



Машинное

День 2. Классификация.

обучение



ПЛАН

День 2. Классификация.

01

ОСНОВЫ
10 МИН



Формальная постановка задачи ML.
Основные понятия и проблемы.

Методы классификации: линейные методы,
решающие деревья.



МЕТОДЫ
15 МИН

02

03

ПЛАН РЕШЕНИЯ
ML-ЗАДАЧ 5 МИН



Как организован процесс решения ML-задачи.
В первом приближении.

Решим 1 задачу по плану методами пакета
python -- sklearn.



ПРАКТИКА
10 МИН

04

X – множество объектов / features
 Y – целевое значение / target
 f – решающая функция или алгоритм
 ML

$$f(X) = Y$$

	F1	F2	F3	F4	F5		class
$X =$	14.3	4	type1	127	2.8	$Y =$	1
	13.35	5	type2	100	2.65		2
	12	1	type1	101	2.8		3
	17.1	4	type1	113	3.85		2

Типы
признаков:

-  количественные
-  категориальные

Кодирование категориальных
признаков:

 OneHotEncoding

Sex		F1	F2
male	<input type="checkbox"/>	0	1
female	<input type="checkbox"/>	1	0

 LabelEncoding

Sex		F1
male	<input type="checkbox"/>	0
female	<input type="checkbox"/>	1

Этап

ы:

- ▶ обучение (train)
- ▶ тестирование (test)

Разделение

данных:

- ▶ обучение (train) – 80%
- ▶ тестирование (test) – 20%

Метрик

- а Метрика – это число.
- Это показатель того, насколько хорошо работает наш алгоритм и какая у него обобщающая способность.
 - Метрика считается только на тестовой выборке

Accuracy

Метрика доли верно угаданных ответов (accuracy).

