

Машинное обучение

Лекция 5

Логистическая регрессия и SVM

План лекции

- Бинарная классификация
- Предсказание вероятностей
- Логистическая регрессия
- Метод опорных векторов

Линейная классификация

- Решаем задачу бинарной классификации:

$$\mathbb{Y} = \{-1, +1\}$$

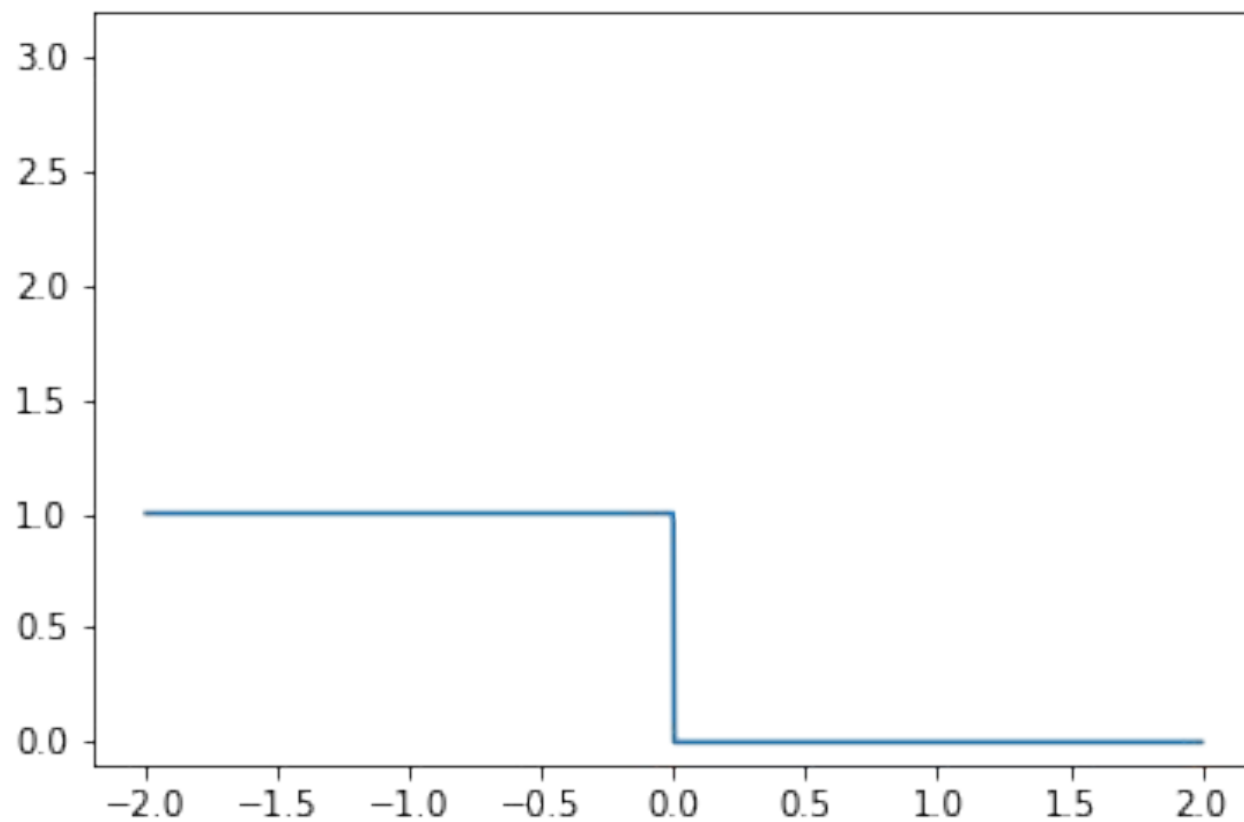
- Линейная модель:

$$a(x) = \text{sign}(\langle w, x \rangle - t)$$

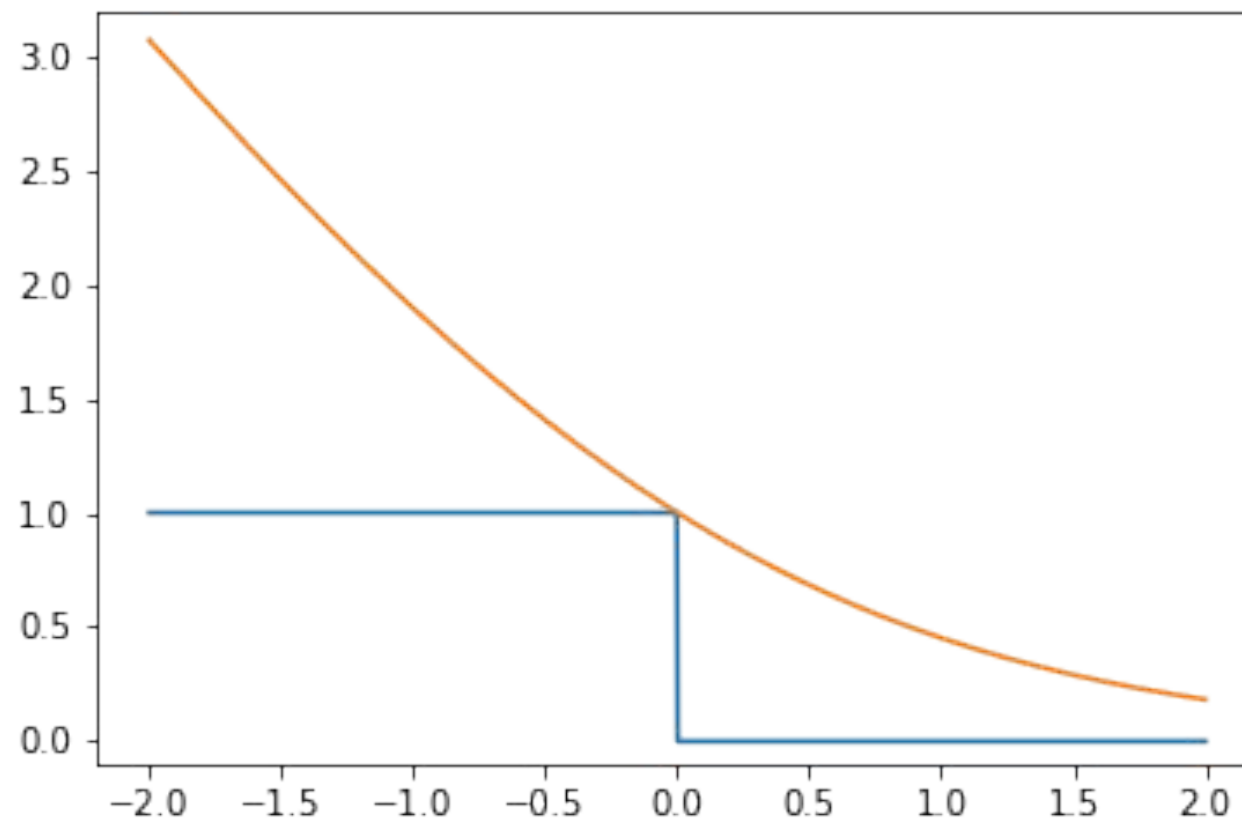
- Функция потерь:

$$Q(w, X) = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \underbrace{[y_i \langle w, x_i \rangle < 0]}_{M_i}$$

