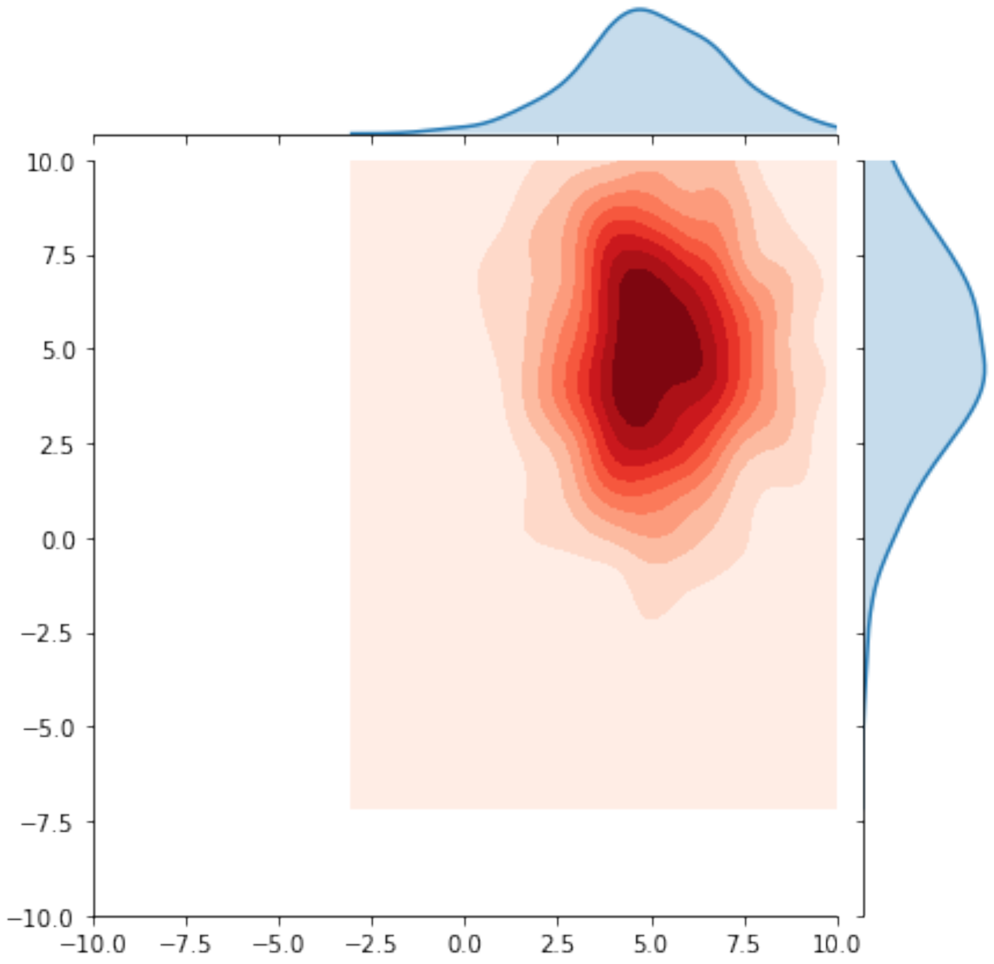
(не путать с «naïve bayes»)