Y_true	Y_pred
1	1
1	0
0	0
1	0
1	1

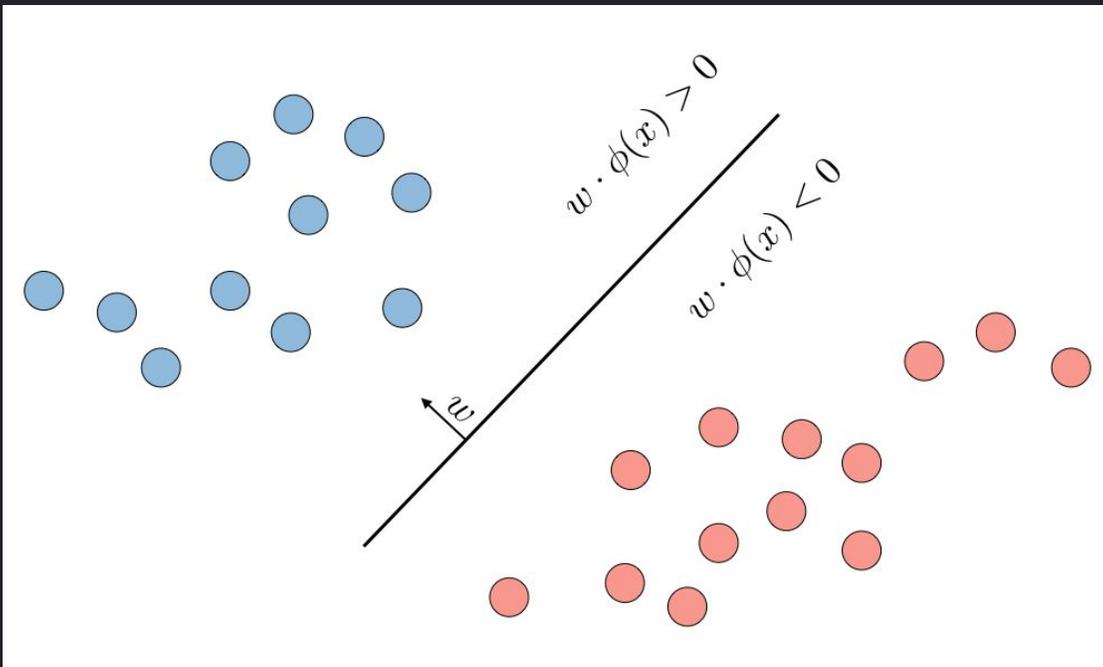
$Accuracy =$

$$\frac{\sum_{i=1}^N [Y_{true}(i) == Y_{pred}(i)]}{N}$$

$= 0.6$

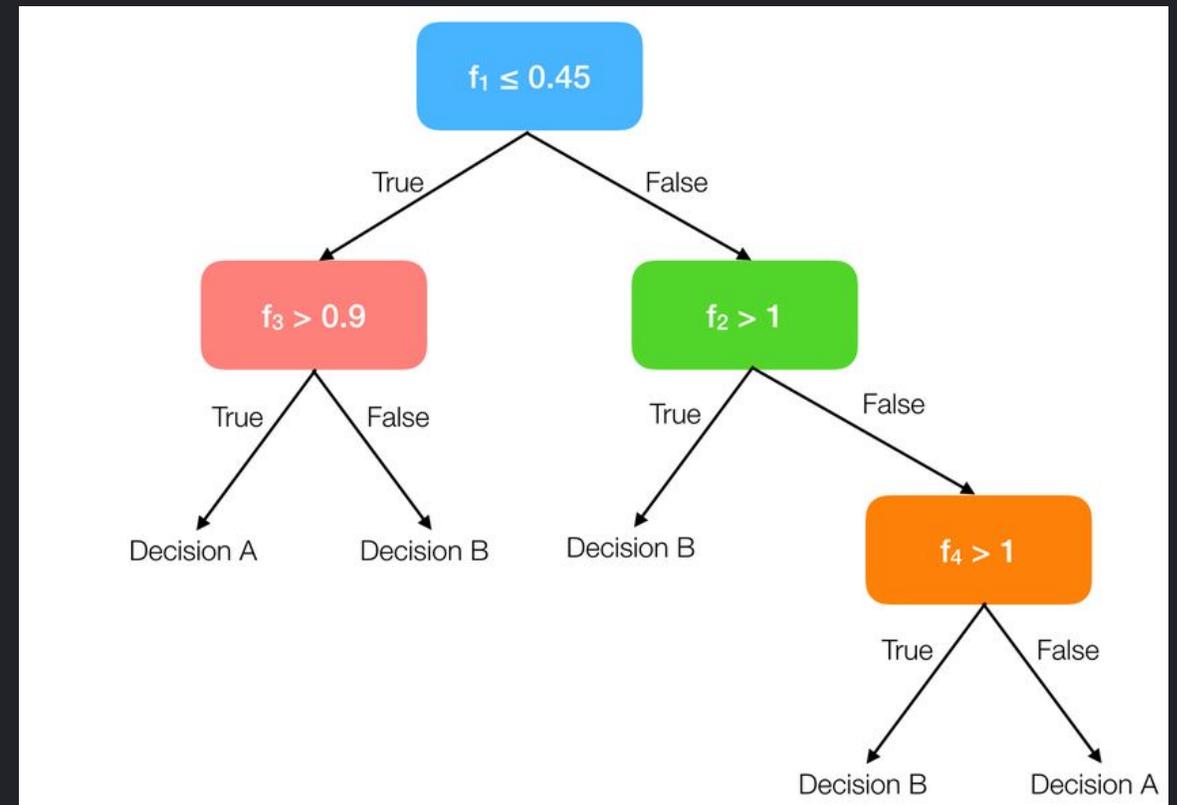
Линейные методы

$$Y = \langle X \cdot W \rangle$$



SGD, SVM, Logistic regression, etc.

Деревья



Decision tree classifier, Decision tree regressor, Random Forest, etc.

