

Детектор лиц на основе метода Виолы-Джонса

Постановка задачи

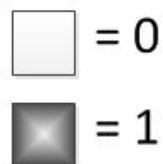
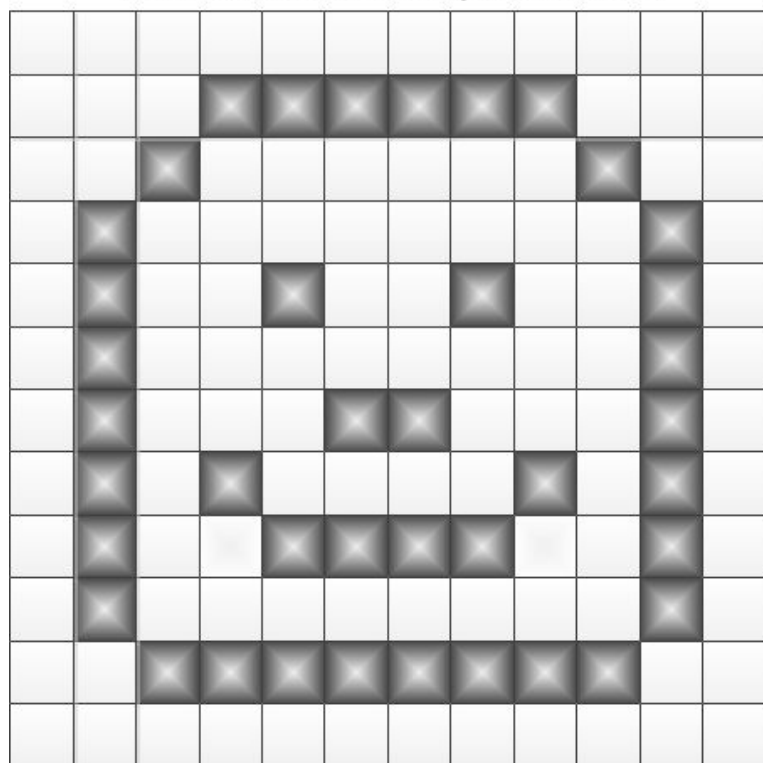
- Дано растровое изображение с камеры
- Необходимо определить наличие объекта заданного класса на изображении.
- Необходимо определить его положение.
- Необходимо быстроедействие 20-50 мс на кадр.

Обзор

- Общий обзор метода
- Признаки (особенности) (англ. Features)
- Интегральное изображение
- Выделение признаков
- Слабый классификатор
- Усиление классификаторов
- Каскады классификаторов
- Примеры работы

Интегральное изображение

Исходное изображение

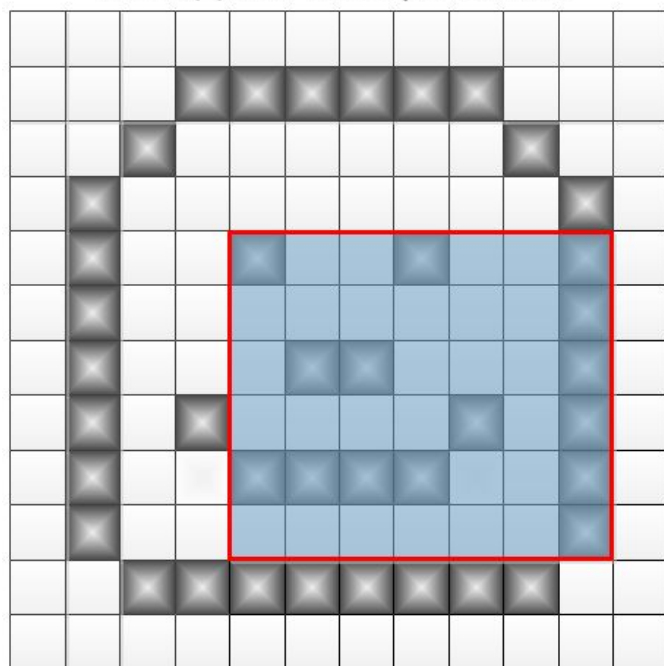


Интегральное изображение

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	2	3	4	5	6	6	6	6
0	0	1	2	3	4	5	6	7	8	8	8
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	10
0	2	3	4	6	7	8	10	11	12	14	14
0	3	4	5	7	8	9	11	12	13	16	16
0	4	5	6	8	10	12	14	15	16	20	20
0	5	6	8	10	12	14	16	18	19	24	24
0	6	7	9	12	15	18	21	23	24	30	30
0	7	8	10	13	16	19	22	24	25	32	32
0	7	9	12	16	20	24	28	31	33	40	40
0	7	9	12	16	20	24	28	31	33	40	40

Интегральное изображение

Исходное изображение



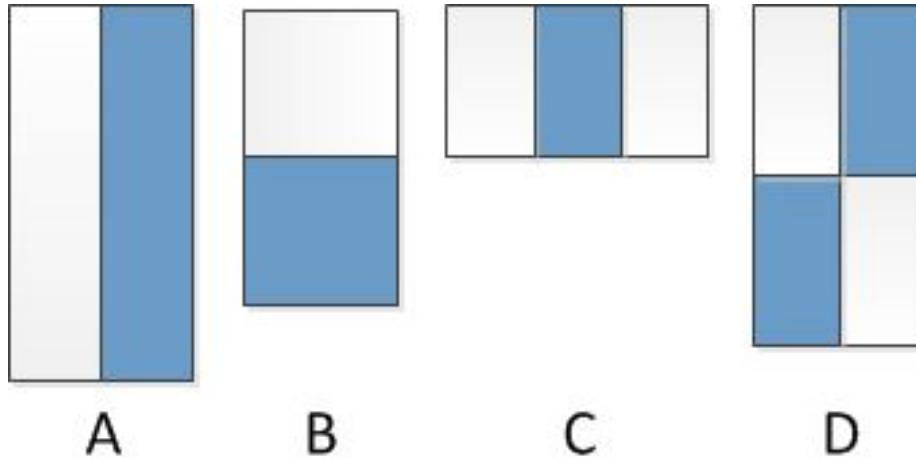
= 0
 = 1

Интегральное изображение

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	1	2	3	4	5	6	6	6	6
0	0	1	2	3	4	5	6	7	8	8	8
0	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	10
0	2	3	4	6	7	8	10	11	12	14	14
0	3	4	5	7	8	9	11	12	13	16	16
0	4	5	6	8	10	12	14	15	16	20	20
0	5	6	8	10	12	14	16	18	19	24	24
0	6	7	9	12	15	18	21	23	24	30	30
0	7	8	10	13	16	19	22	24	25	32	32
0	7	9	12	16	20	24	28	31	33	40	40
0	7	9	12	16	20	24	28	31	33	40	40