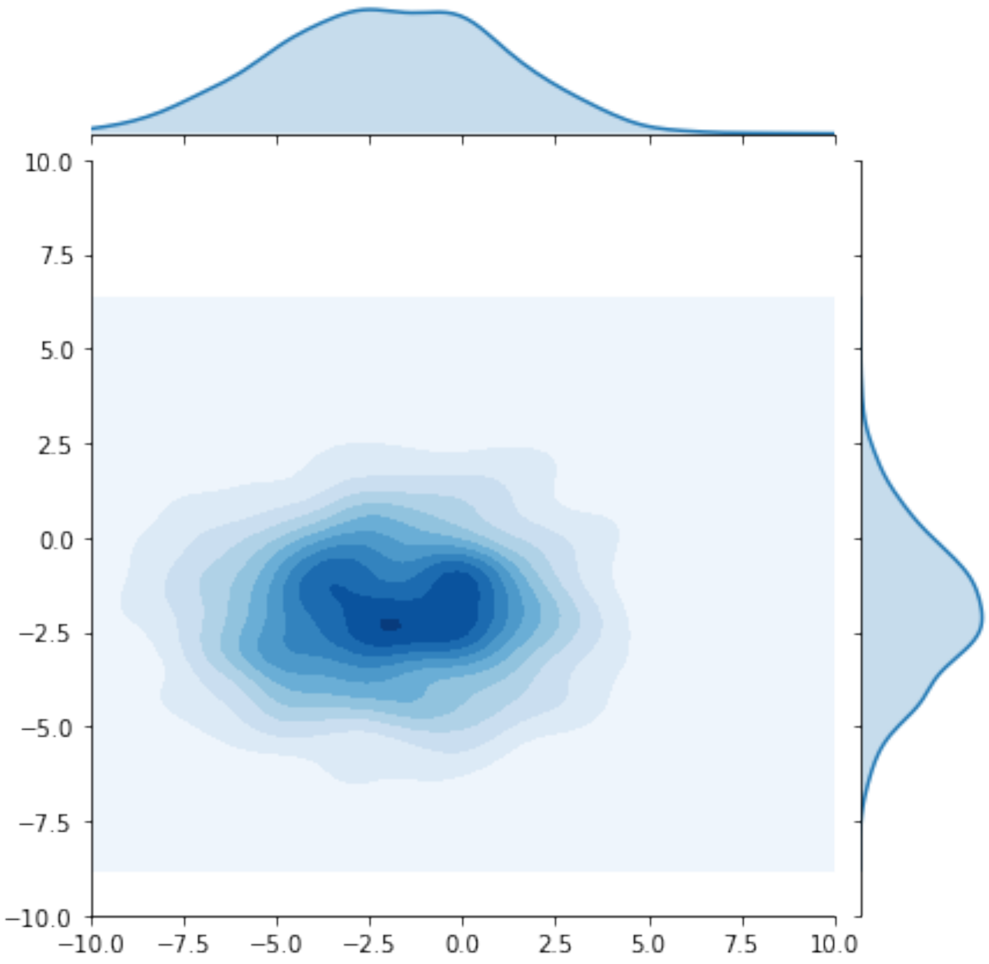
ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Цель: оценить **вероятность** классов $\boldsymbol{A}$ (класс "$\mathbf{1}$") и $\boldsymbol{B}$(класс "$\mathbf{0}$") для объекта, описываемого значением x.