*существуют и другие типы, но мы остановимся только на ЭТИХ

Дано: X – матрица объектов-признаков, $x_i \in R^n$ Y – вектор ответов, $y_i \in \{+1, -1\}$

$$\begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots \\ \vdots & \vdots & \ddots \\ x_{n,1} & x_{n,2} & \dots \end{pmatrix}$$

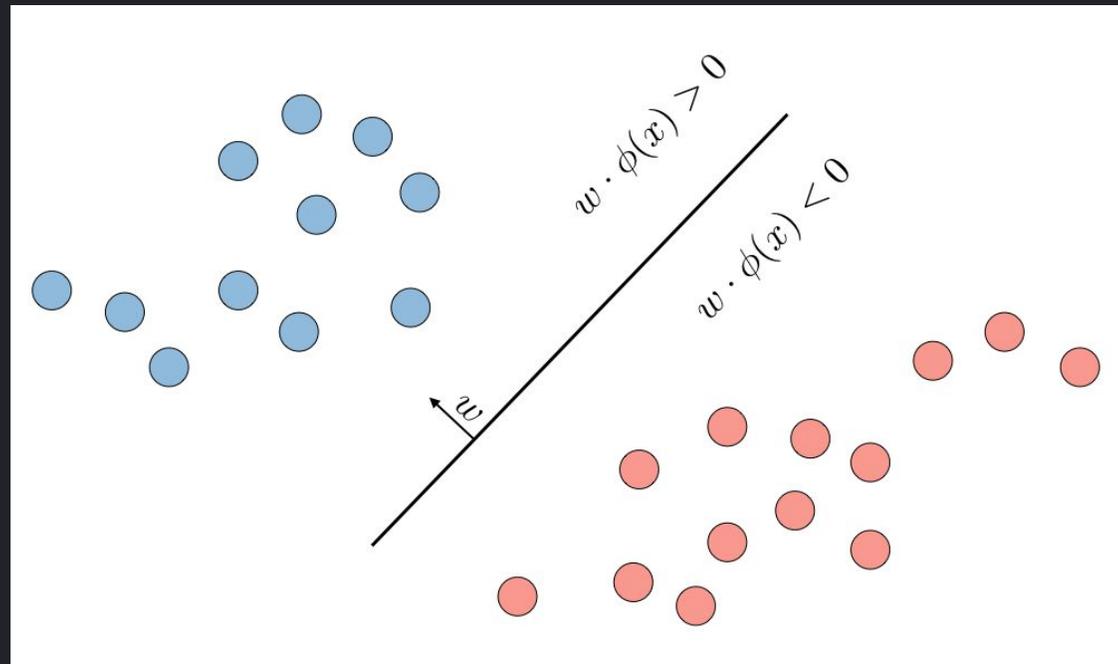
X

w

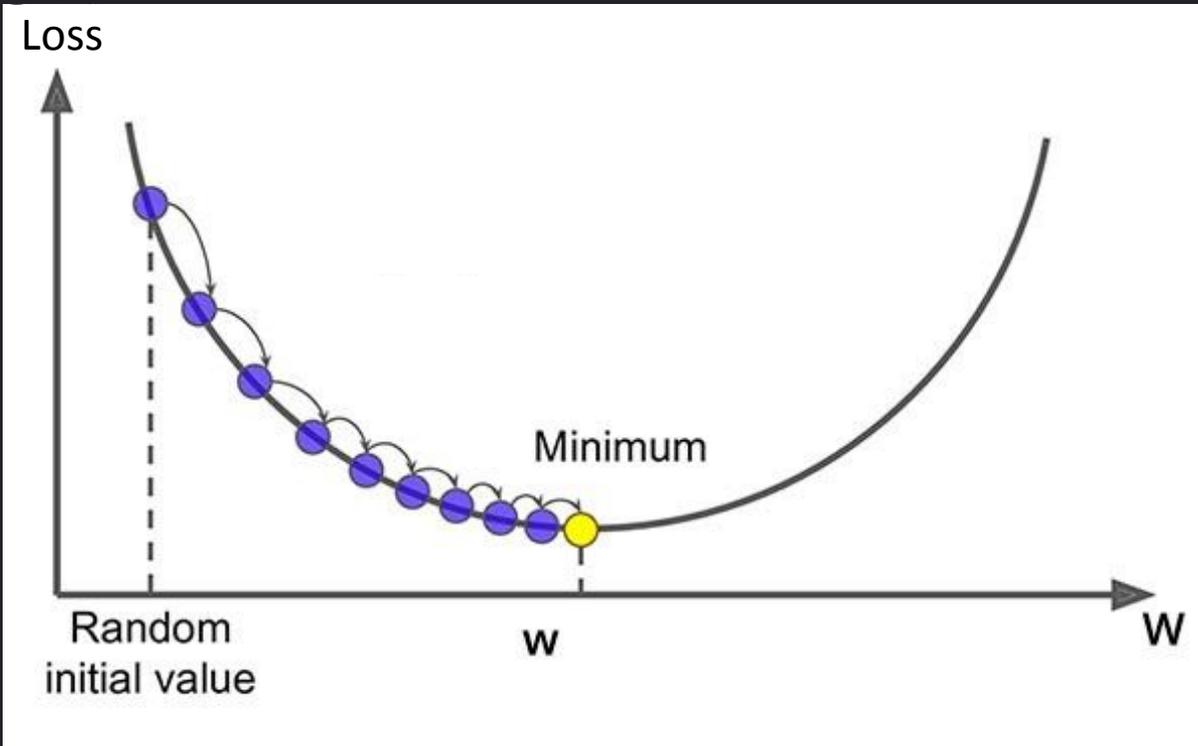
Y

Постановка задачи бинарной классиф.:

$$Y = f(X \cdot w) = \text{sign}(\langle X \cdot w \rangle)$$

Найти: w – ? w – вектор весов, $w_i \in R^n$ $\langle X \cdot w \rangle$ – скалярное произведение