$$\text{Сумма} = (3+32) - (10+10)=15$$

Признаки



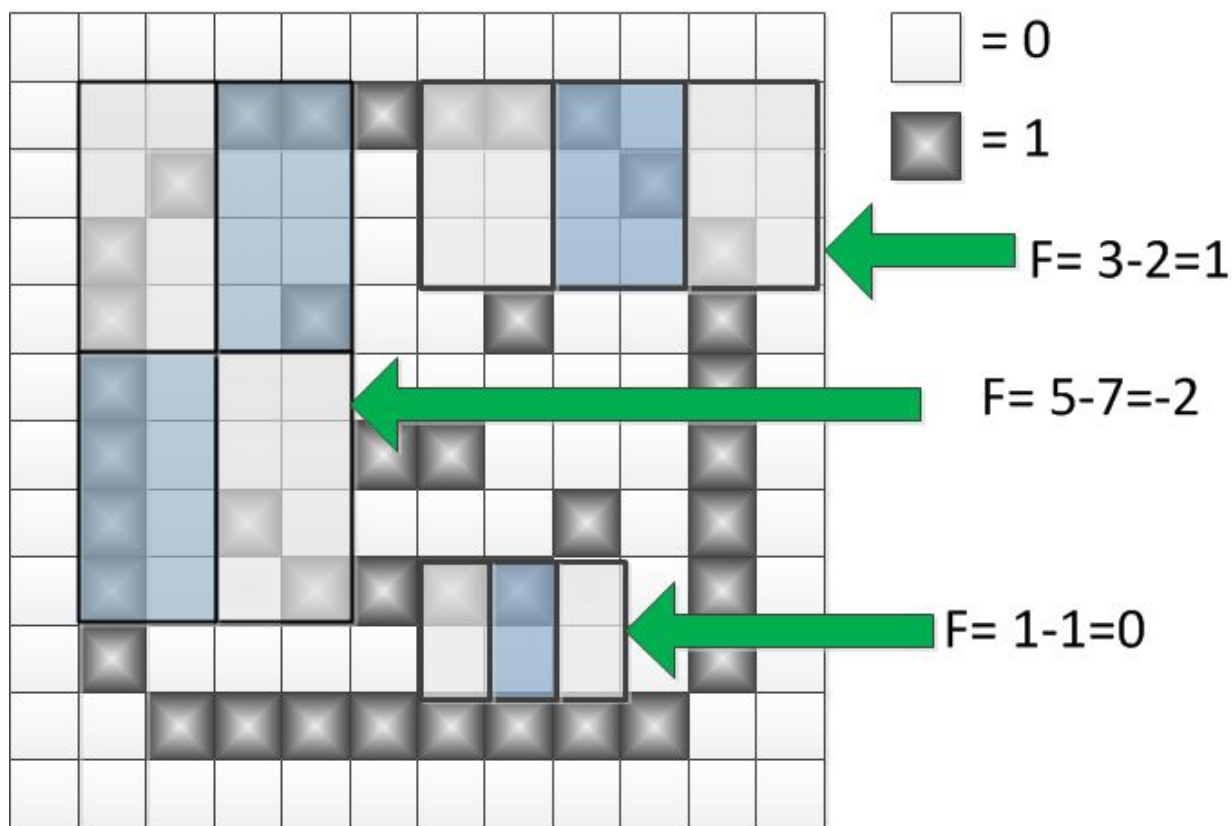
Значение признака $F = X - Y$

Где X – сумма значений яркостей точек закрываемых светлой частью признака

Y – сумма значений яркостей точек закрываемых темной частью признака

Вычисление признаков

Исходное изображение
(обычно 24x24 точки)



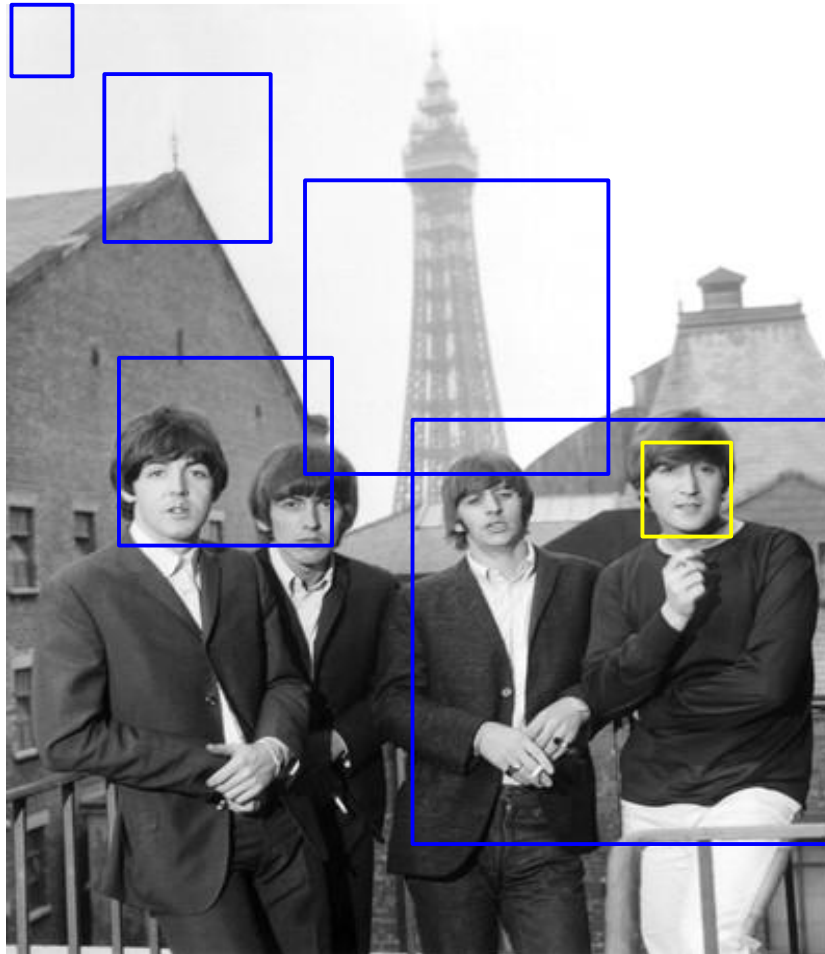
Количество вариантов расположения признаков в окне 24x24 около 160000 шт.