$$P(Y = k|X = x)$$



$$Y = A$$

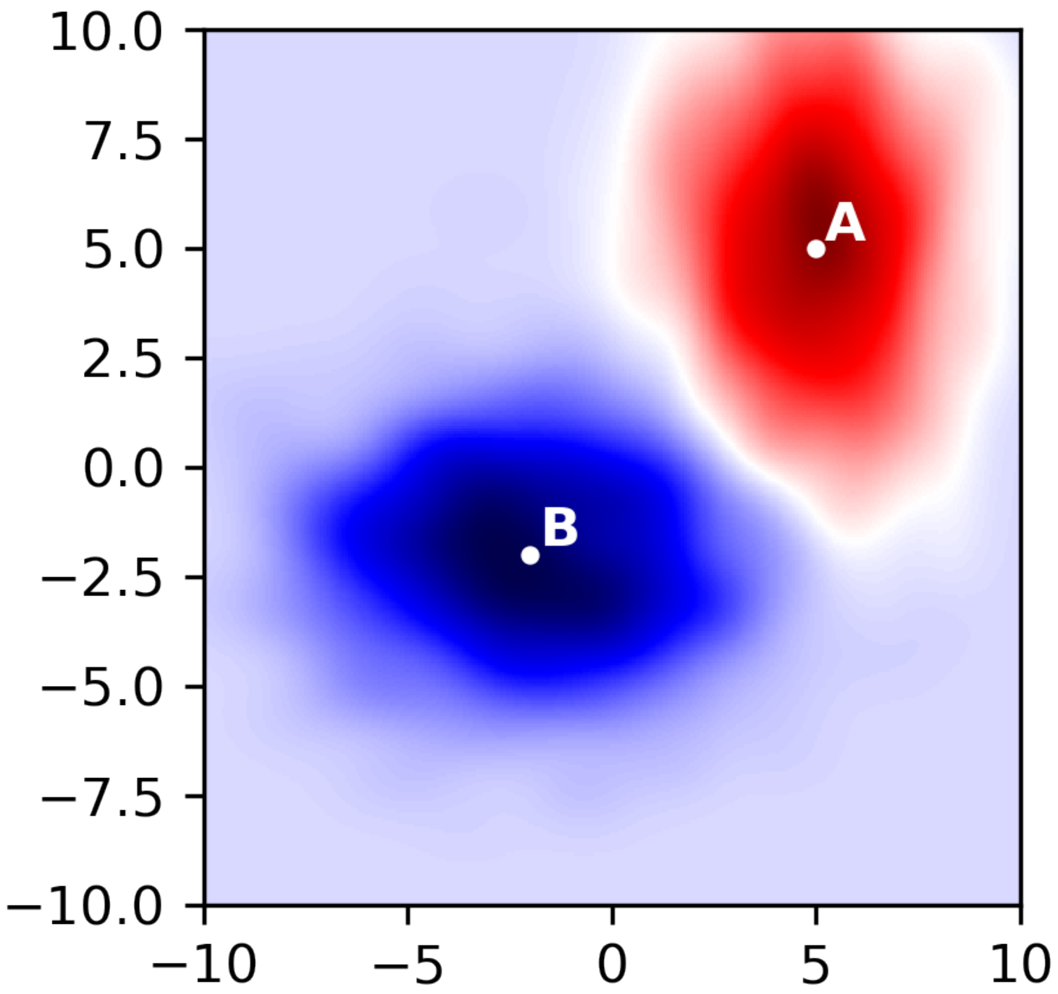


$$Y = B$$

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Цель: оценить **вероятность** классов ***A*** (класс “**1**”) и ***B***(класс “**0**”) для объекта, описываемого значением x.

$$P(Y = k|X = x)$$



ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Naïve bayes classifier, «наивный байесовский классификатор»

$P(Y|X) \propto P(X|Y)\ P(Y)$ можно забыть про $P(X=x)$

$$P(X|Y) = P\left(x_1, x_2, x_3 \dots x_p\middle|Y\right) = P\left(x_2, x_3 \dots x_p\middle|Y, x_1\right) * P(x_1|Y) = \cdots$$

$$= P(x_1|Y) * P(x_2|Y, x_1) * P(x_3|Y, x_1, x_2) * \cdots * P(x_p|Y, x_1, \dots, x_{p-1})$$

наивное предположение: переменные x_i условно независимы:

$$P\left(x_p\middle|Y, x_1, x_2, \dots, x_{p-1}\right) = P\left(x_p\middle|Y\right)$$

Остается оценить распределения $P(x_k|Y)$ для всех k независимо друг от друга – и можно подставлять в оценку вероятности $P(Y|X)$. Оценка распределения может базироваться на предположении об их нормальности, - тогда нужно оценить выборочное среднее (оценка параметра μ) и выборочную дисперсию (оценка параметра σ^2).