Линейная классификация

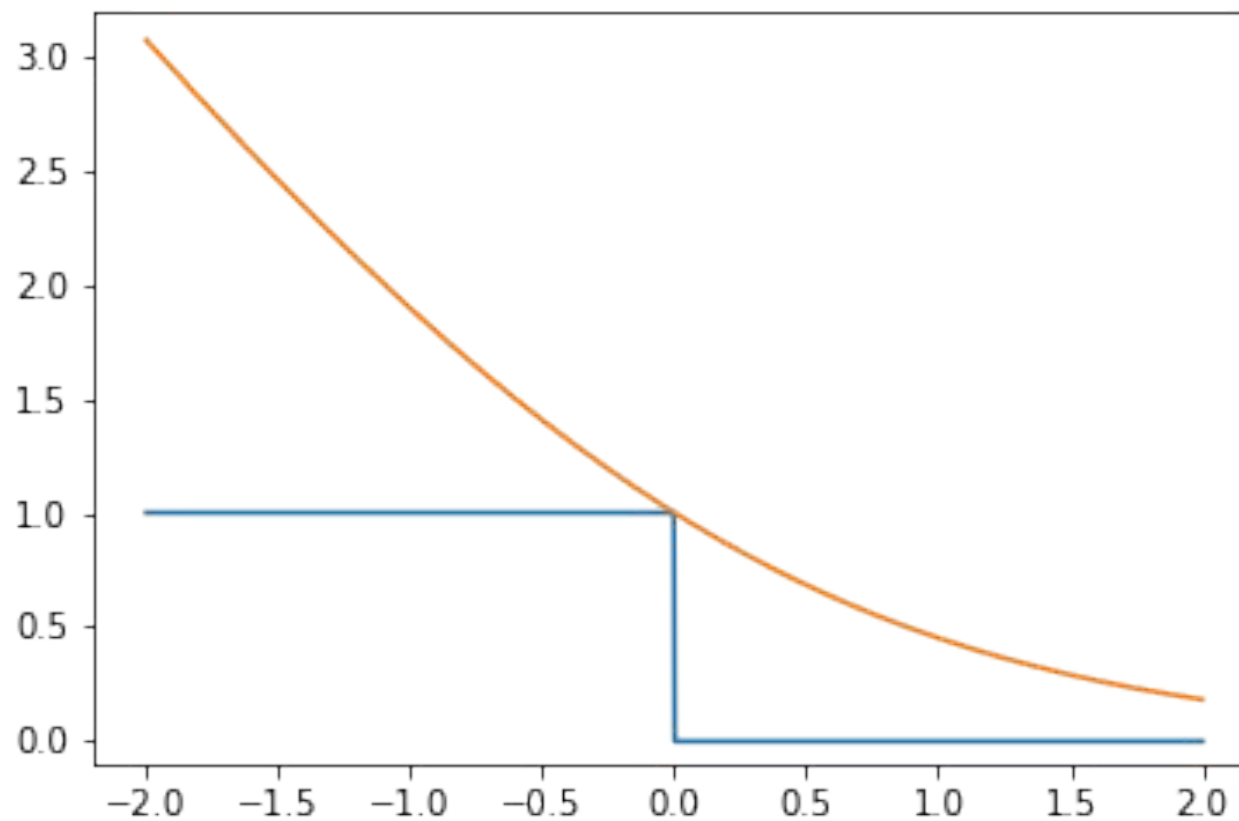


Линейная классификация



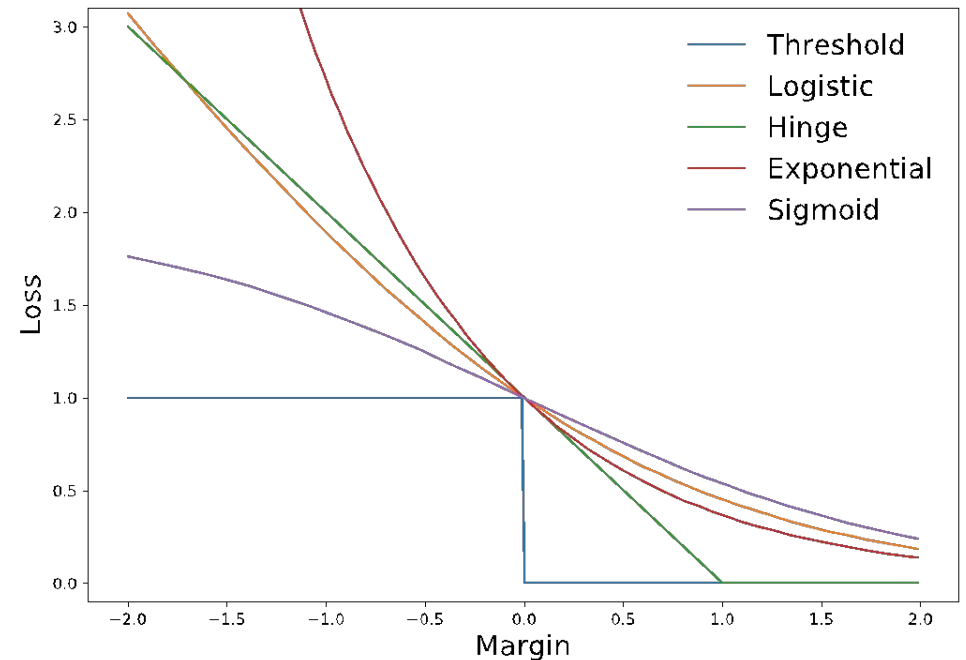
Линейная классификация

$$0 \leq \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} [y_i \langle w, x_i \rangle < 0] \leq \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} \tilde{L}(y_i \langle w, x_i \rangle) \rightarrow \min_w$$

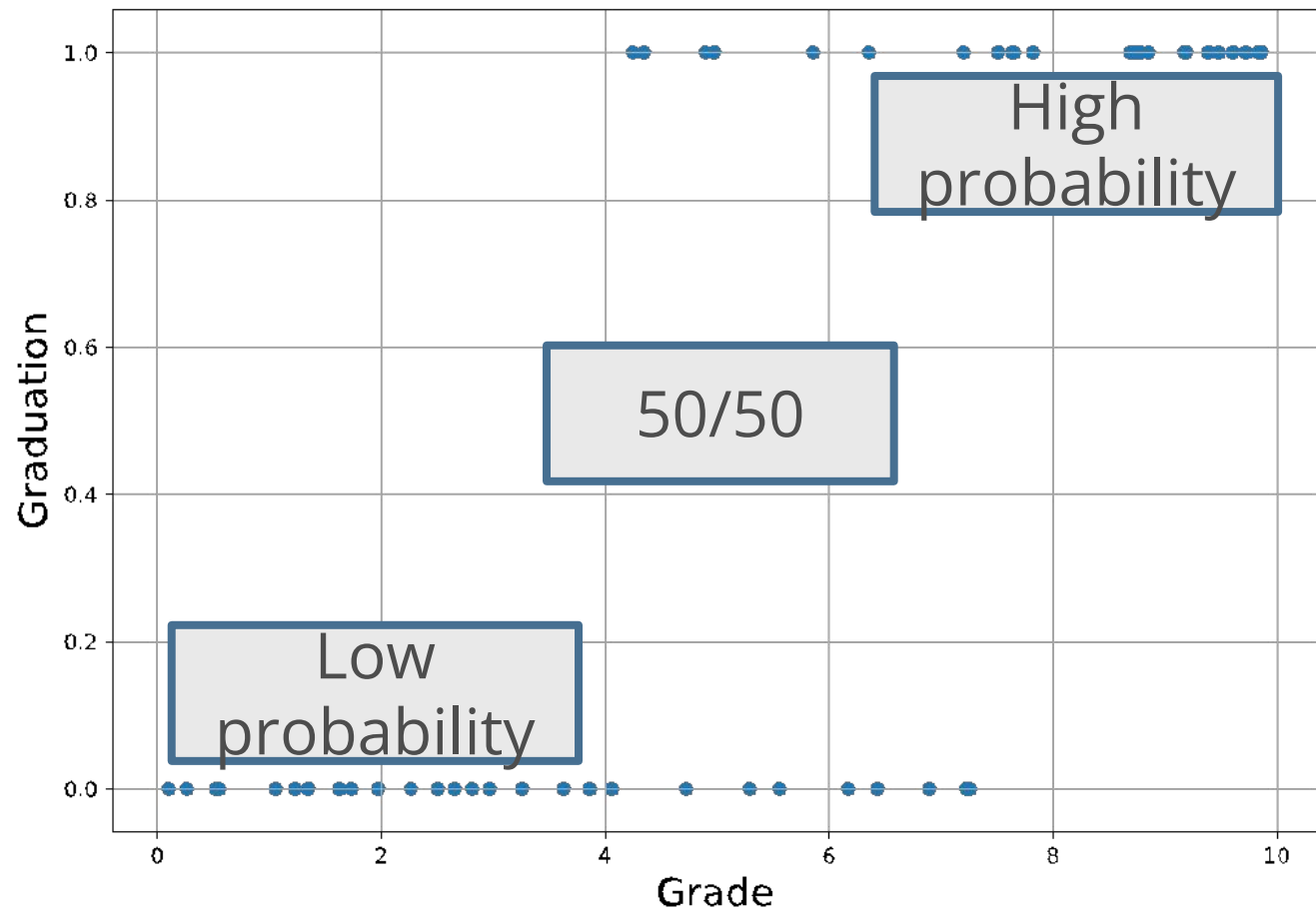


Линейная классификация

- Разные верхние оценки \Rightarrow разные модели
- Свойства модели \Rightarrow верхняя оценка