За счет изменения масштаба признаков и их положения в окне

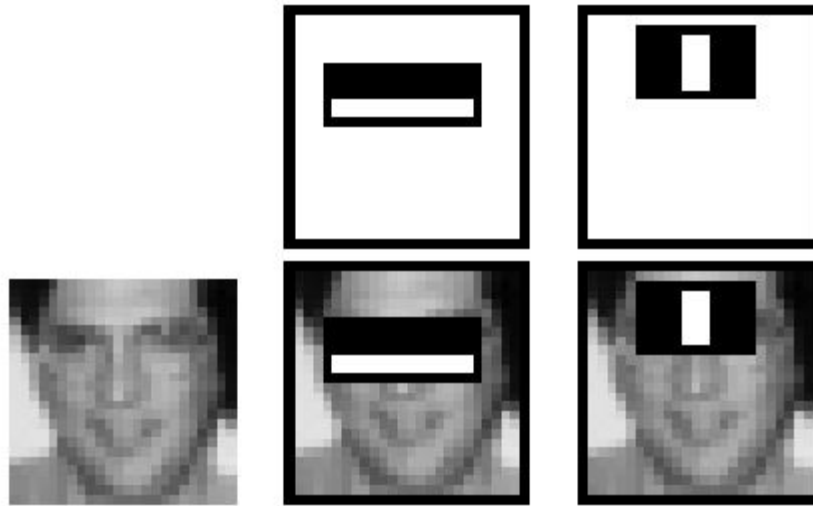
Окно сканирования



Окно сканирования



Классификация

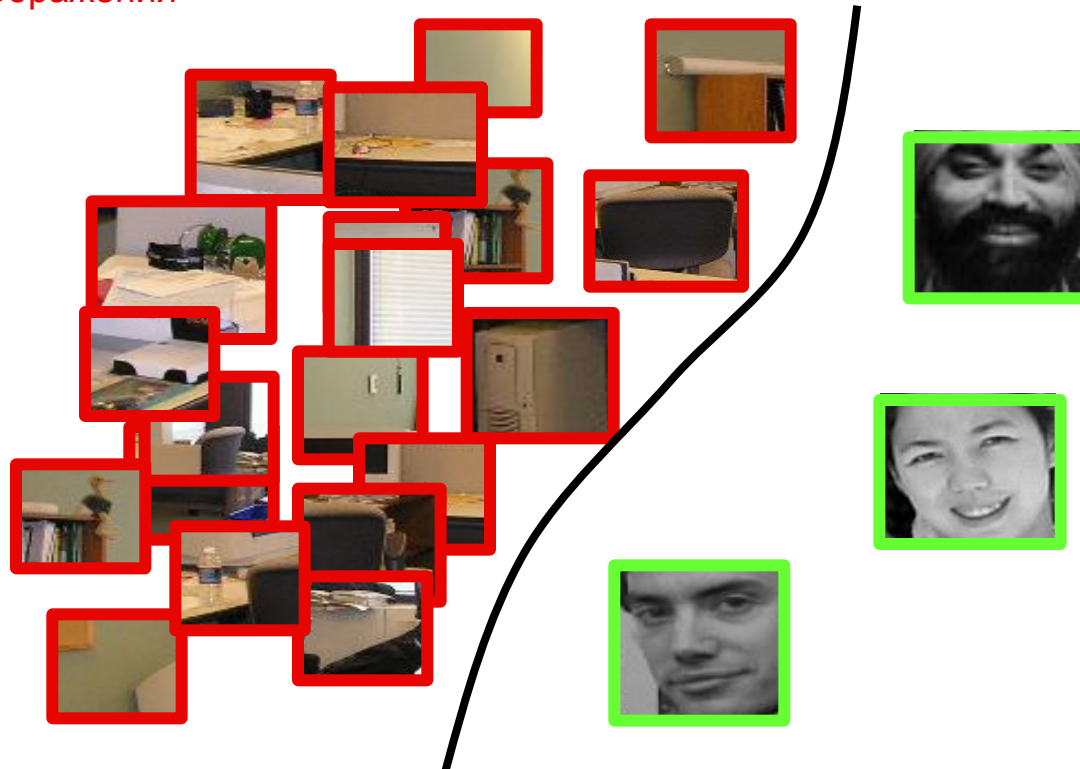


$$F(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x) + \dots$$

$$f_i(x) = \begin{cases} 1 & \text{если } g_i(x) > \theta_i \\ -1 & \text{иначе} \end{cases}$$

Обучение

Фоновые
изображения



Лица

Задача обучить классификатор, для выделения объектов.

Обучение

$$F(x) = \alpha_1 f_1(x) + \alpha_2 f_2(x) + \alpha_3 f_3(x) + \dots$$

↑
↑
Сильный
классификатор

↑
↑
Слабый
классификатор

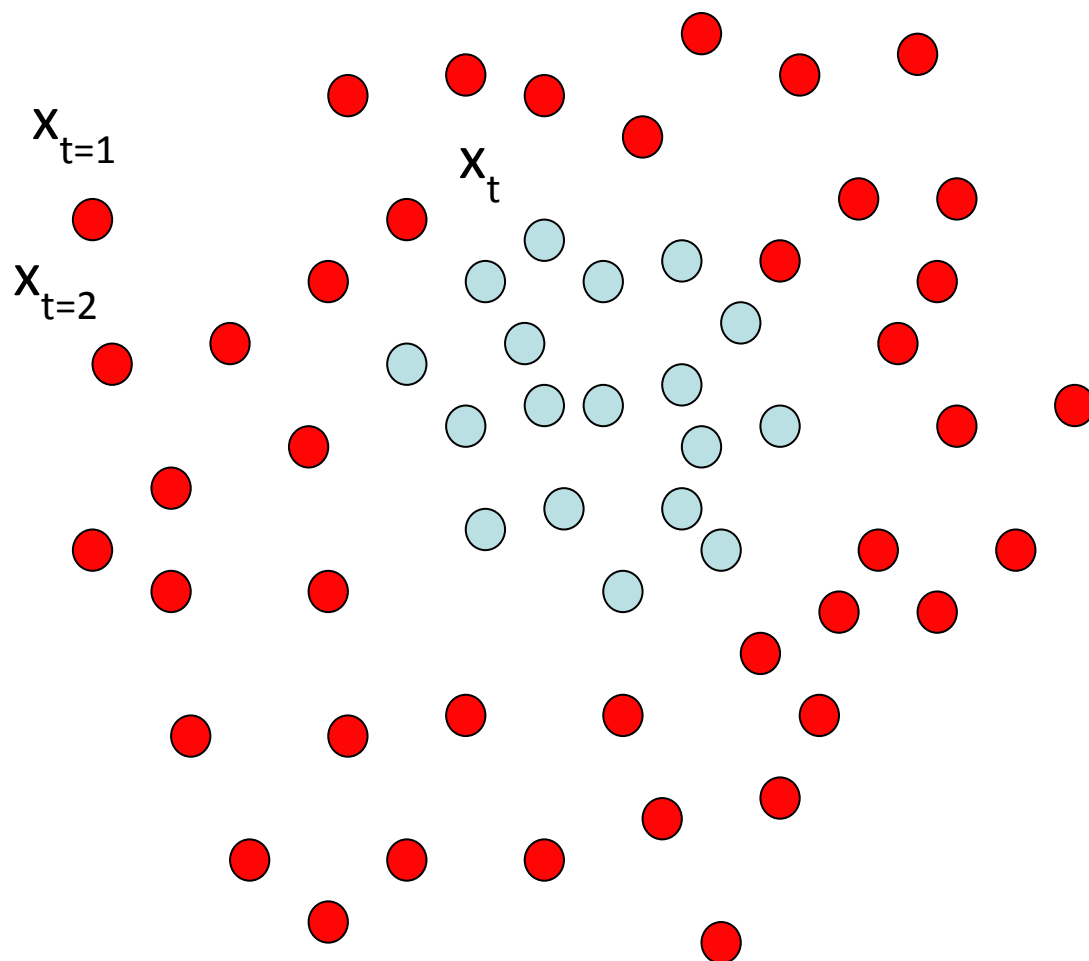
↑
Весовой коэффициент

Вектор (16000 мерный вычисленных признаков)

Целями обучения являются:

- обучение слабых классификаторов
- определение весов сильного классификатора
- определение порогового значения