Решение задачи – поиск вектора весов.
Алгоритм решения – метод градиентного спуска.



Loss (loss-function, **функция потерь**) может задаваться по-разному.

Все линейные методы устроены одинаковы.
У них только отличается функция потерь (loss).

Популярные линейные методы:

- SVM – метод опорных векторов
- Logistic Regression – логистическая регрессия
- AdaBoost – метод адаптивного бустинга

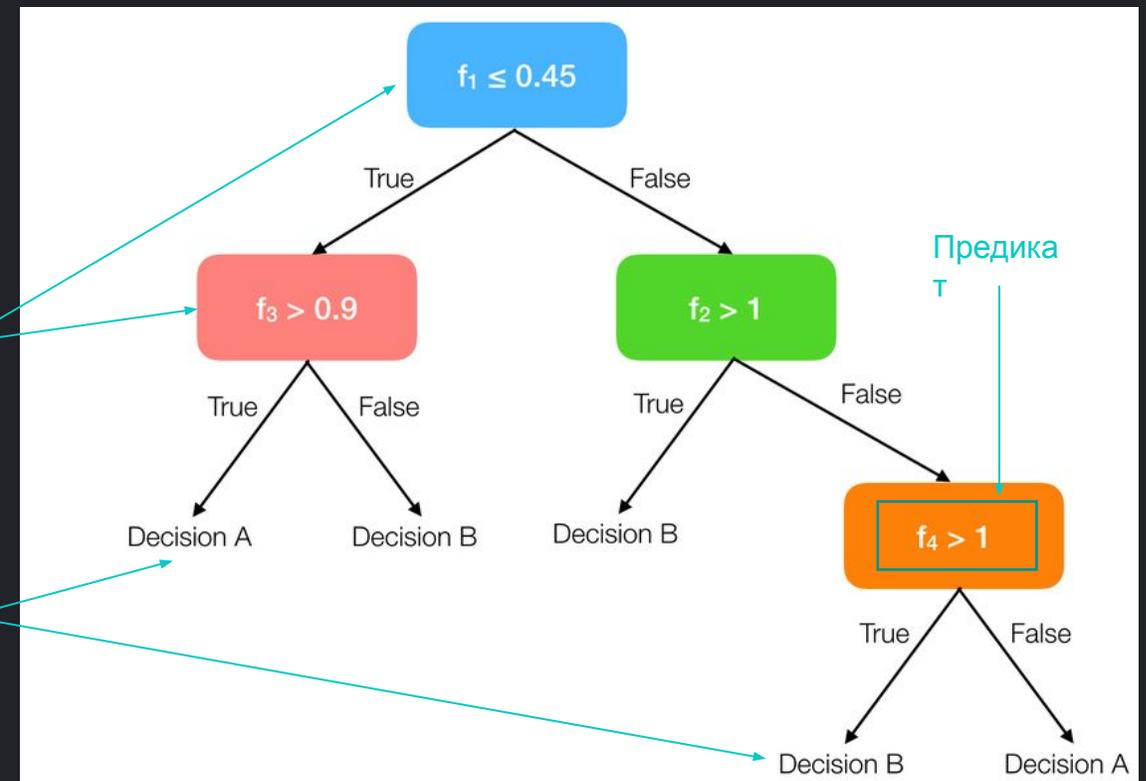
Дано: X – матрица объектов-признаков, $x_i \in R^n$ Y – вектор ответов, $y_i \in \{+1, -1\}$ **Постановка задачи бинарной классиф.:**