Предсказание вероятностей



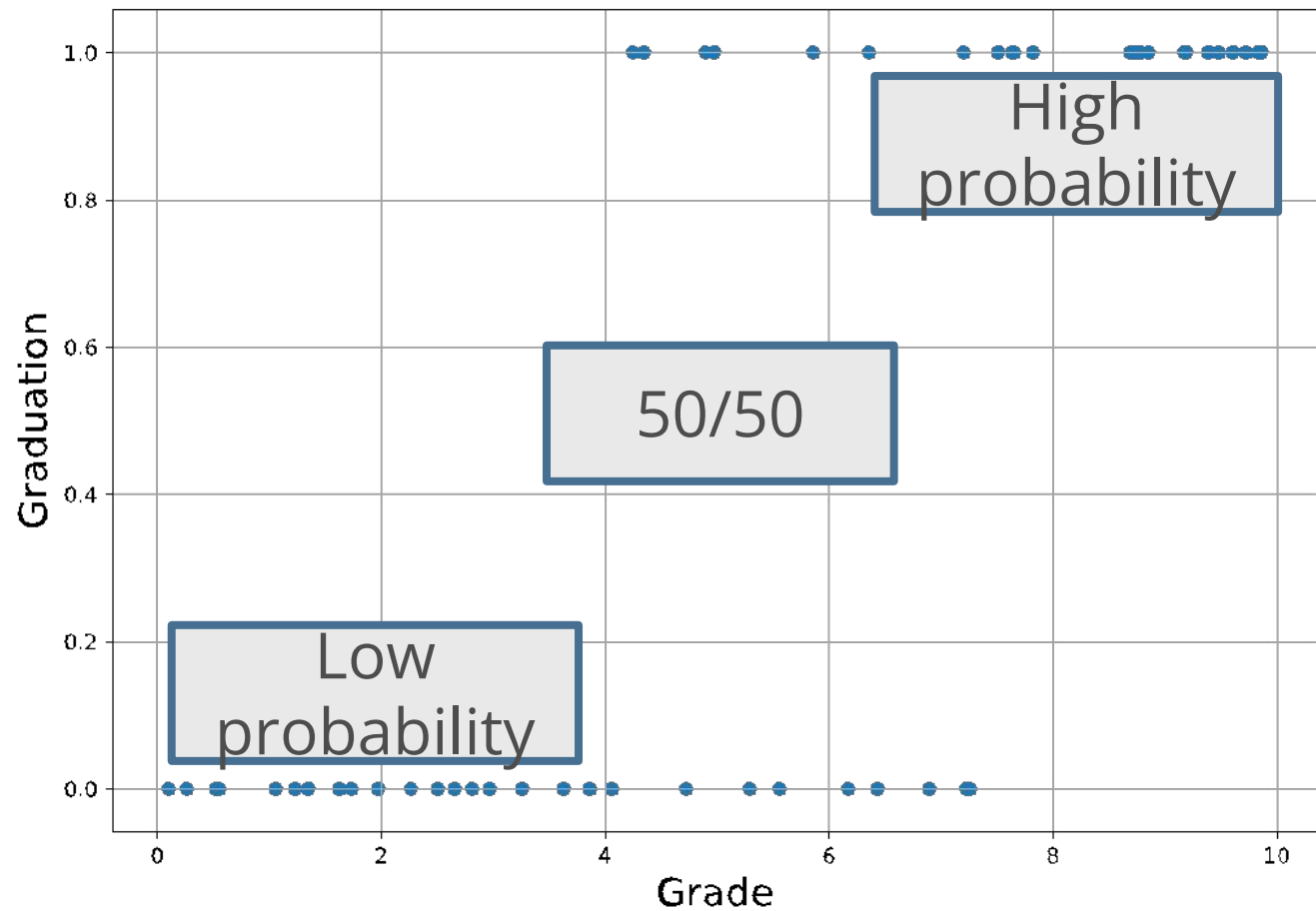
Предсказание вероятностей

- Кредитный скоринг
- Стратегия: выдавать кредит только клиентам с вероятностью возврата > 0.9
- 10% невозвращенных кредитов - нормально

Предсказание вероятностей

- Реклама в интернете:
 - $b(x)$ — вероятность клика
 - $c(x)$ — прибыль в случае клика
 - $c(x)b(x)$ — хотим оптимизировать

Предсказание вероятностей



Логистическая регрессия

Логистическая регрессия

- Решаем задачу бинарной классификации:

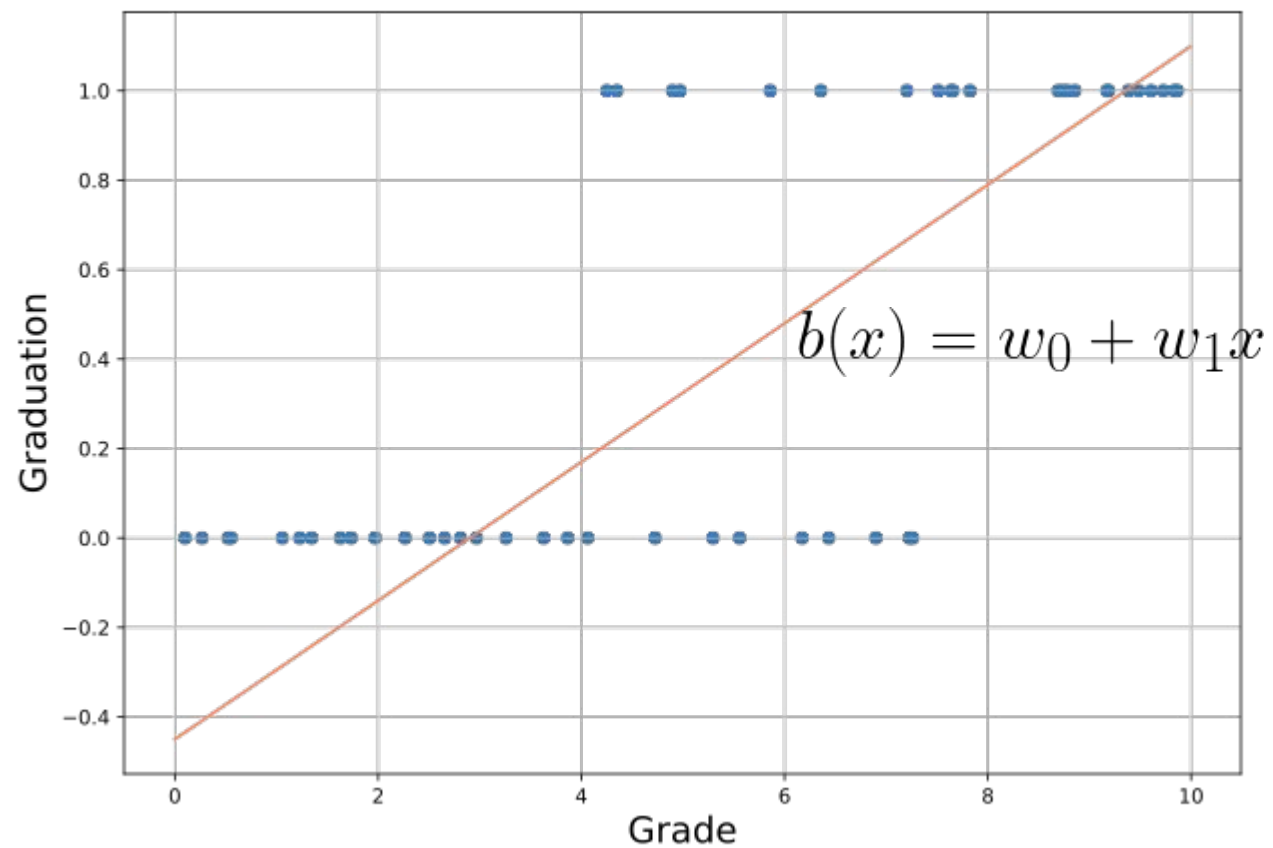
$$\mathbb{Y} = \{-1, +1\}$$

- Линейная модель:

$$a(x) = \text{sign}(b(x)) = \text{sign}(\langle w, x \rangle)$$

- Может использовать $b(x) = \langle w, x \rangle$ как оценку вероятности?