Бустинг



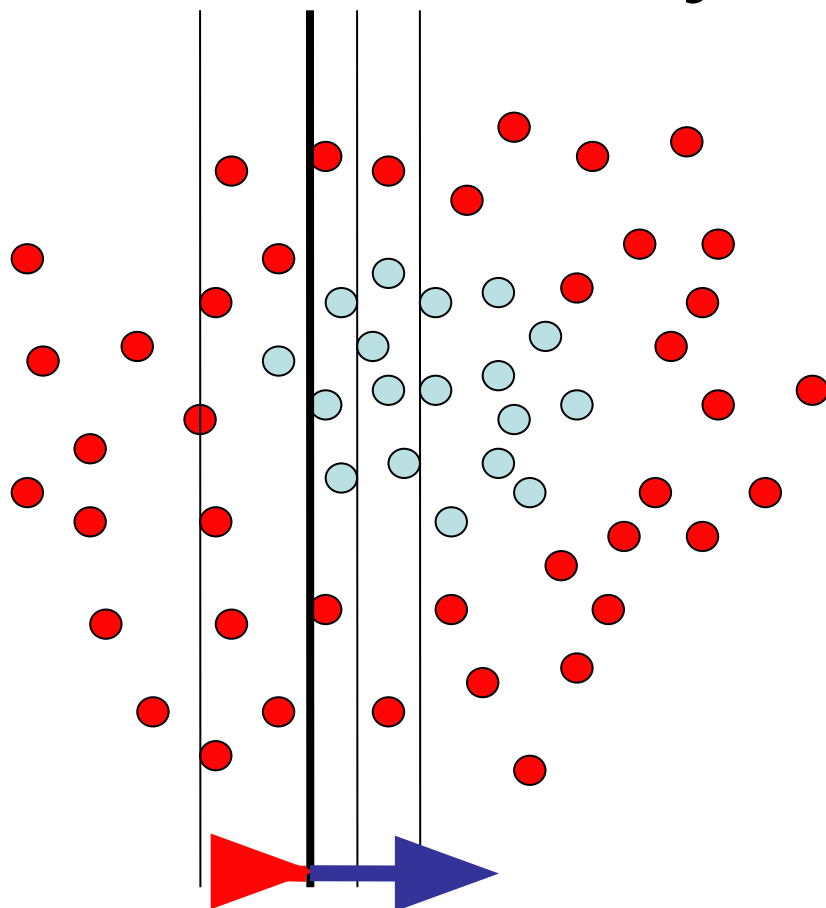
Каждая точка (здесь показаны двумерные точки, мы же имеем дело с многомерными, (по кол-ву признаков)) относится к одному из классов;

$$y_t = \begin{cases} +1 (\bullet) \\ -1 (\circ) \end{cases}$$

и имеет

$$\text{веса: } w_t = 1$$

Бустинг



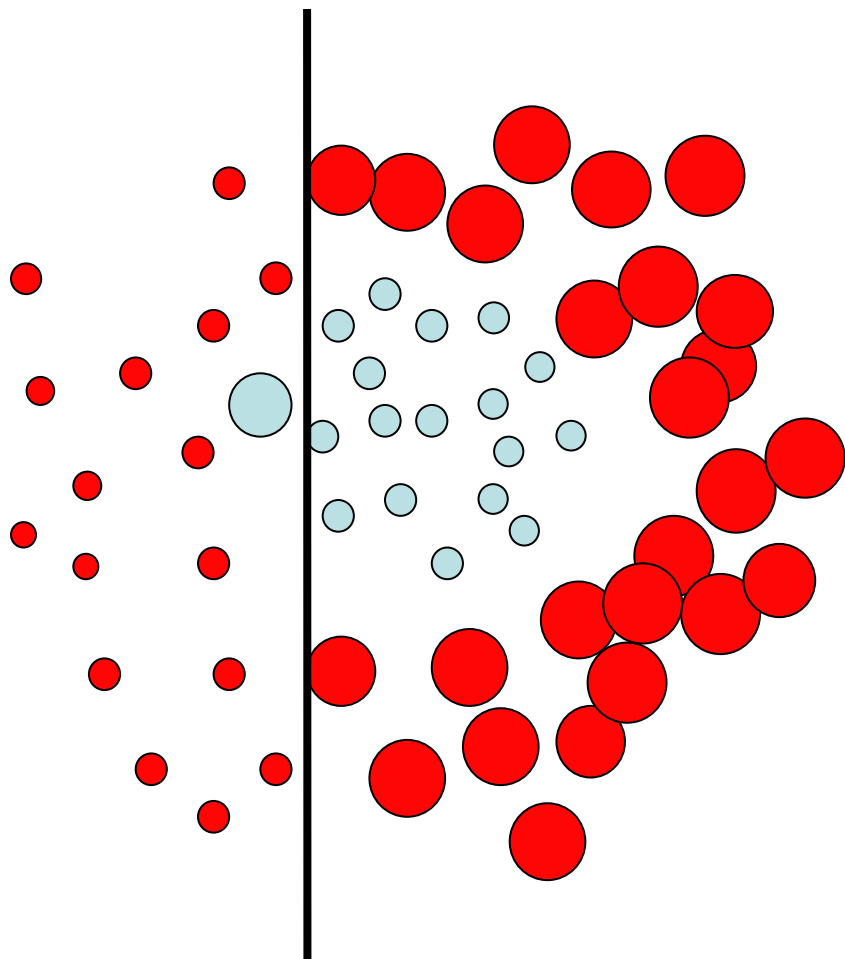
Каждая точка
относится к
одному из
классов: $+1$ (●)
 $y_t = \begin{cases} +1 & (\text{red circle}) \\ -1 & (\text{blue circle}) \end{cases}$

и имеет
вес: $w_t \leq 1$

Слабый классификатор может иметь эффективность чуть больше 0.5.