<u>ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации</u>

Naïve bayes classifier, «наивный байесовский классификатор»

$$P(Y|X) \propto P(X|Y)\ P(Y)$$

можно забыть про $P(X = x)$

$$P(X|Y) = P(x_1, x_2, x_3 \dots x_p|Y) = P(x_2, x_3 \dots x_p|Y, x_1) * P(x_1|Y) = \cdots$$

$$= P(x_1|Y) * P(x_2|Y, x_1) * P(x_3|Y, x_1, x_2) * \cdots * P(x_p|Y, x_1, \dots, x_{p-1})$$

наивное предположение: переменные x_i условно независимы:

$$P(x_p|Y, x_1, x_2, \dots, x_{p-1}) = P(x_p|Y)$$

Остается оценить распределения $P(x_k|Y)$ для всех k независимо друг от друга – и можно подставлять в оценку вероятности $P(Y|X)$. Оценка распределения может базироваться на предположении об их нормальности, - тогда нужно оценить выборочное среднее (оценка параметра μ) и выборочную дисперсию (оценка параметра σ^2).

<u>NOTE!</u>

LDA (Linear Discriminant Analysis, метод линейного дискриминантного анализа) – то же самое, но в предположении, что (а) распределение $P(x_p|Y)$ - **<u>нормальное</u>**; (б) для всех компонент x_i **<u>дисперсия одинакова</u>**.

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Naïve bayes classifier, «наивный байесовский классификатор»

$$P(Y|X) \propto P(X|Y)\ P(Y)$$

можно забыть про $P(X = x)$

$$P(X|Y) = P\left(x_1, x_2, x_3 \dots x_p \middle| Y\right) = P\left(x_2, x_3 \dots x_p \middle| Y, x_1\right) * P(x_1|Y) = \cdots$$

$$= P(x_1|Y) * P(x_2|Y, x_1) * P(x_3|Y, x_1, x_2) * \cdots * P(x_p|Y, x_1, \dots, x_{p-1})$$

наивное предположение: переменные x_i условно независимы:

$$P\left(x_p \middle| Y, x_1, x_2, \dots, x_{p-1}\right) = P\left(x_p \middle| Y\right)$$

Остается оценить распределения $P(x_k|Y)$ для всех k независимо друг от друга – и можно подставлять в оценку вероятности $P(Y|X)$. Оценка распределения может базироваться на предположении об их нормальности, - тогда нужно оценить выборочное среднее (оценка параметра μ) и выборочную дисперсию (оценка параметра σ^2).

NOTE!

QDA (Quadratic Discriminant Analysis, метод квадратичного дискриминантного анализа) – то же самое, но в предположениях, что (а) распределение $P\left(x_p \middle| Y\right)$ - **нормальное**; (б) для всех компонент x_i **дисперсии разные** (и здесь σ^2 становится матрицей ковариаций Σ^2). NB с нормальным распределением $P(x_p|Y)$ - это QDA с диагональной Σ^2

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Naïve bayes classifier, «наивный байесовский классификатор»