Логистическая регрессия

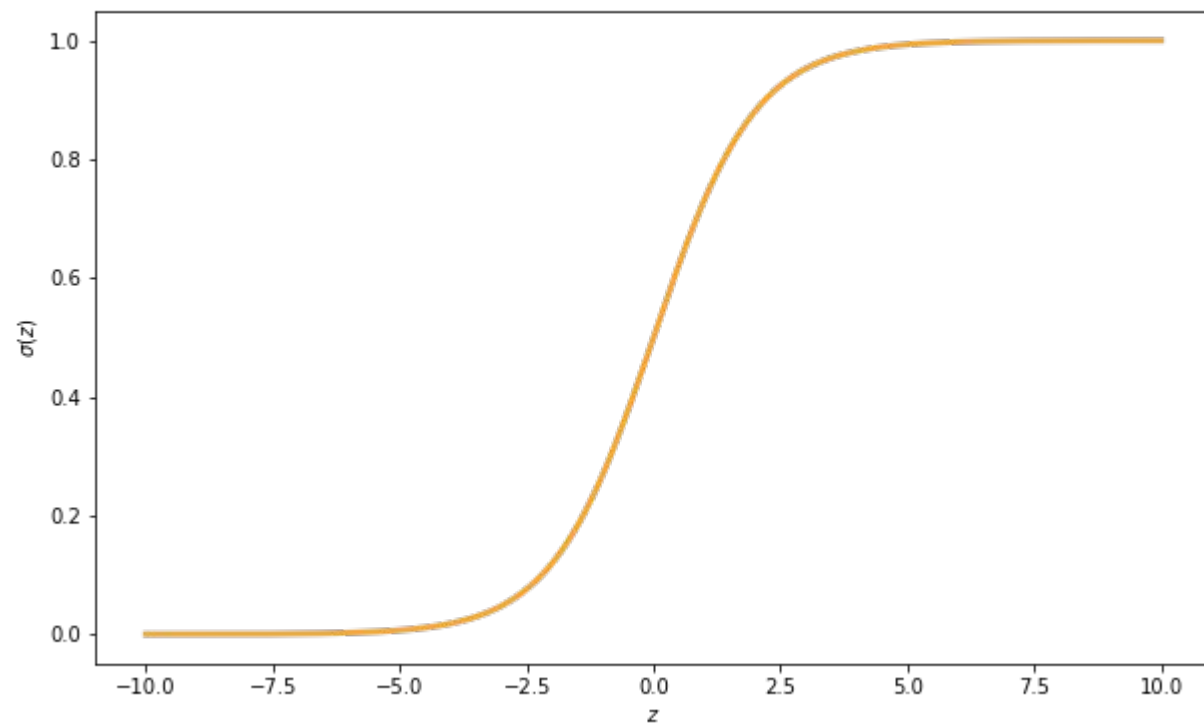


Логистическая регрессия

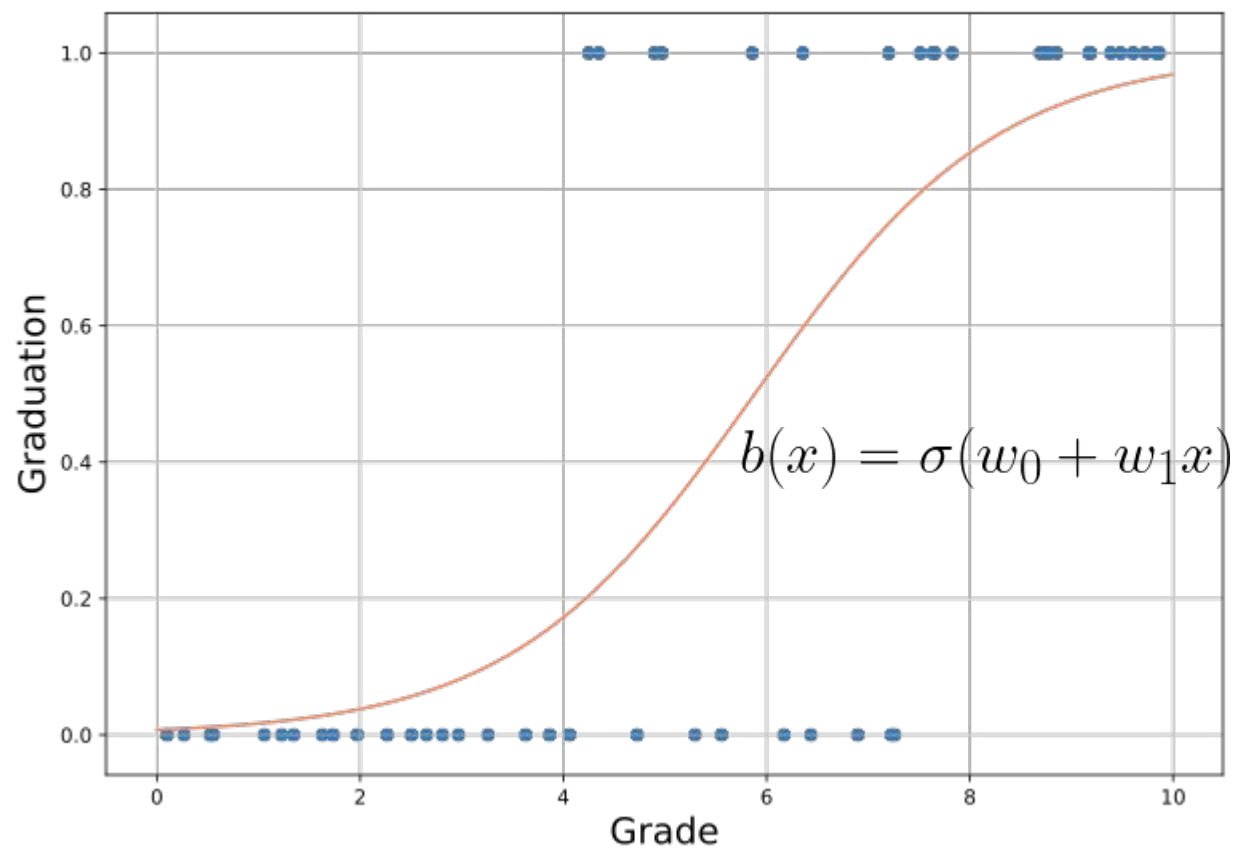
- Давайте переведем выход модели на отрезок $[0, 1]$
- Например, с помощью сигмоиды

$$\sigma(\langle w, x \rangle) = 1 / (1 + \exp(-\langle w, x \rangle))$$

Сигмоида



Предсказание вероятностей



Логистическая регрессия

- Задача бинарной классификации: $\mathbb{Y} = \{-1, +1\}$
- Предсказание вероятностей

$$P(y_i = 1) = \sigma(\langle w, x_i \rangle)$$

Теперь мы можем использовать метод максимального правдоподобия

Логистическая регрессия

Логистическая регрессия

$$\begin{aligned} & -\sum_{i=1}^{\ell} \{[y_i = 1] \log \sigma(\langle w, x_i \rangle) + [y_i = -1] \log(1 - \sigma(\langle w, x_i \rangle))\} = \\ & -\sum_{i=1}^{\ell} \left\{ [y_i = 1] \log \frac{1}{1 + \exp(-\langle w, x \rangle)} + [y_i = -1] \log \left(1 - \frac{1}{1 + \exp(-\langle w, x \rangle)} \right) \right\} = \\ & -\sum_{i=1}^{\ell} \left\{ [y_i = 1] \log \frac{1}{1 + \exp(-\langle w, x \rangle)} + [y_i = -1] \log \left(\frac{1}{1 + \exp(\langle w, x \rangle)} \right) \right\} = \\ & \sum_{i=1}^{\ell} \{ [y_i = 1] \log(1 + \exp(-\langle w, x \rangle)) + [y_i = -1] \log(1 + \exp(\langle w, x \rangle)) \} = \\ & \sum_{i=1}^{\ell} \log(1 + \exp(-y_i \langle w, x_i \rangle)) \end{aligned}$$

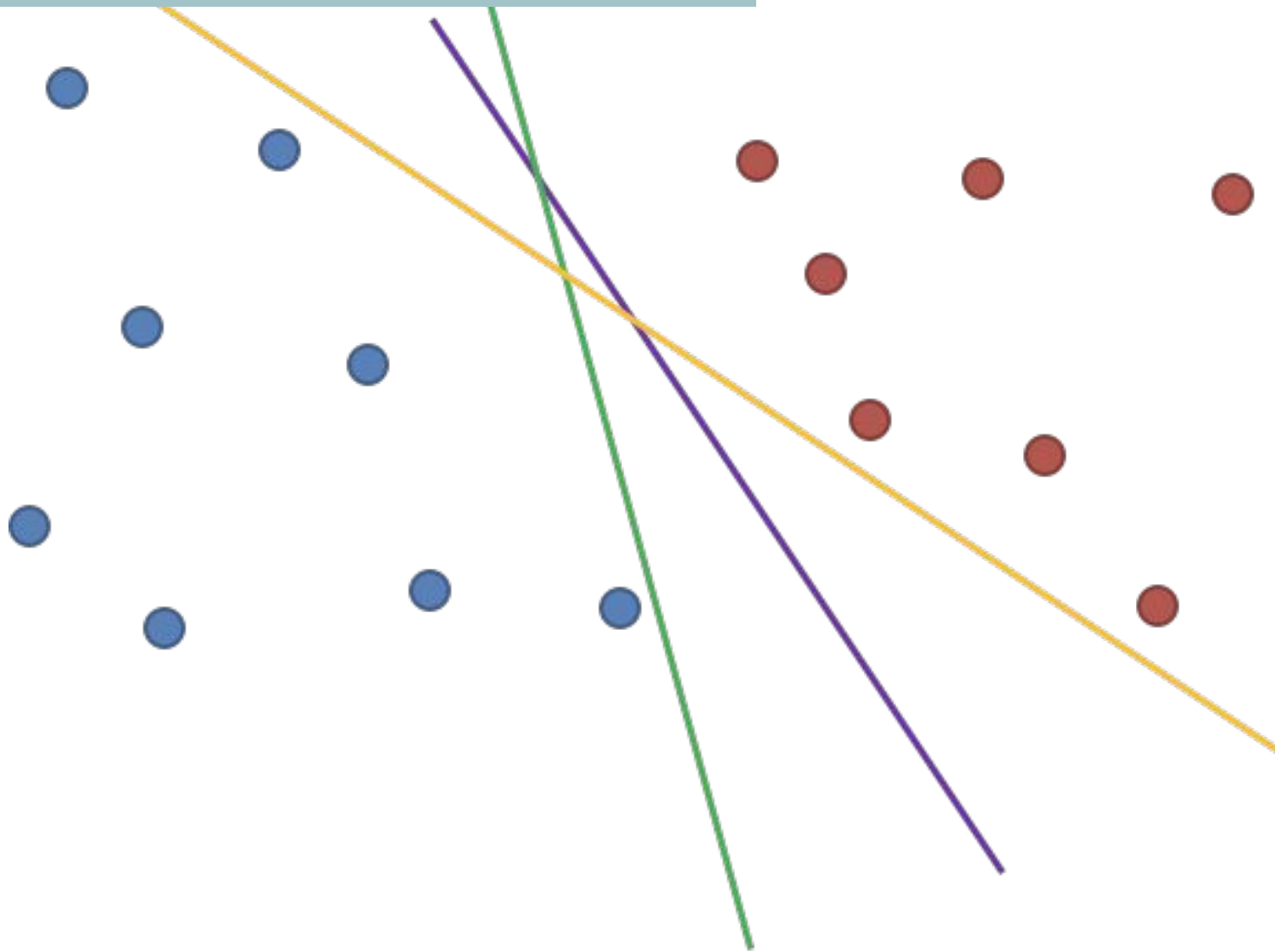
Логистическая регрессия

- Немало задач, где нужно предсказывать вероятности
- Можно применить сигмоиду к линейной модели, чтобы получать числа от 0 до 1
- Логистическая функция максимизирует отступы — то есть приближает вероятности к 1 или 0 в зависимости от класса

Логистическая регрессия и друзья

Метод опорных векторов

Какой классификатор лучше?