То есть, должен быть немного лучше чем
угадывание

Бустинг

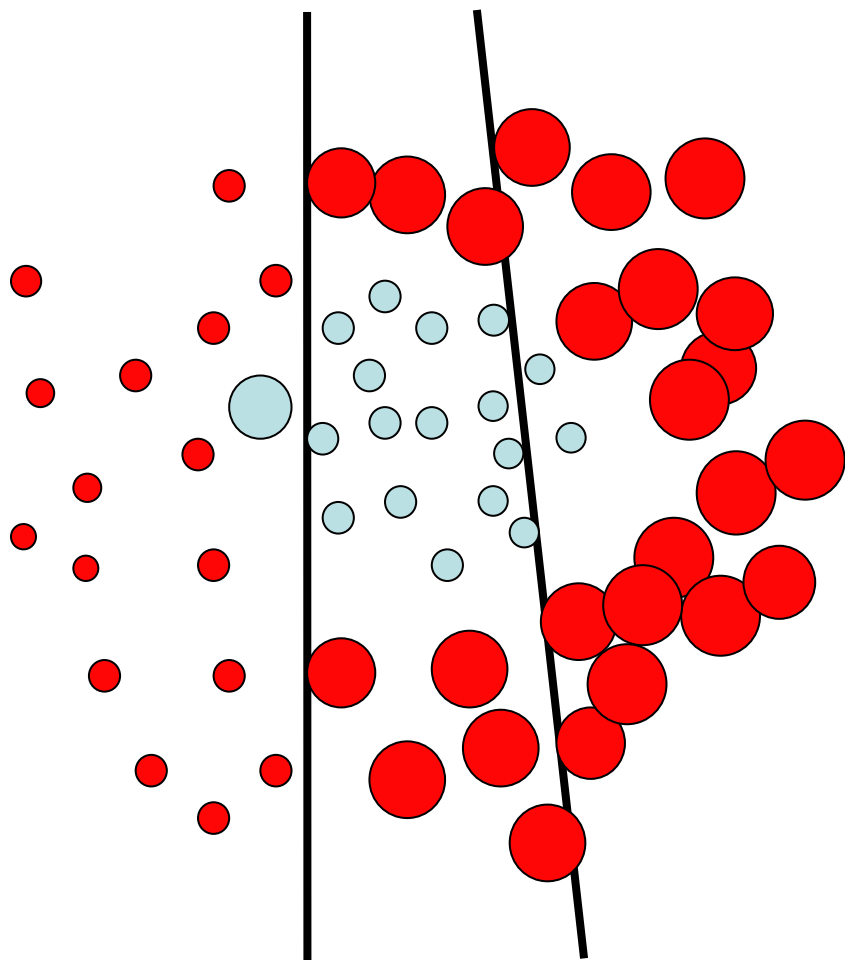


Каждая точка
относится к
одному из
классов:

$$y_t = \begin{cases} +1 (\text{red circle}) \\ -1 (\text{blue circle}) \end{cases}$$

Изменяем веса
точек:
 $w_t \leftarrow w_t \exp\{-y_t H_t\}$

Бустинг

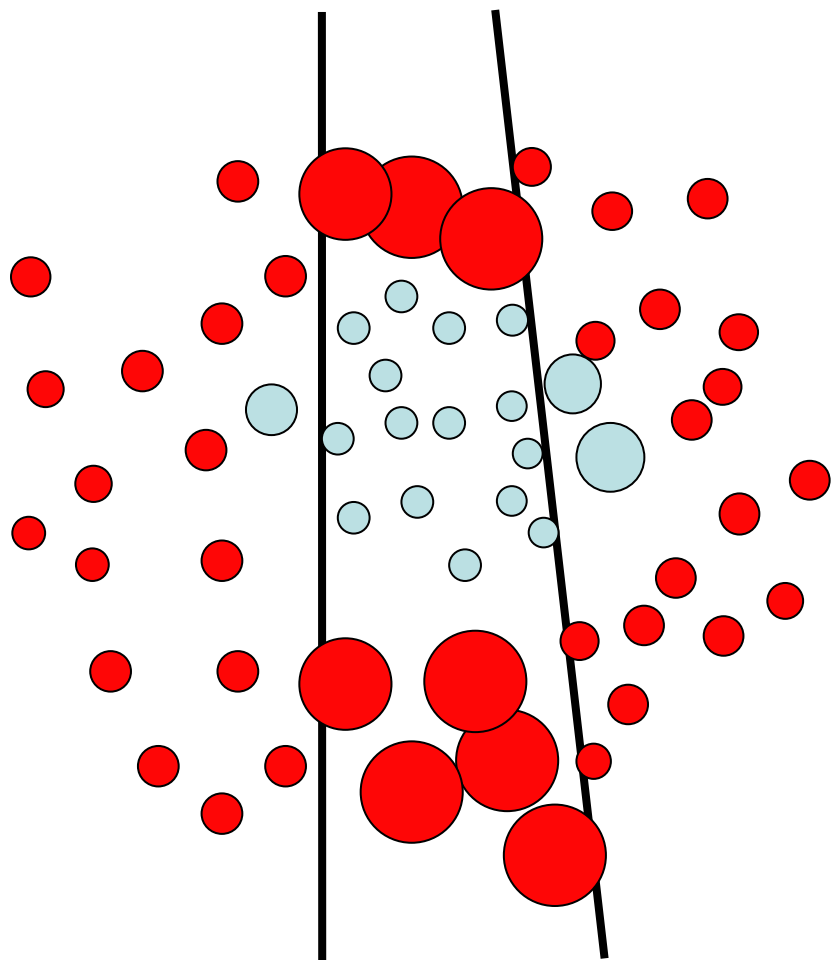


Каждая точка
относится к
одному из
классов:

$$y_t = \begin{cases} +1 (\text{red circle}) \\ -1 (\text{blue circle}) \end{cases}$$

**Изменяем веса
точек:**
 $w_t \leftarrow w_t \exp\{-y_t H_t\}$

Бустинг

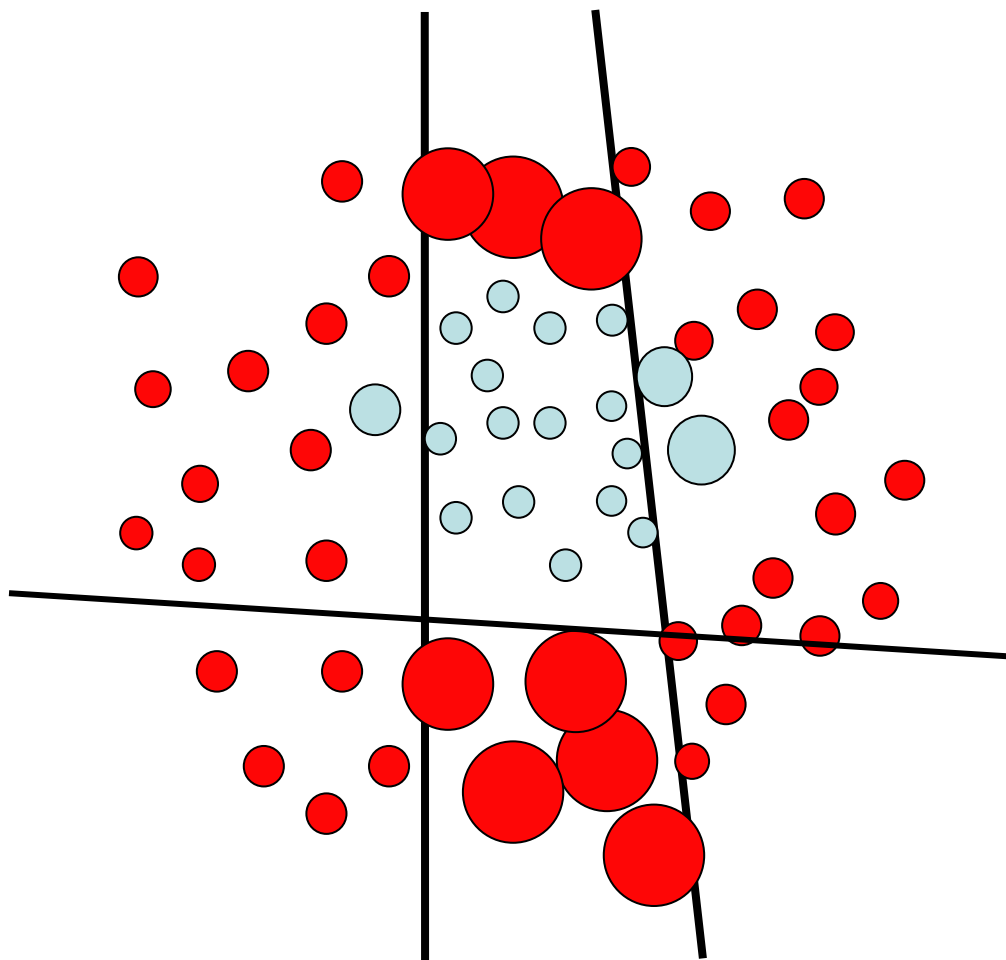


Каждая точка
относится к
одному из
классов:

$$y_t = \begin{cases} +1 (\bullet) \\ -1 (\circ) \end{cases}$$

**Изменяем веса
точек:**
 $w_t \leftarrow w_t \exp\{-y_t H_t\}$

Бустинг

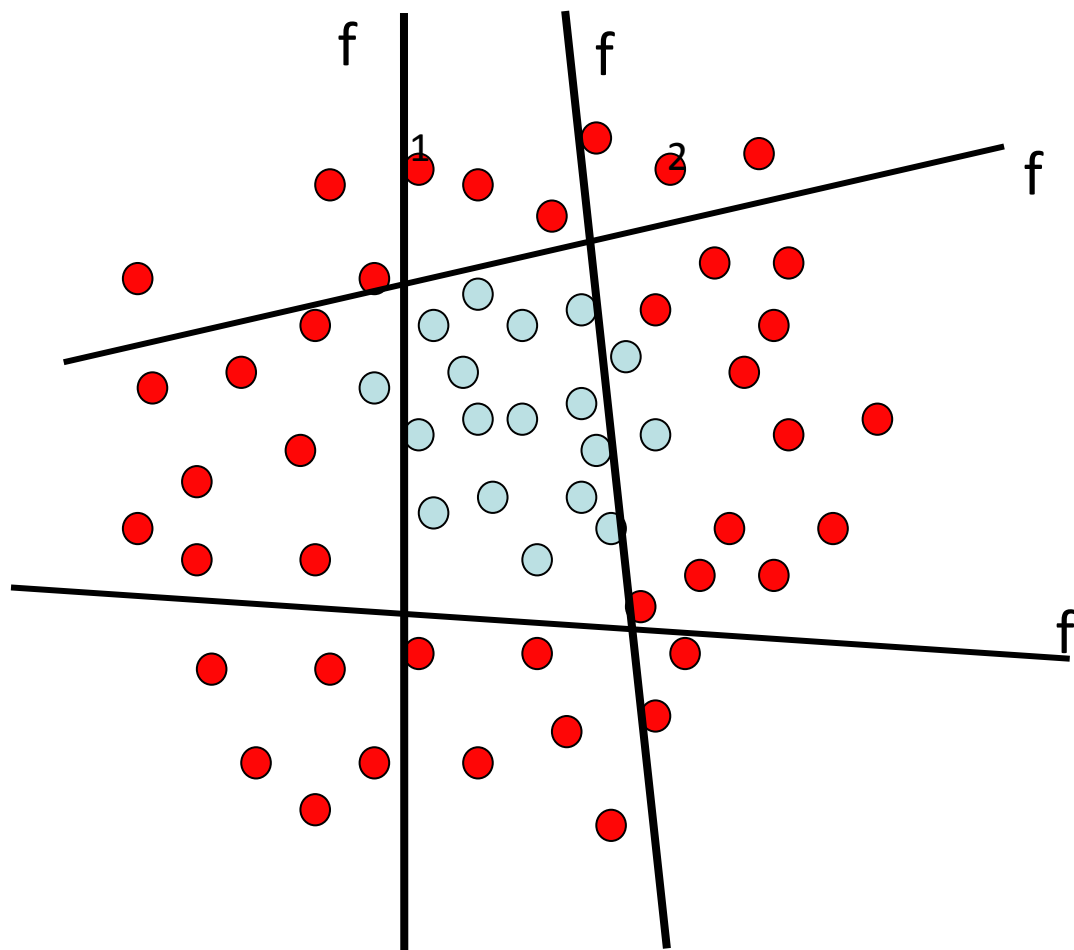


Каждая точка
относится к
одному из
классов:

$$y_t = \begin{cases} +1 (\bullet) \\ -1 (\circ) \end{cases}$$

**Изменяем веса
точек:**
 $w_t \leftarrow w_t \exp\{-y_t H_t\}$

Бустинг



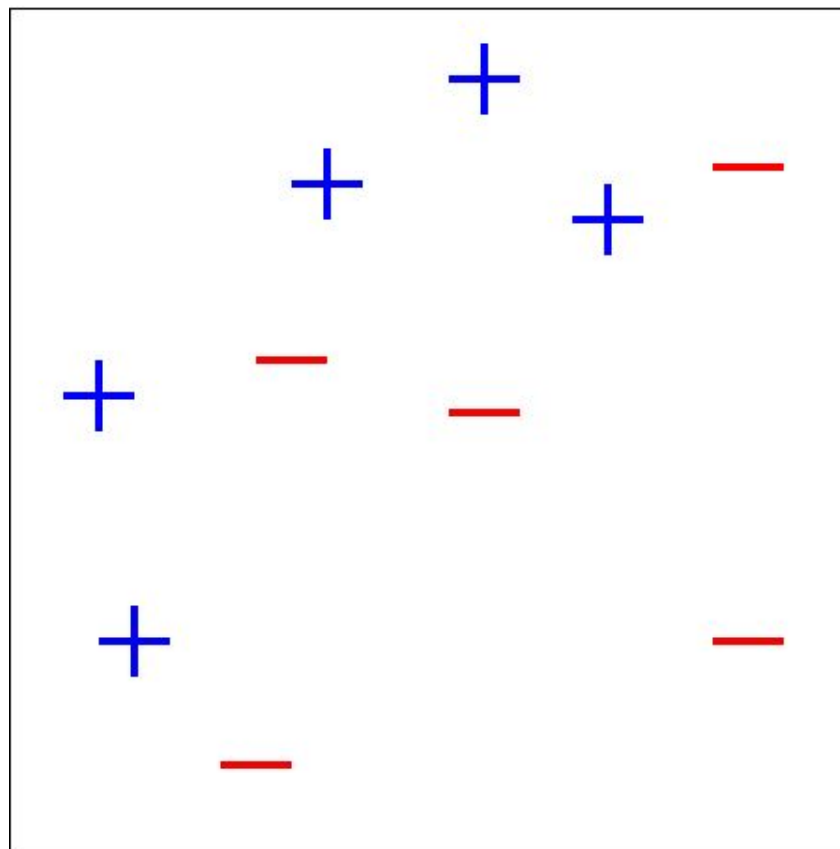
Сильный
классификатор,
построенный на
основе
комбинации слабых
классификаторов

