



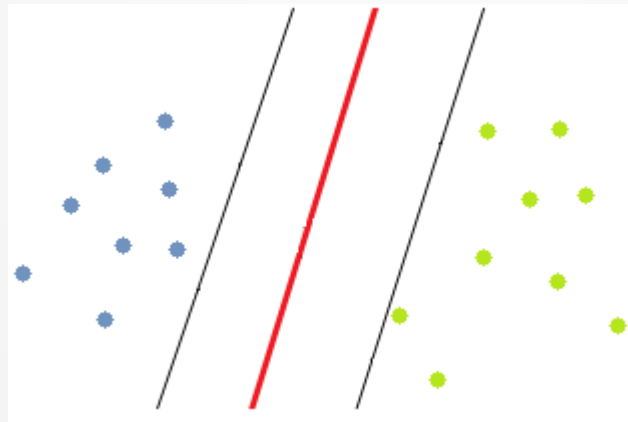
# Линейные методы: SVM

Евгений Борисов

# Линейные методы: SVM

## Метод опорных векторов (SVM, support vector machine)

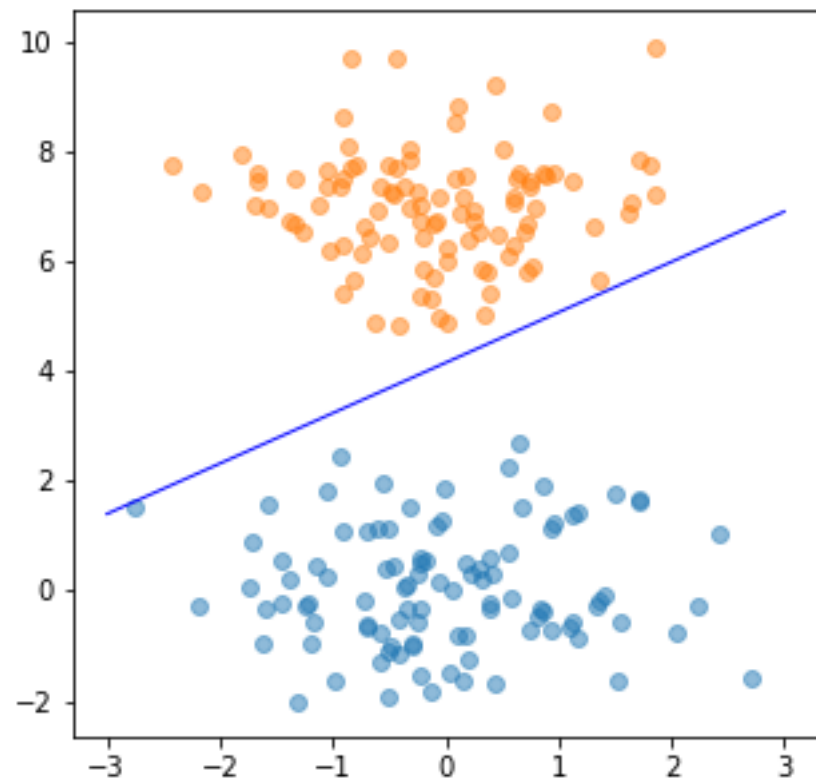
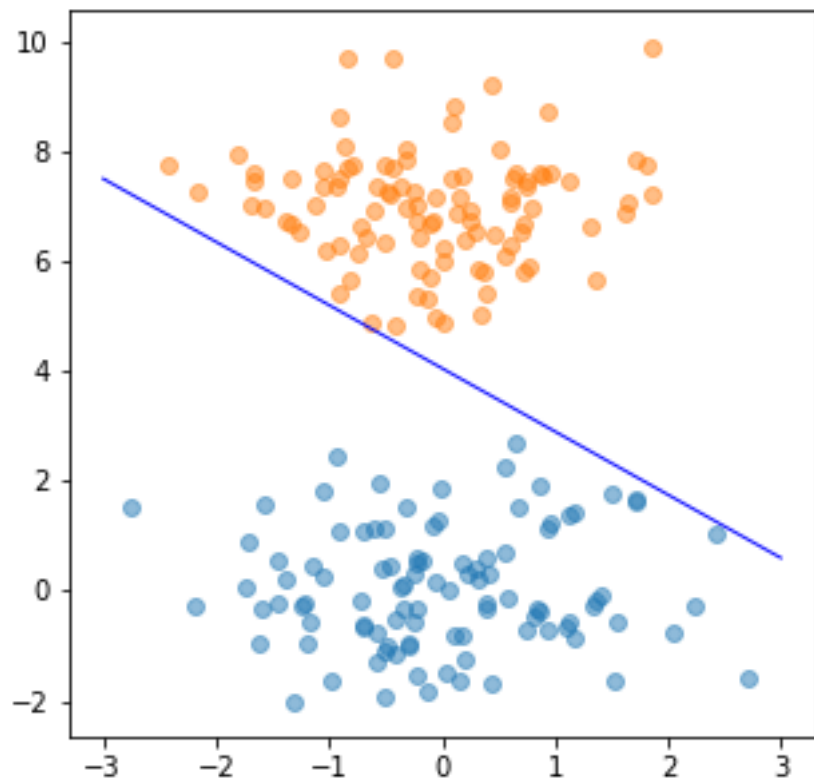
В.Н.Вапник, А.Я.Червоненкис, (1963)