Отступ классификатора

Вспомним, что линейный классификатор задает гиперплоскость

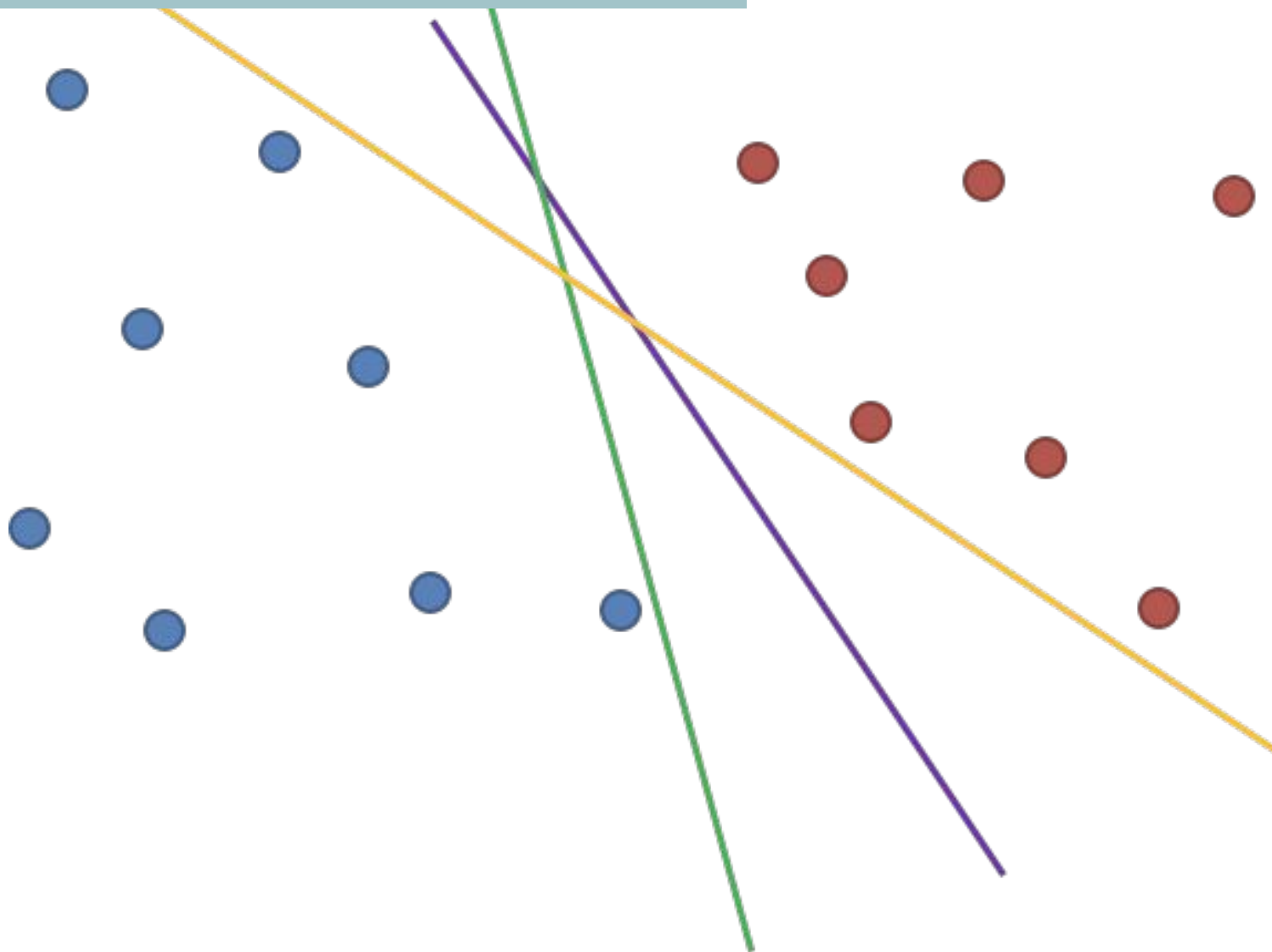
$$\langle w, x \rangle = 0$$

Расстояние от любой точки x до этой гиперплоскости

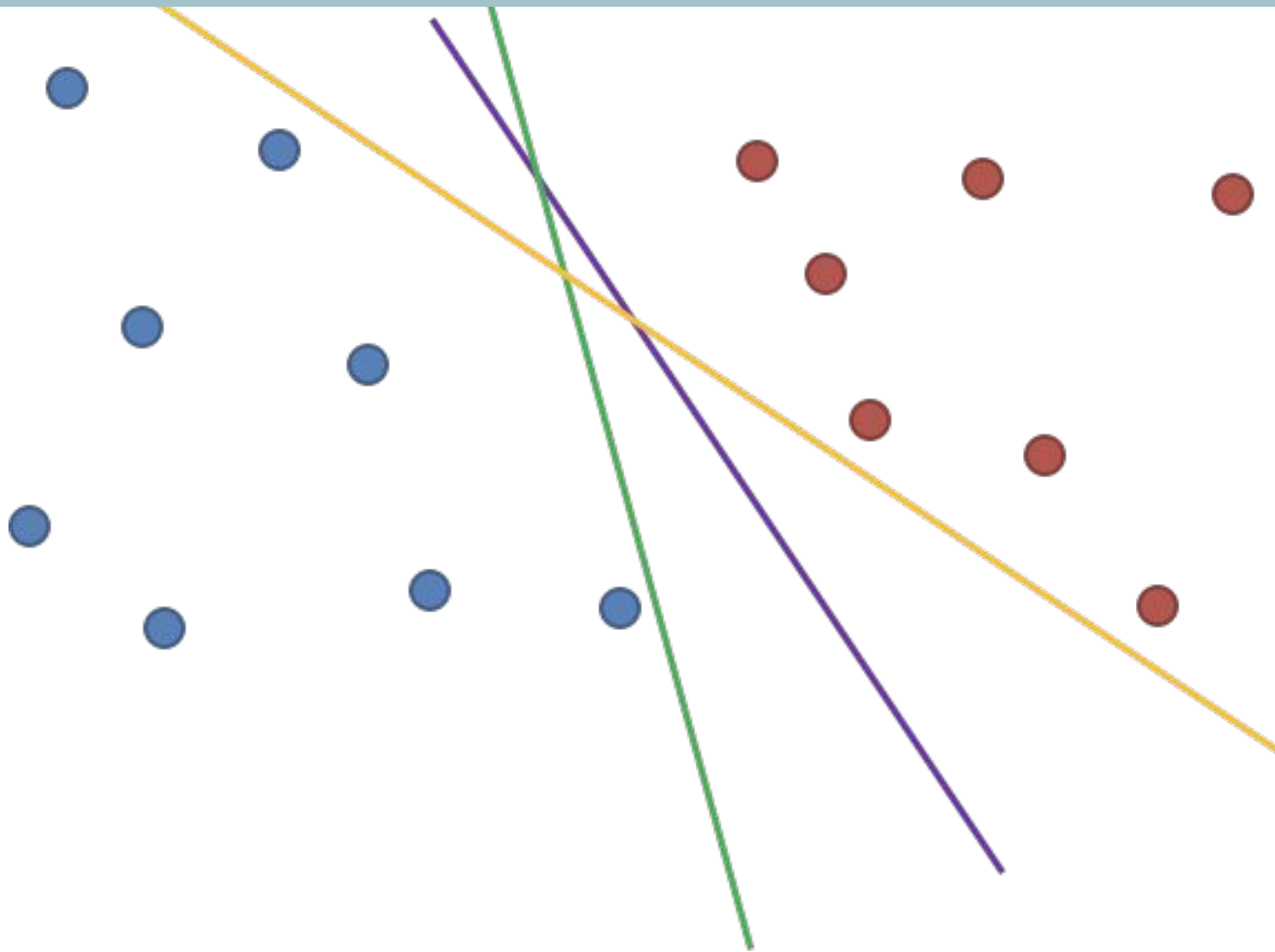
$$\frac{|\langle w, x \rangle|}{\|w\|}$$

Отступ классификатора — расстояние от гиперплоскости до ближайшего объекта

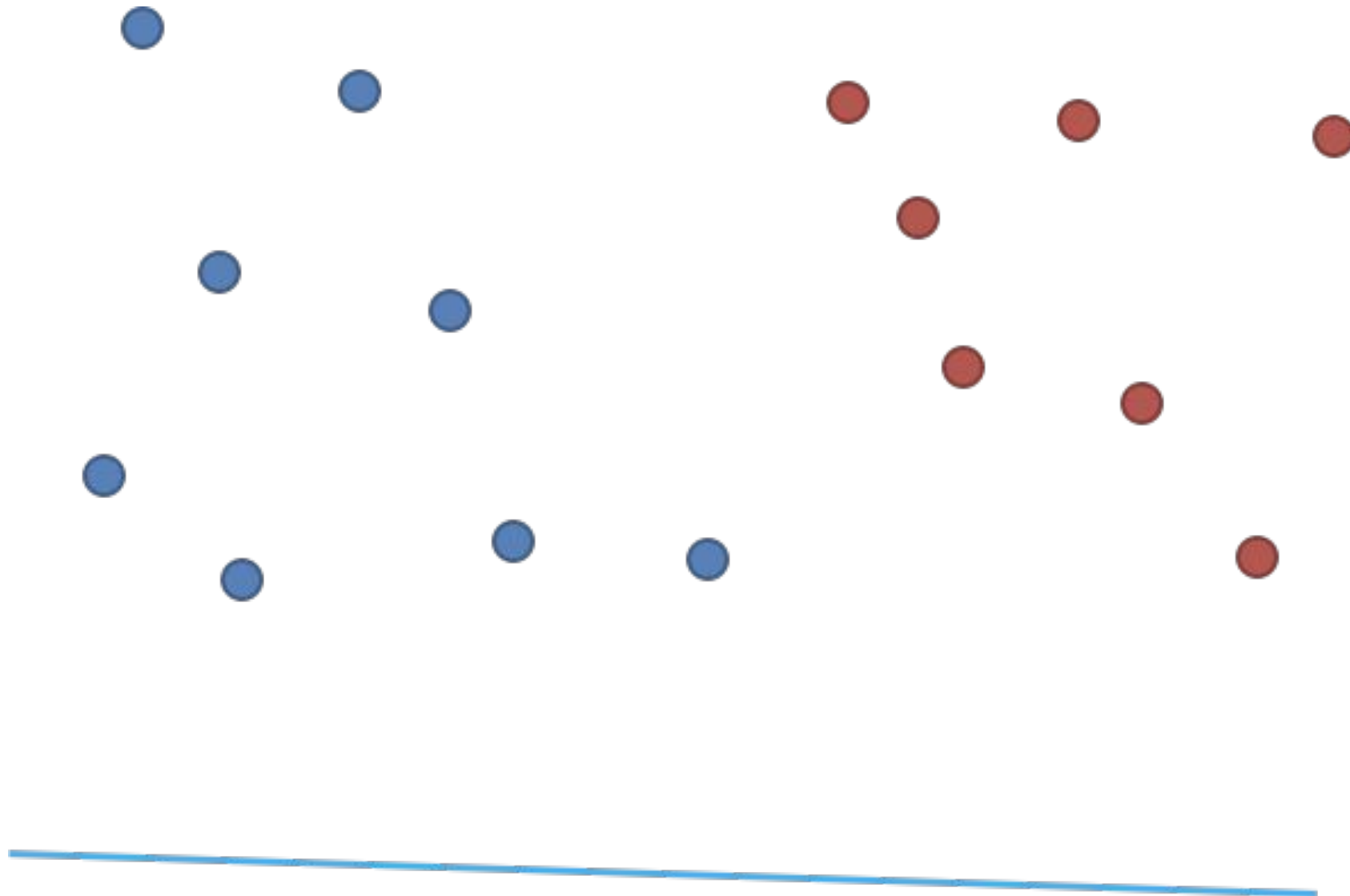
Какой классификатор лучше?