$$Y = f(X)$$

Найти: $f - ?$ **Бинарное решающее
дерево**

– Ациклический граф

- Если вершина соединена с 2 дочерними – внутренняя вершина
- Если нет – листовая (терминальная) вершина
- На внутренних вершинах сидят предикаты

Внутренни
е
вершиныЛистовы
е
вершин
ы

02 МЕТОДЫ 15 МИН

Деревья

Критерий разбиения (ветвления):

▶ GINI

Показывает, сколько есть пар объектов одного и того же класса, которые вместе идут в левую либо в правую дочернюю вершину.

▶ ENTROPY

Критерий разбиения из теории информации. Суть примерно такая же как у gini.

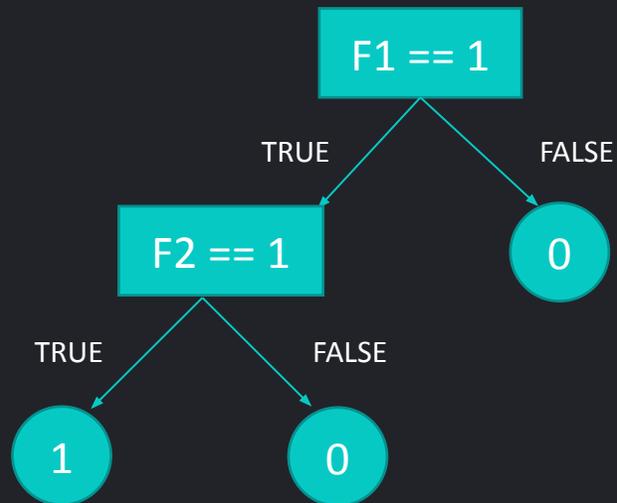
$$Gini(F1) = 1 - p_1^2 - p_0^2$$

$$F_{split} = \min_F \{F1, F2, F3\}$$

$$Entropy(F1) = -p_1 \log_2 p_1 - p_0 \log_2 p_0$$

$$IG(F1) = Entropy(F1) - average [Entropy(F2), Entropy(F2)]$$

F1	F2	F3	Y
1	1	0	1
1	0	0	0
0	1	0	0
1	1	1	1



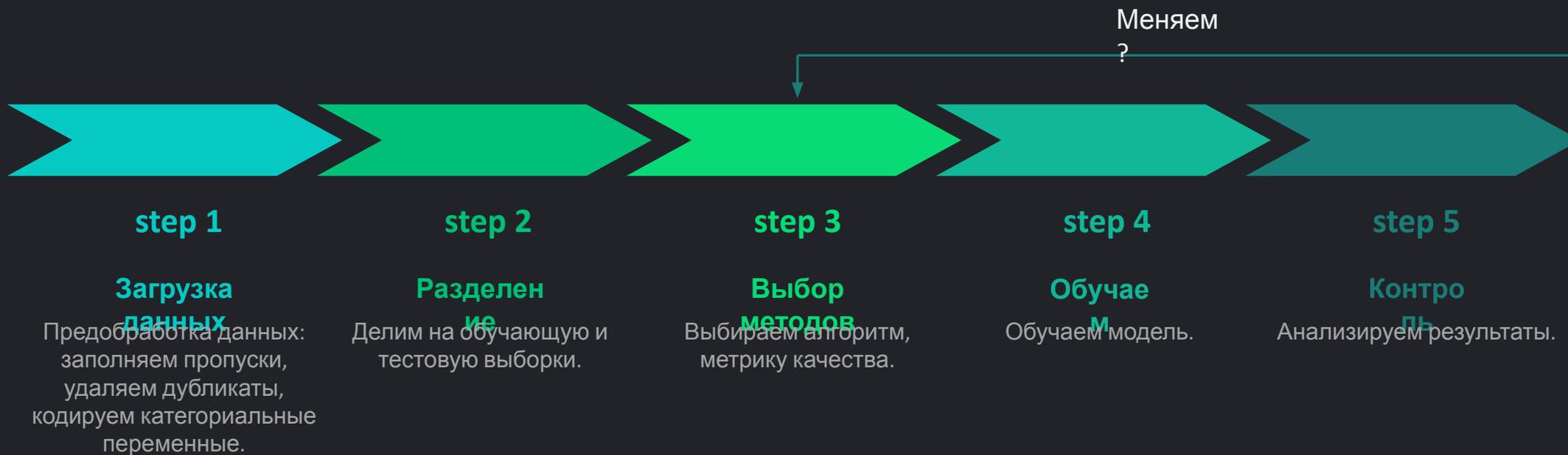
И это все?