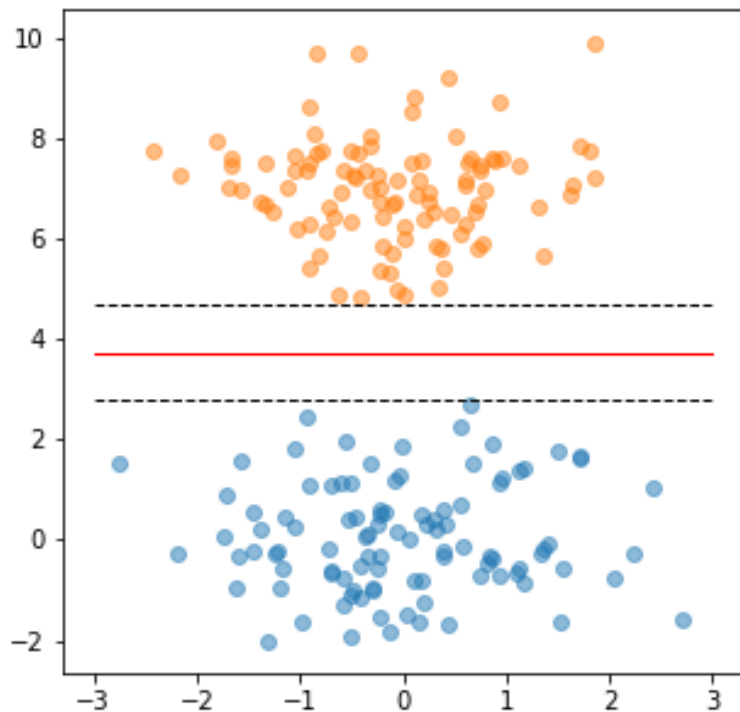
# Линейные методы: SVM

линейно разделимый набор

много разделяющих гиперплоскостей



# Линейные методы: SVM

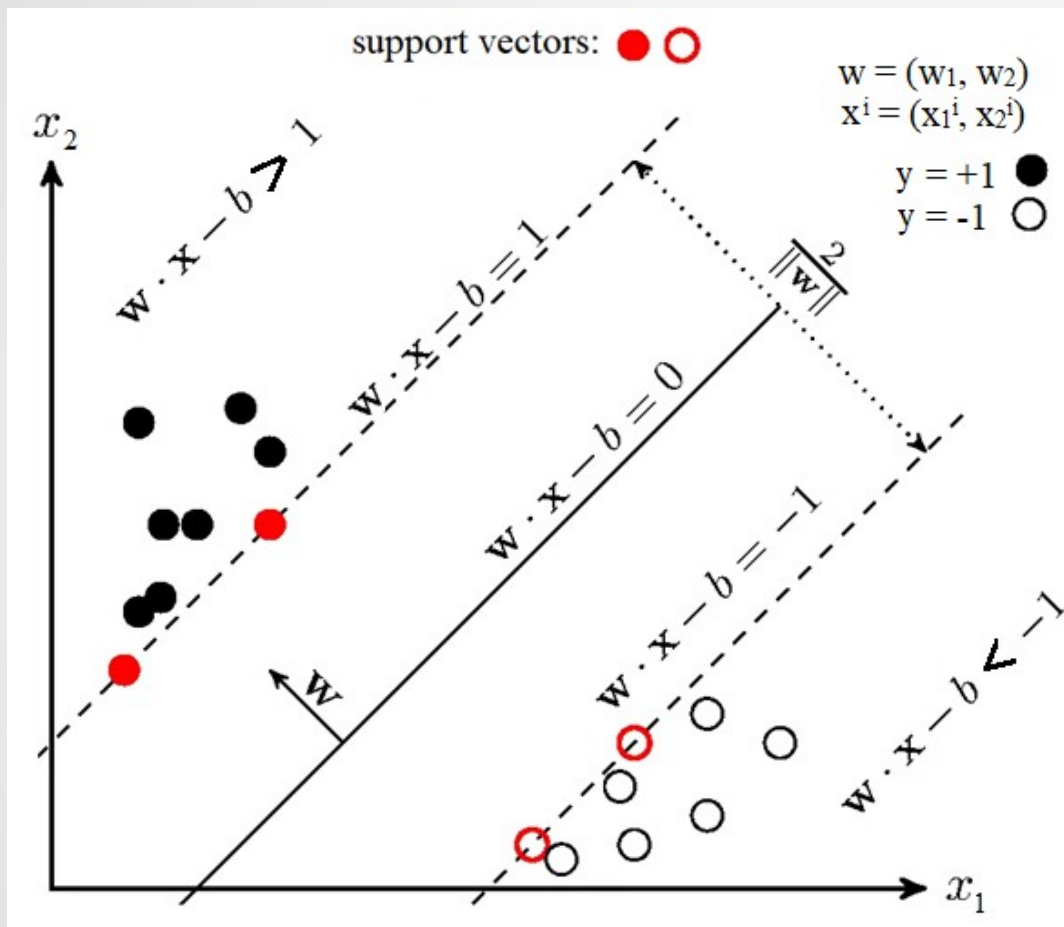


разделительная полоса

**опорные** (support) - объекты ограничивающие полосу

**цель** - полоса максимальной ширины

# Линейные методы: SVM



метки классов

$$y \in \{-1, +1\}$$

модель классификатора

$$a(x) = \text{sign}(x \cdot w - b)$$

отступ (margine)

$$M = y \cdot (x \cdot w - b)$$

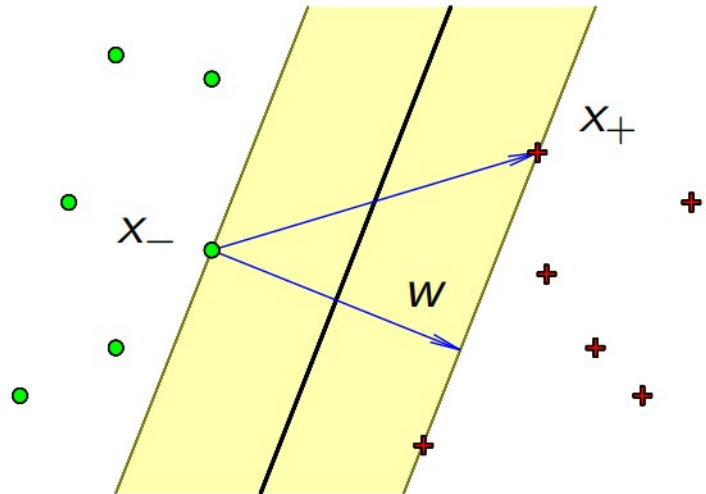
разделяющая гиперплоскость

$$\langle x, w \rangle - b = 0$$

$$\langle x^+, w \rangle - b > 0 \quad \text{позитивные}$$

$$\langle x^-, w \rangle - b < 0 \quad \text{негативные}$$

# Линейные методы: SVM



для определенности для опорных точек  
назначим отступ в единицу (нормировка)

$$M(x_s) = y \cdot (x_s \cdot w - b) = 1$$

тогда для положительных и отрицательных  
опорных точек имеем

$$\langle x_s^+, w \rangle - b = 1 \quad \langle x_s^-, w \rangle - b = -1$$

**ширина полосы**

$$\left\langle x_s^+ - x_s^-, \frac{w}{\|w\|} \right\rangle = \frac{\langle x_s^+, w \rangle - \langle x_s^-, w \rangle}{\|w\|} = \frac{(b+1) - (b-1)}{\|w\|} = \frac{2}{\|w\|}$$