Алгоритм

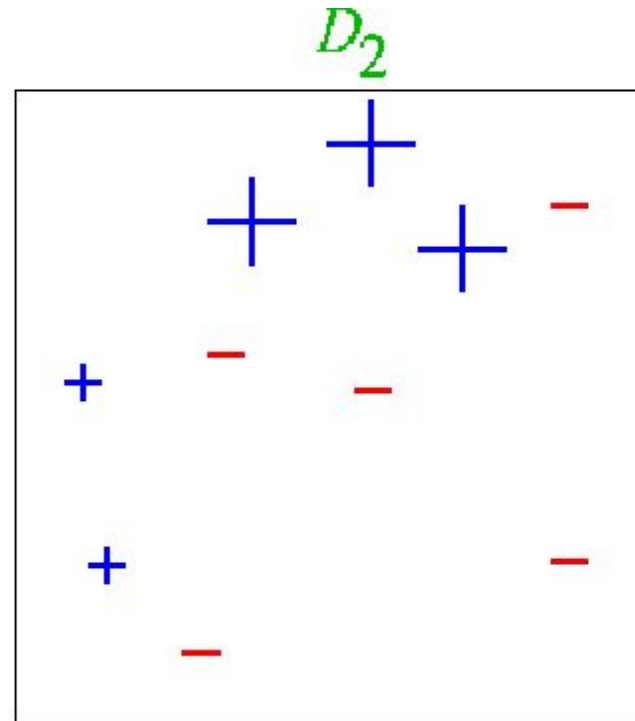
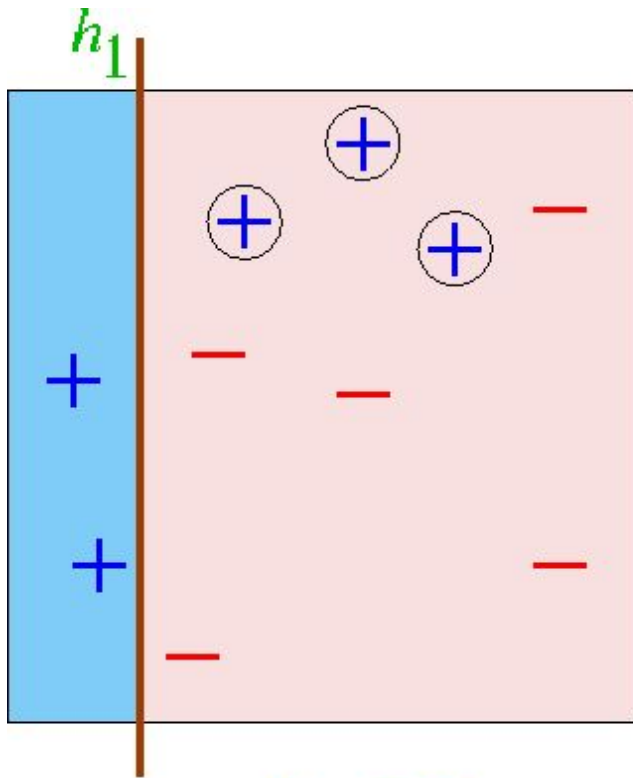
- Обучить первый слабый классификатор
- Классифицировать данные
- Посмотреть где он сделал ошибки
- Увеличить веса тех данных на которых ошибся классификатор
- Тренировать второй классификатор, на данных с измененными весами
- Скомбинировать первый и второй классификаторы
- Увеличить веса тех данных на которых ошибся комбинированный классификатор
- Обучить третий классификатор на данных с измененными весами
- Действуем аналогично для T классификаторов
- Окончательный результат – комбинация T слабых классификаторов.