- TreeGrowth
- Overfitting
- Pruning
- NonBinary
- MaxDepth
- MinSamplesLeaf
- RandomForest

03

ПЛАН РЕШЕНИЯ
ML-ЗАДАЧ 5 МИН

Первое приближение



04

ПРАКТИКА
10 МИН

Практика 2

Первая ML-задача.

Откройте учебный Notebook из архива с материалами к занятию.

Метрики классификации

Статус	N
0	990
1	10

$$Accuracy = \frac{990}{990 + 10} = 0.99$$

$$BaseRate = \frac{\text{len}(class_{\max})}{\text{len}(total)} = \frac{990}{1000} = 0.99$$

Полнота (recall)

Матрица ошибок (Confusion matrix):

	Y = 1	Y = 0
A = 1	TP истинно положительные	FP ложно положительные
A = 0	FN ложно негативные	TN Истинно негативные

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN}$$

На сколько хорошо алгоритм определяет класс №1

Контролируем ошибку 2 рода

	Y = 1	Y = 0
A = 1	0	10
A = 0	0	990

$$Recall = \frac{0}{0 + 0} = 0$$

Когда использовать?
Когда нужно минимизировать ложные пропуски.

	Y = 1	Y = 0
A = 1	480	490
A = 0	10	20

$$Acc = \frac{480 + 20}{1000} = 0.5$$

$$Recall = \frac{480}{480 + 10} = 0.98$$

Точность (precision)

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP}$$

Матрица ошибок (Confusion matrix):

	Y = 1	Y = 0
A = 1	TP истинно положительные	FP ложно положительные
A = 0	FN ложно негативные	TN Истинно негативные

Доля объектов, названных классом №1

Контролируем ошибку 1 рода

	Y = 1	Y = 0
A = 1	0	10
A = 0	0	990

$$Precision = \frac{0}{0 + 10} = 0$$

Когда использовать?
Когда нужно минимизировать ложные попадания.

	Y = 1	Y = 0
A = 1	480	20
A = 0	490	10

$$Acc = \frac{480 + 10}{1000} = 0.49$$

$$Precision = \frac{480}{480 + 20} = 0.98$$

F2 мера

Матрица ошибок (Confusion matrix):

	Y = 1	Y = 0
A = 1	TP истинно положительные	FP ложно положительные
A = 0	FN ложно негативные	TN Истинно негативные

$$F2 = \frac{2 \cdot Precision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

Среднее гармоническое между точностью и полнотой.

Контролируем ошибки 1 и 2 рода.

	Y = 1	Y = 0
A = 1	100	0
A = 0	900	0

$$F2_score = \frac{2 \cdot 1 \cdot 0.1}{1 + 0.1} = 0.18$$

Когда
использовать?
Когда нужно
минимизировать обе
ошибки.

	Y = 1	Y = 0
A = 1	700	150
A = 0	150	0

$$Acc = \frac{700}{1000} = 0.7$$

$$F2_score = \frac{2 \cdot 0.82^2}{2 \cdot 0.82} = 0.82$$