Какой классификатор лучше? имеет больший отступ?



Какой классификатор ~~лучше?~~ имеет больший отступ?



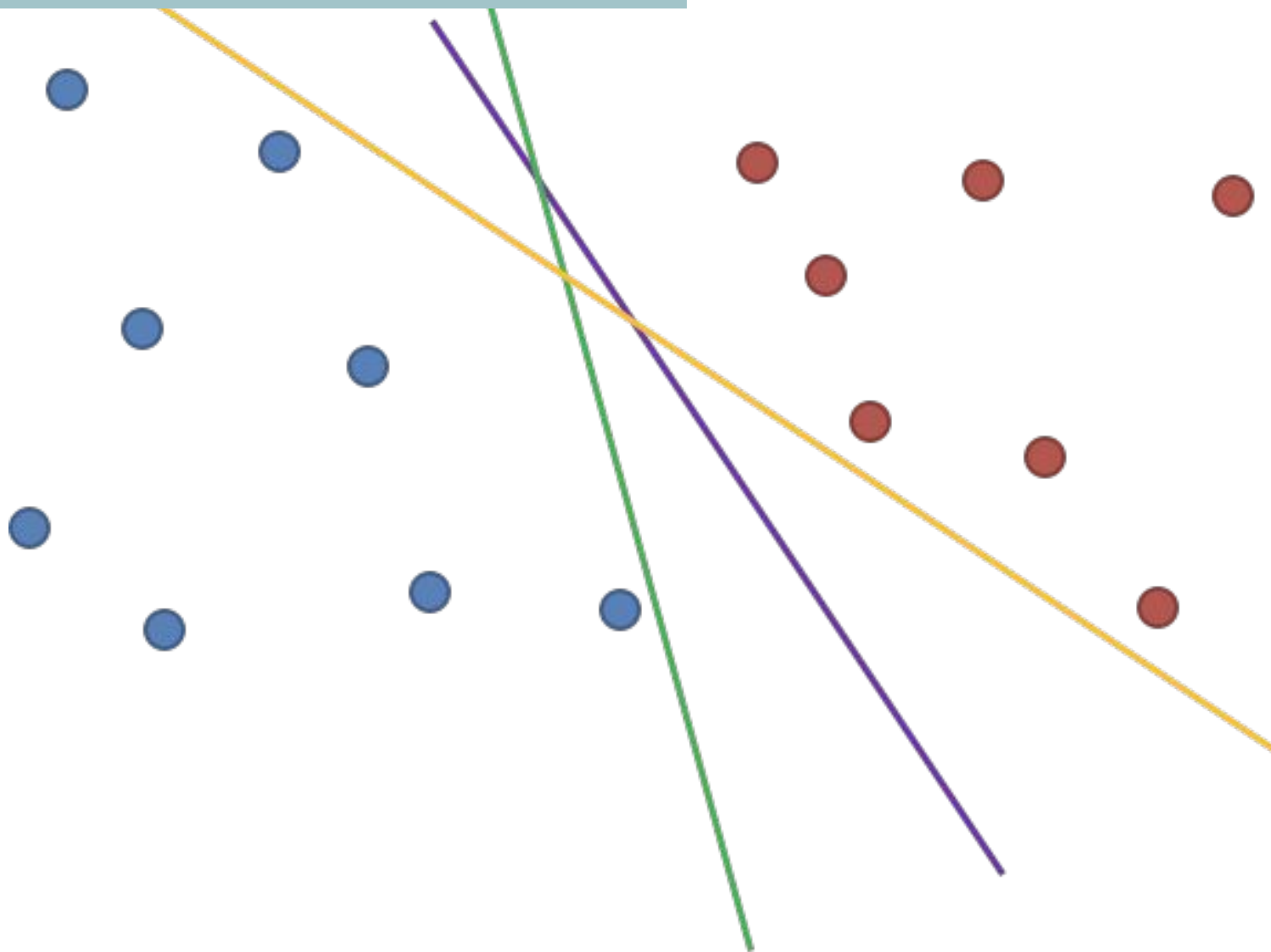
Отступ классификатора

- Будем максимизировать отступ классификатора — расстояние от гиперплоскости до ближайшего объекта
- При этом будет стараться сделать поменьше ошибок
- По сути, делаем как можно меньше предположений о модели, и верим, что это снизит вероятность переобучения

Простой случай

- Будем считать, что выборка линейно разделима
- Существует линейный классификатор, не допускающий ни одной ошибки

Линейно разделимый случай



Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\min_i \frac{|\langle w, x_i \rangle|}{\|w\|}$$

Требование 2: Нет ошибок

$$y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$$

Небольшое предположение

Линейный классификатор:

$$a(x_i) = \text{sign}(\langle w, x_i \rangle)$$

Если мы поделим w на число $a > 0$, то выходы классификатора никак не поменяются:

$$a(x_i) = \text{sign} \left(\frac{\langle w, x_i \rangle}{a} \right) = \text{sign} (\langle w, x_i \rangle)$$

Небольшое предположение

Если мы поделим w на число $a > 0$, то выходы классификатора никак не поменяются:

$$a(x_i) = \text{sign} \left(\frac{\langle w, x_i \rangle}{a} \right) = \text{sign} (\langle w, x_i \rangle)$$

Давайте поделим на $\min_i |\langle w, x_i \rangle|$

$$\tilde{w} = \frac{w}{\min_i |\langle w, x_i \rangle|}$$

$$\min_i |\langle w, x_i \rangle| = 1$$

Небольшое предположение

Давайте поделим на $\min_i |\langle w, x_i \rangle|$

$$\min_i |\langle \tilde{w}, x_i \rangle| = 1$$

Отступ классификатора:

$$\min_i \frac{|\langle \tilde{w}, x_i \rangle|}{\|\tilde{w}\|} = \frac{\min_i |\langle \tilde{w}, x_i \rangle|}{\|\tilde{w}\|} = \frac{1}{\|\tilde{w}\|}$$

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2: Нет ошибок

$$y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$$

Требование 3:

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2: Нет ошибок

$$y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$$

Требование 3:

$$\min_i |\langle w, x_i \rangle| = 1$$

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2: Нет ошибок

$$y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$$

Требование 3:

$$|\langle w, x_i \rangle| \geq 1, \quad i = 1 \dots l$$

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2: $y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$

Требование 3: $|\langle w, x_i \rangle| \geq 1, i = 1 \dots l$

Требование 2 + 3:

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2: $y_i \langle w, x_i \rangle > 0, i = 1 \dots l$

Требование 3: $|\langle w, x_i \rangle| \geq 1, i = 1 \dots l$

Требование 2 + 3:

$$y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1, i = 1 \dots l$$

Линейно разделимый случай

Требование 1: максимальный отступ

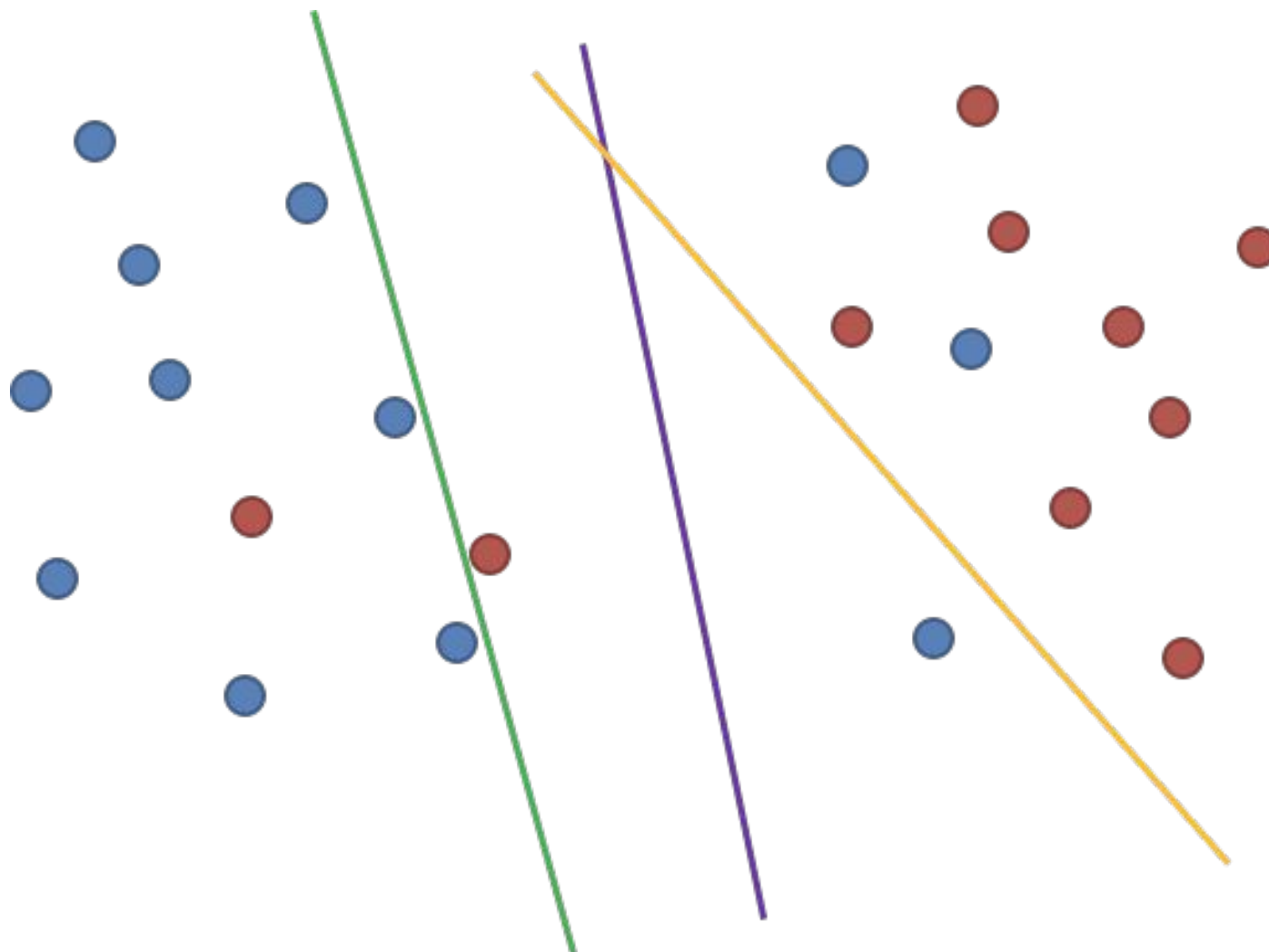
$$\frac{1}{\|w\|} \rightarrow \max_w$$

Требование 2 + 3: $y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1, \quad i = 1 \dots l$

Итого:

$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 \end{cases}$$

Линейно неразделимый случай



Линейно неразделимый случай

- Любой линейный классификатор допускает хотя бы одну ошибку

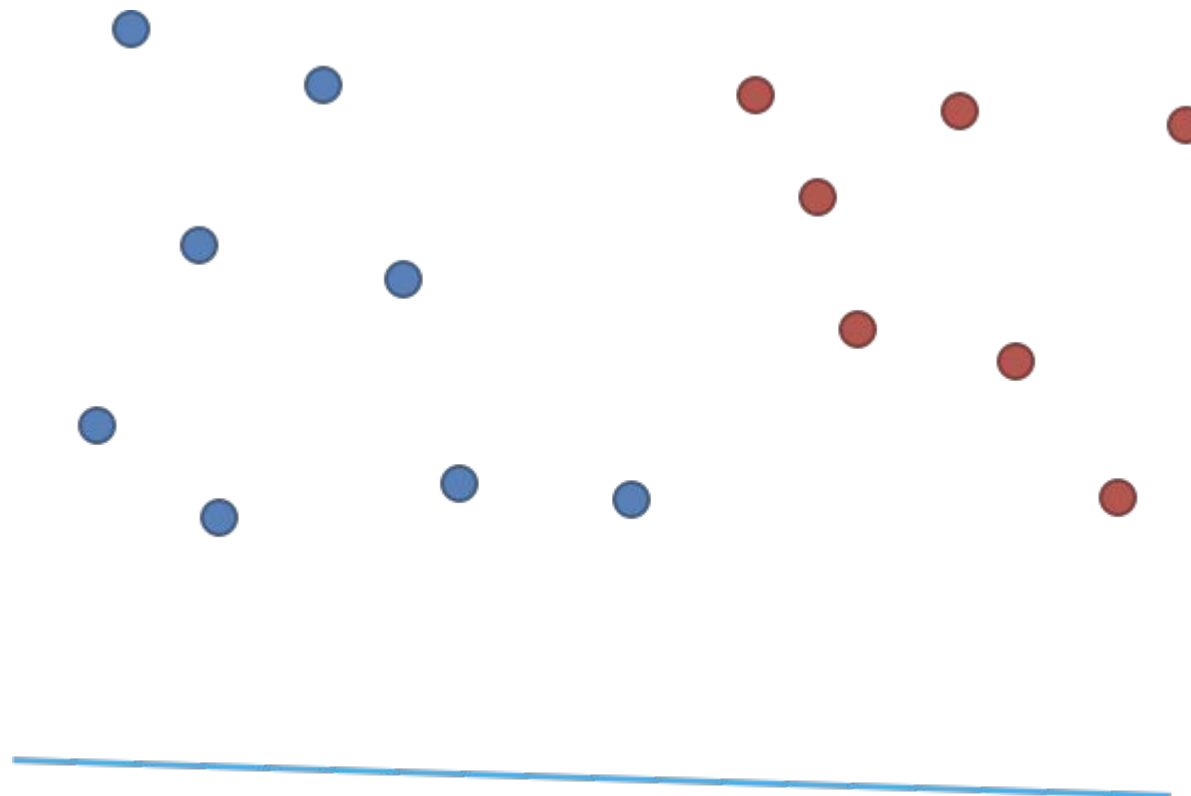
$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 \end{cases}$$