Еще раз

D_1



Обучение



$$D_1(i) = 1/m$$

$$\epsilon_1 = 0.30$$

$$\alpha_1 = 0.42$$

ϵ = Сумма ошибочных D =

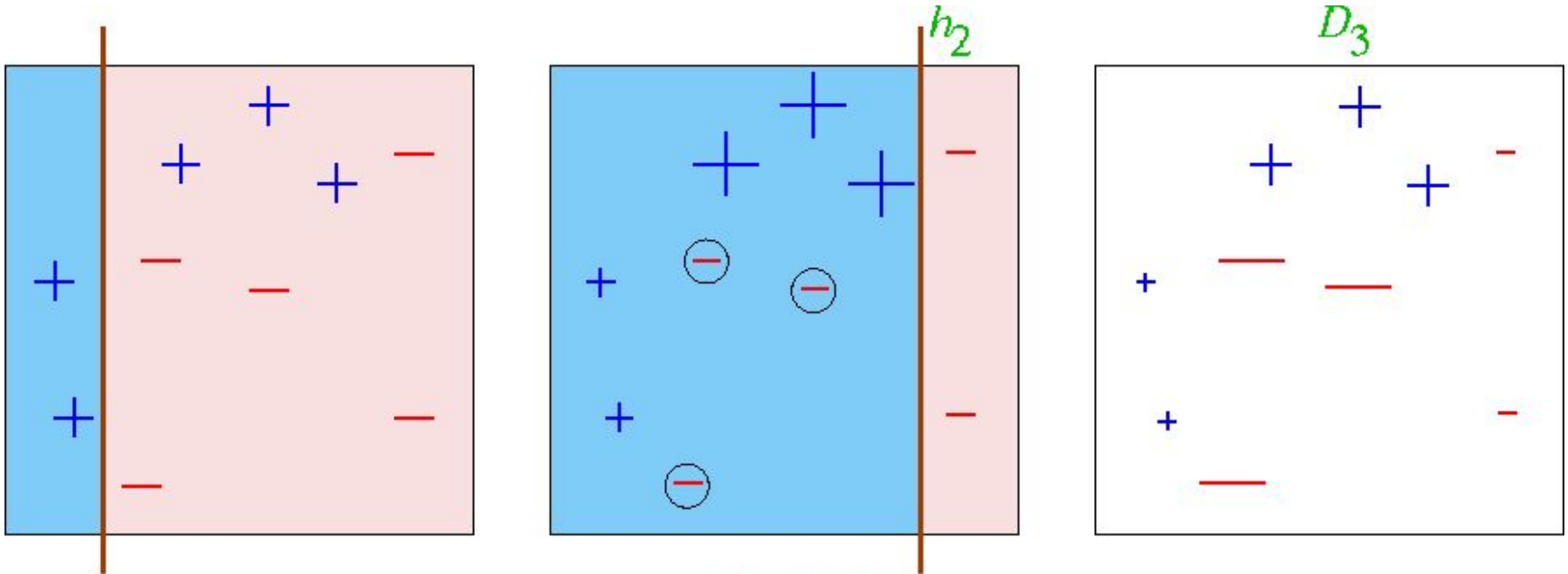
$$0.3$$

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$$

$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) \neq y_i \end{cases}$$

Z_t нормализующий фактор, чтобы сумма $D_1(i)$ была равна 1

Обучение



$$\epsilon_2 = 0.21$$

$$\alpha_2 = 0.65$$

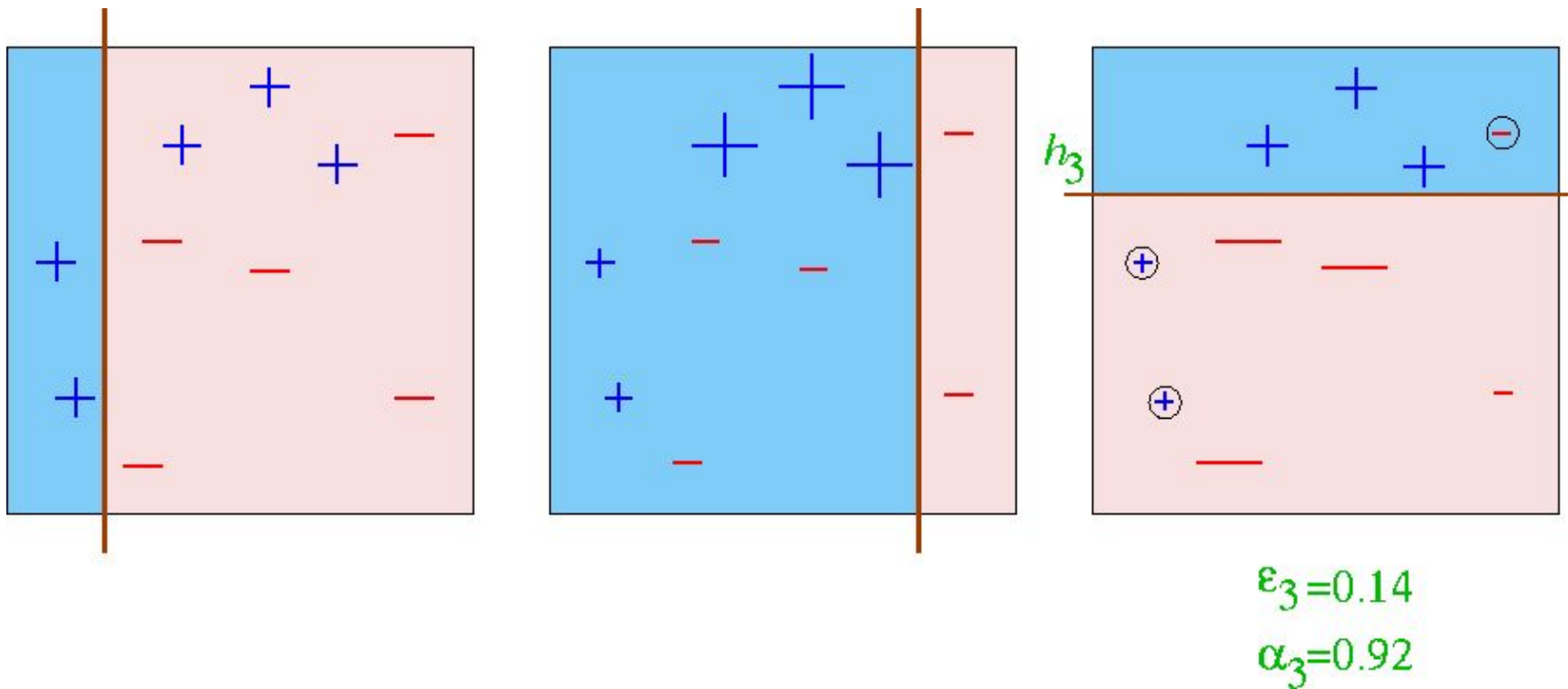
$$D_{t+1}(i) = \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_t} & \text{if } h_t(x_i) \neq y_i \end{cases}$$

ϵ = Сумма ошибочных D =

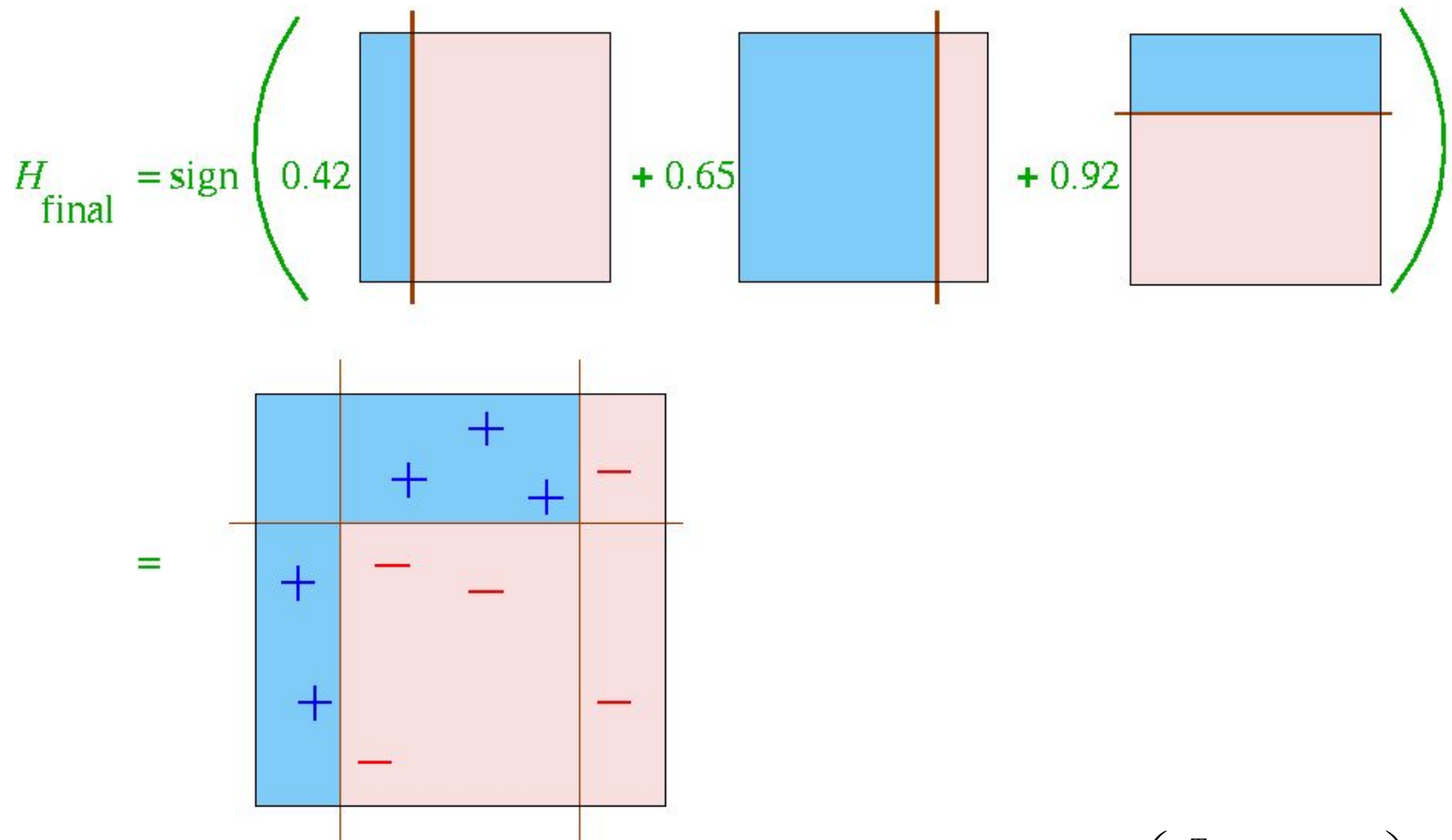
$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left(\frac{1 - \epsilon_t}{\epsilon_t} \right)$$

Z_t нормализующий фактор, чтобы сумма $D_1(i)$ была равна 1

Обучение



Обучение



- Выходом будет являться $f(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right)$