# Линейные методы: SVM

## Задача оптимизации:

**Условие 1.** максимизация ширины полосы

$$\frac{2}{\|w\|} \rightarrow \max \quad (w^T \cdot w)/2 \rightarrow \min$$

**Условие 2.** никакому объекту не разрешается попадать на полосу разделения (hard-margin SVM)

$$M(x) = y \cdot (x \cdot w - b) \geq 1$$

## **Решение аналитическое:**

задача выпуклой квадратичной оптимизации, имеет единственное решение, эквивалентна задаче поиска седловой точки функции Лагранжа,

$$a(x) = \text{sign} \left( \sum_i \lambda_i y_i \langle x_i, x \rangle - w_0 \right)$$

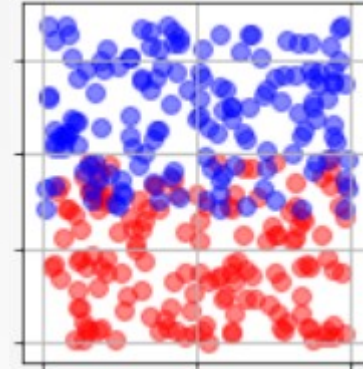
$\lambda_i \neq 0$  только для опорных объектов  $x_i$

для определения  $\lambda_i$  применяется алгоритм SMO (sequential minimal optimization)

# Линейные методы: SVM

для **линейно Неразделимых** данных система будет **несовместна**

$$\begin{cases} M(x) = y \cdot (x \cdot w - b) \geq 1 \\ (w^T \cdot w) / 2 \rightarrow \min \end{cases}$$



ослабим условия - разрешим ошибки на учебном наборе, (soft-margin SVM)

$$\begin{cases} M(x_i) = y_i \cdot (x_i \cdot w - b) \geq 1 - \xi_i \\ (w^T \cdot w) / 2 + \alpha \sum \xi_i \rightarrow \min \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

для каждого примера  $x_i$  определим величину допустимой ошибки  $\xi_i$



# Линейные методы: SVM

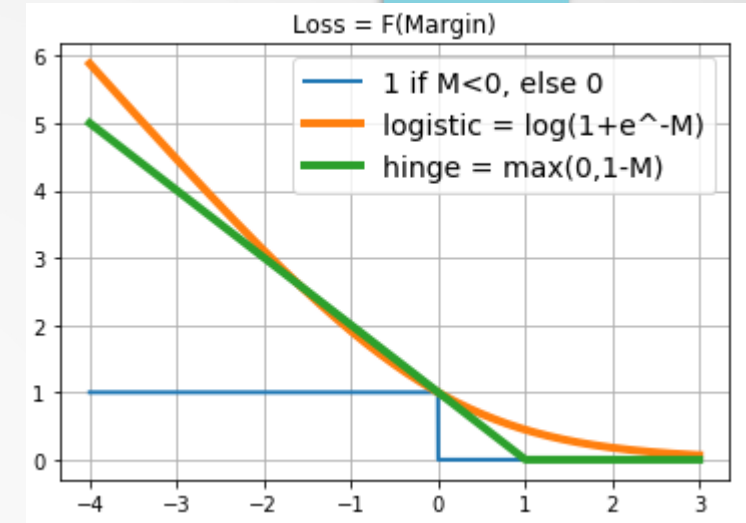
будем считать количество ошибок классификатора

$$\sum [M_i < 0]$$

и определим «штраф» за ошибку для классификатора

$$\sum [M_i < 0] \leq \sum (1 - M_i)_+ = \sum \max(0, 1 - M_i)$$

чем больше отступ  $M$  уходит в минус тем больше «штраф»



Определим функцию потерь на основе «штрафа» **Hinge loss**

$$Q = \max(0, 1 - M_i) + \alpha (w^T \cdot w) / 2 = \max(0, 1 - y \cdot w^T \cdot x) + \alpha \cdot (w^T \cdot w) / 2$$

Для минимизации **Hinge loss** будем применять метод градиентного спуска

$$a(x) = \text{sign}(x \cdot w - b) \quad w := w - \eta \cdot \nabla Q \quad \nabla Q = \begin{cases} \alpha w - w x; & y x w < 1 \\ \alpha w; & y x w \geq 1 \end{cases}$$

# Линейные методы: литература

git clone [https://github.com/mechanoid5/ml\\_lectorium.git](https://github.com/mechanoid5/ml_lectorium.git)

Воронцов К.В. Метод опорных векторов.  
<http://www.ccas.ru/voron/download/SVM.pdf>

Машинное обучение для людей  
[https://vas3k.ru/blog/machine\\_learning/](https://vas3k.ru/blog/machine_learning/)