- Давайте смягчим условия

$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

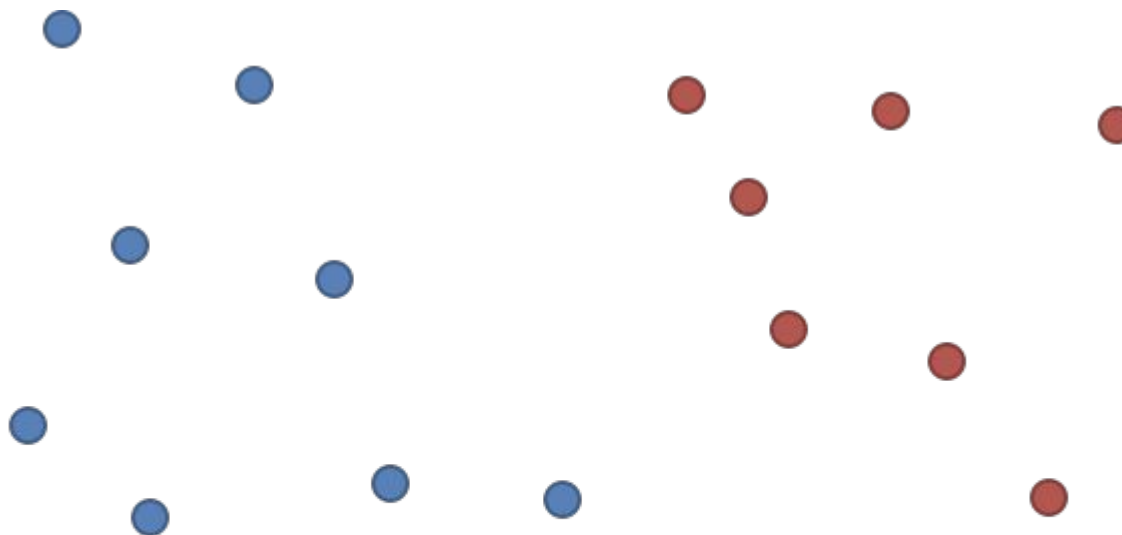
Линейно неразделимый случай

$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$



Линейно неразделимый случай

$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$



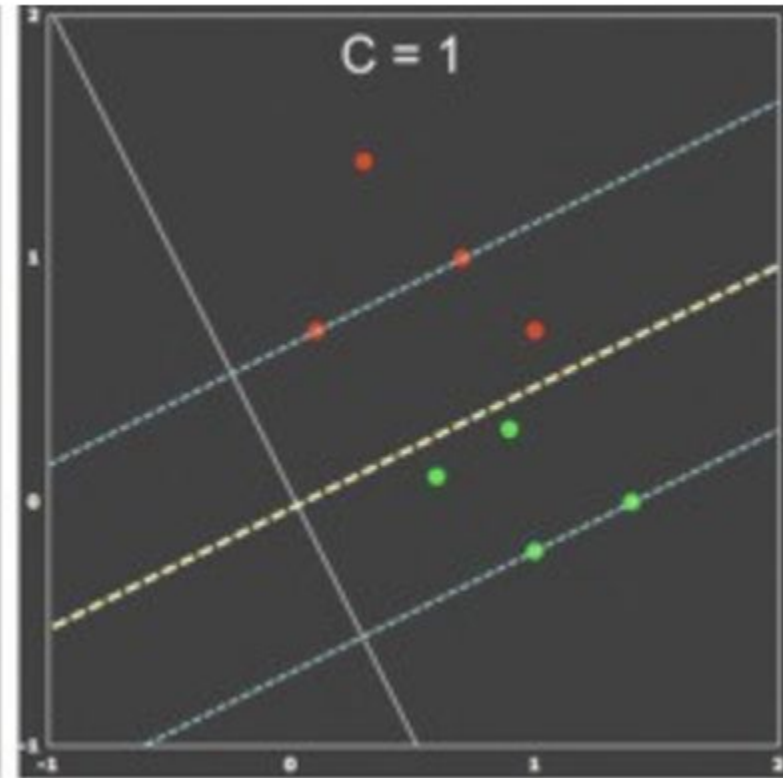
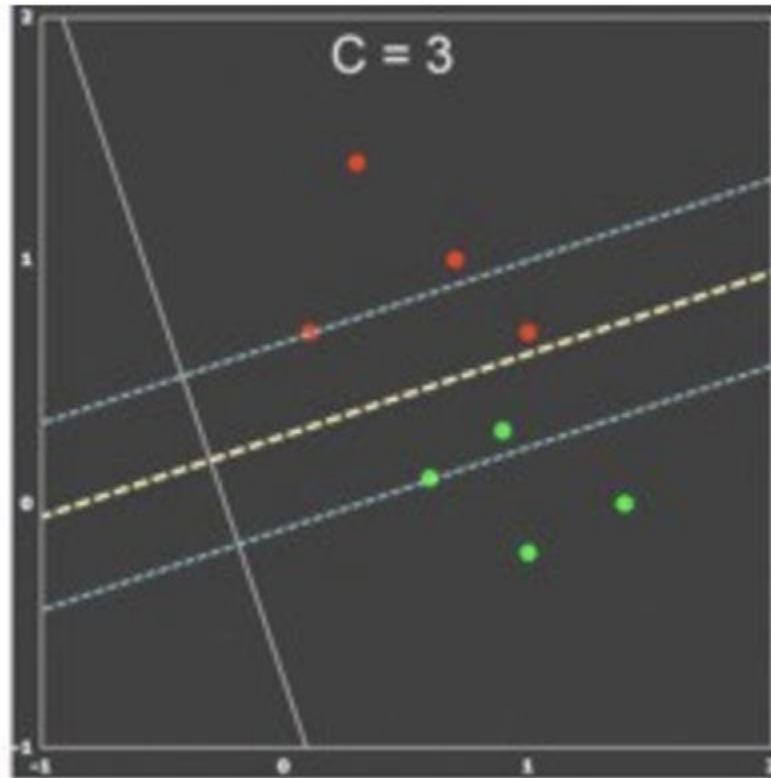
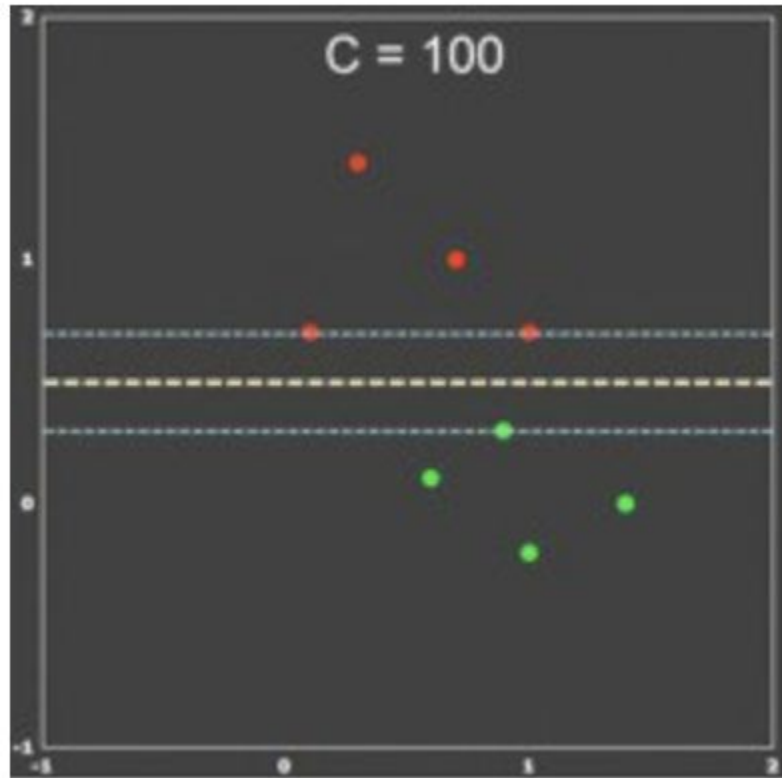
$$\xi_i = 1000000000$$

Линейно неразделимый случай

$$\begin{cases} \min_w \|w\| \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

$$\begin{cases} \min_{w, \xi} \|w\| + C \sum_i \xi_i \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

Линейно неразделимый случай



Метод опорных векторов

$$\begin{cases} \min_{w, \xi} \|w\| + C \sum_i \xi_i \\ y_i \langle w, x_i \rangle \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases}$$

Объединим ограничения

$$\xi_i \geq \max(0, 1 - y_i \langle w, x_i \rangle)$$

Итоговая задача оптимизации

$$\min_w \left(\|w\| + C \sum_i \max(0, 1 - y_i \langle w, x_i \rangle) \right)$$

Метод опорных векторов

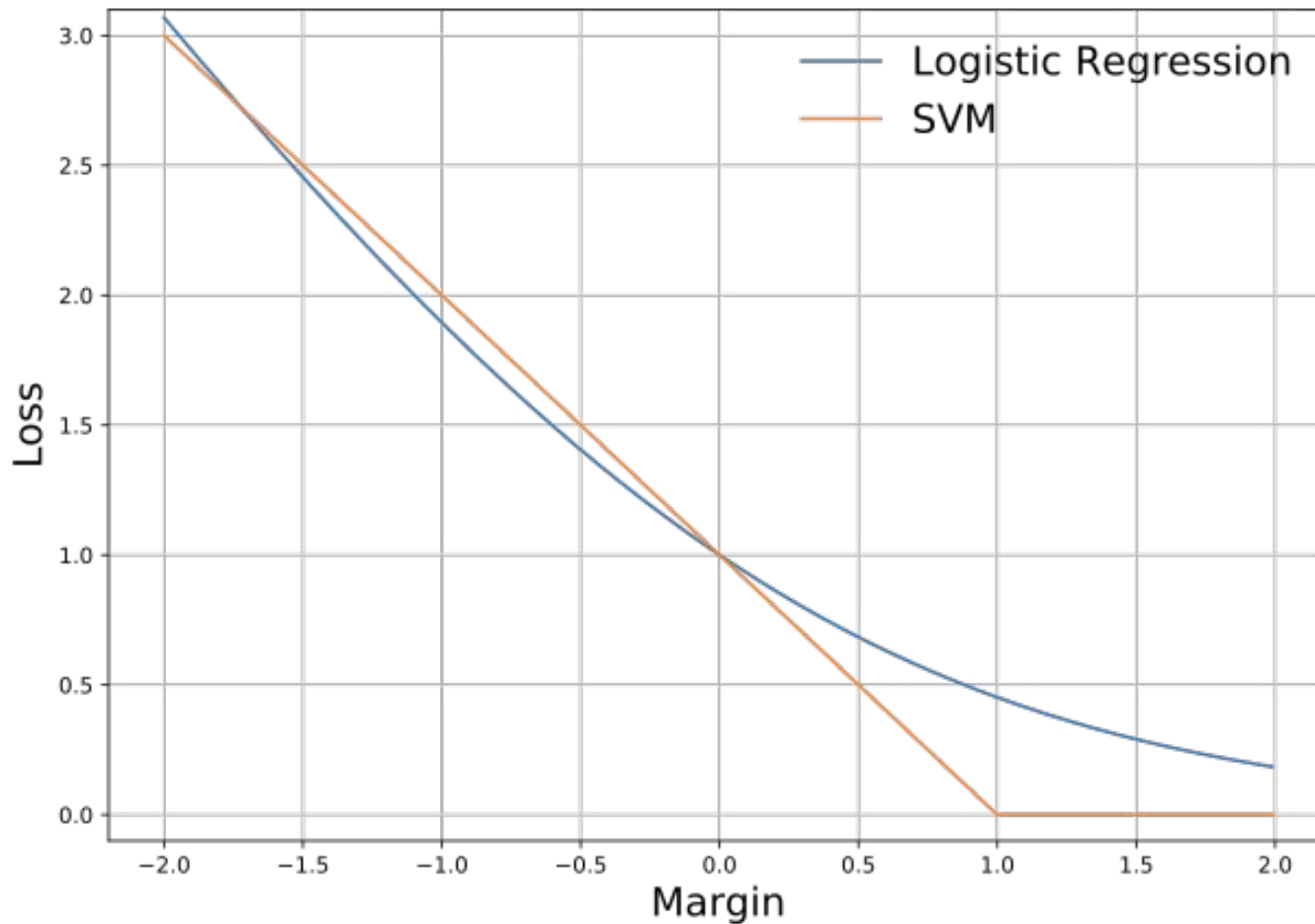
Итоговая задача оптимизации

$$\min_w \left(\|w\| + C \sum_i \max(0, 1 - y_i \langle w, x_i \rangle) \right)$$

Hinge Loss (верхняя оценка) + L2 регуляризация

$$\min_w \left(\sum_i \max(0, 1 - y_i \langle w, x_i \rangle) + \lambda \|w\| \right)$$

Сравнение логистической регрессии и SVM



Итого

- Метод опорных векторов основан на идее максимизации отступа классификатора
- В линейно неразделимом случае мы должны выбрать, что важнее, — ширина зазора или число ошибок
- По сути, SVM — это определённая функция потерь и регуляризация