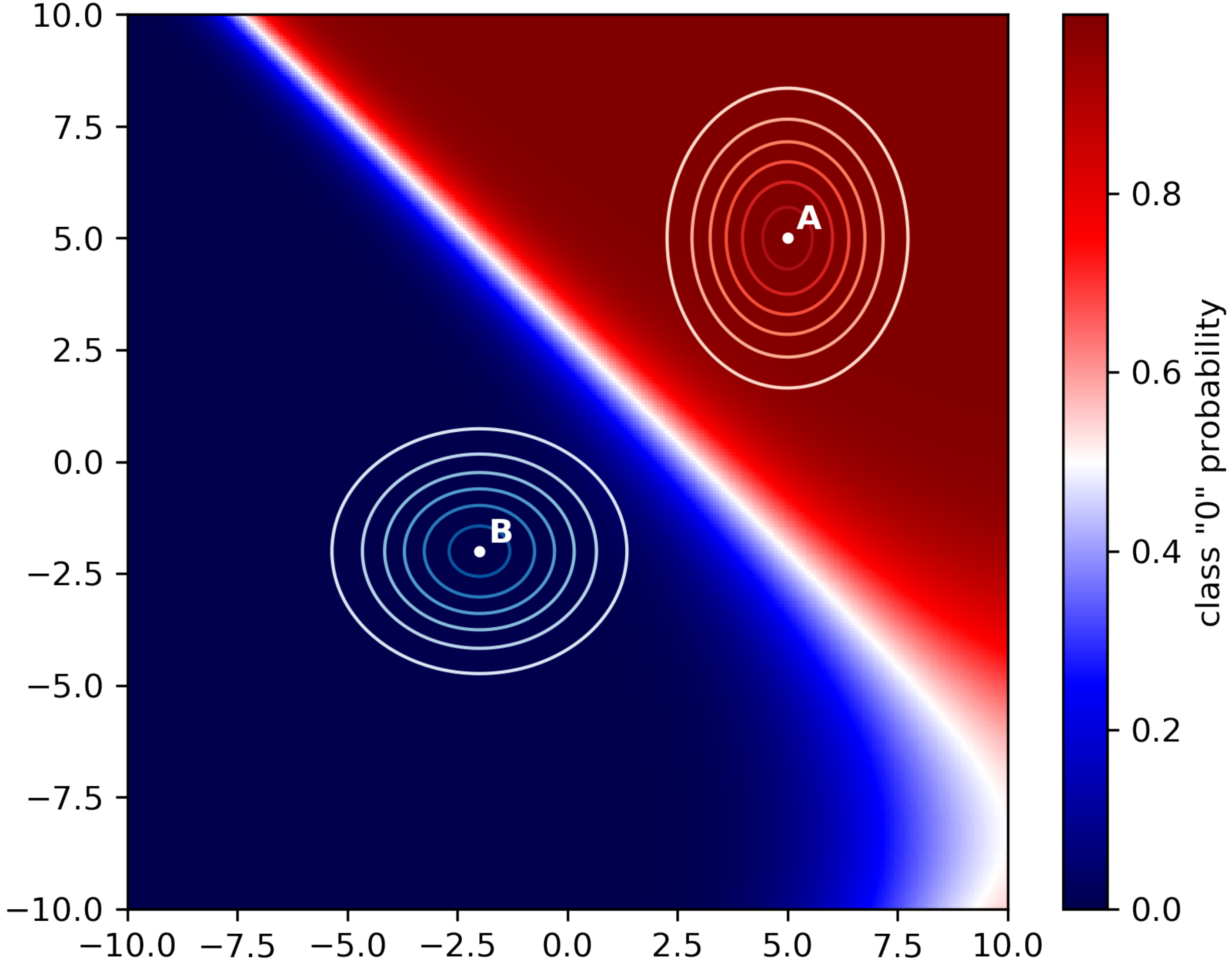
$$P(Y|X) \propto P(X|Y)\ P(Y)$$

Наивное предположение об условной независимости предикторов	$P\left(x_p \middle| Y = k, x_1, x_2, \dots, x_{p-1}\right) = P\left(x_p \middle| Y = k\right)$
Оценка параметров распределений (отдельно для каждого класса, для каждой компоненты признакового описания), подстановка в ф-лу Байеса	$P(Y = k \| X = x) \propto P(Y) * \prod_{j=1}^{p} P\left(x_j \middle\| Y = k\right)$
Вычисление вывода модели	$\hat{y}(x) = \mathrm{argmax}(P_k(x))$
Нормировка вероятностей (если нужны оценки вероятностей)	$P_k(x) = \dfrac{P(Y = k \| X = x)}{\sum_k P(Y = k \| X = x)}$

code demonstration

ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Naïve bayes classifier, «наивный байесовский классификатор»



ОБУЧЕНИЕ С УЧИТЕЛЕМ: задача классификации

Разделяющая поверхность
(на примере результатов наивного байесовского классификатора)