

ЗАНЯТИЕ 1.2 ЛИНЕЙНЫЙ КЛАССИФИКАТОР И ЛОГИСТИЧЕСКАЯ РЕГРЕССИЯ

ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

В КОНЦЕЗАНЯТИЯ ВЫ:

- -будете знать преимущества и недостатки линейных моделей, а также требования к данным;
- -научитесь реализовывать алгоритм градиентного спуска и логистическую регрессию;
- повторите понятие условной вероятности.

О ЧЁМ ПОГОВОРИМ И ЧТО СДЕЛАЕМ

- 1. Линейные модели: требования к данным и практика;
- 2. Логистическая регрессия: практическое задание;
- 3. Градиентный спуск: теория и практическое задание;
- 4. Немного про условную вероятность.



ПРИЧИНЫ ПОПУЛЯРНОСТИ

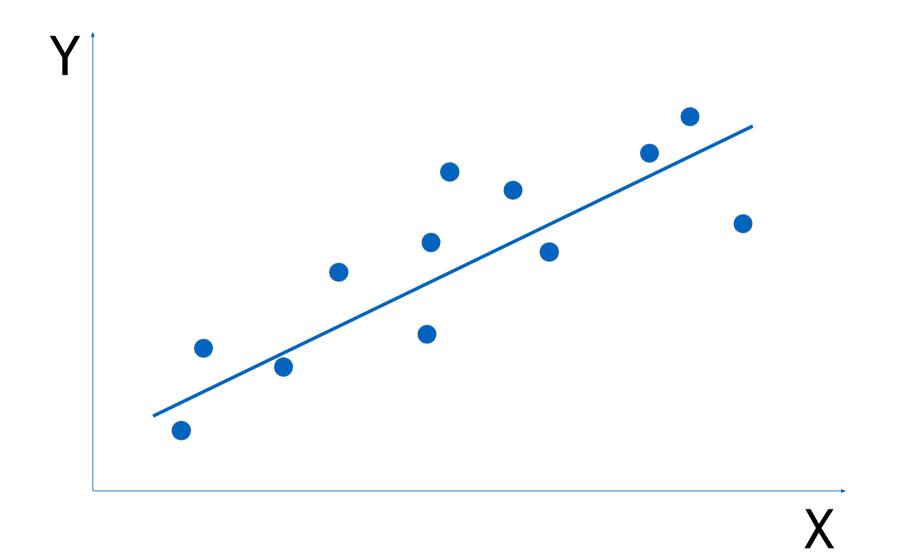
- Линейные модели подходят для описания многих процессов
- Относительная простота вычислений и интерпретации результатов
- Вклад нескольких факторов часто можно разбить на сумму влияния каждого фактора в отдельности

ПРИМЕРЫ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

- Прогноз продаж по объему инвентаря, загрузке, площади и другим «линейным» характеристикам
- Построение вероятностных моделей в страховании, кредитном скоринге, инвестиционных проектах
- Предсказание цены товара на основании его характеристик
- Построение трендов

ОПРЕДЕЛЕНИЕ И КОД

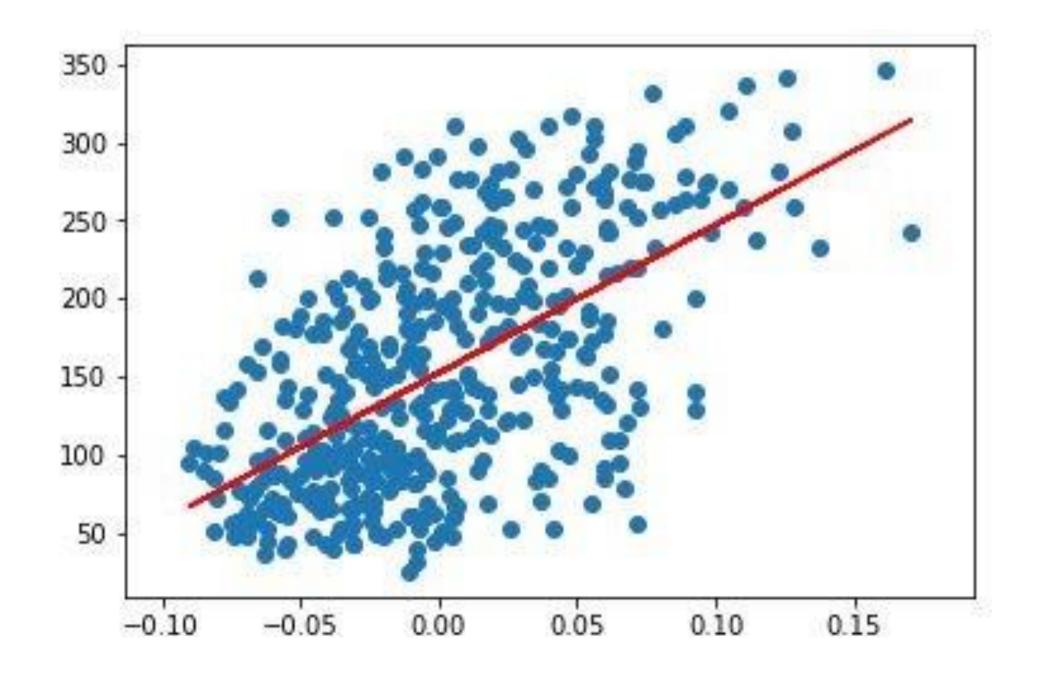
ОПРЕДЕЛЕНИЕ



$$y_i = \sum_{j=1}^m w_j X_{ij} + e_i$$

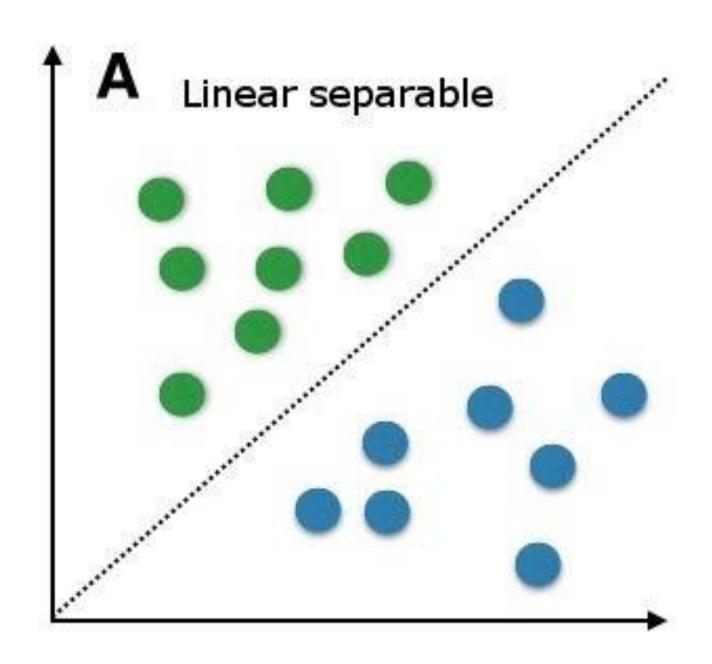
Y-целевая переменнаяW-вектор весов моделиX-матрица наблюденийе -ошибка модели

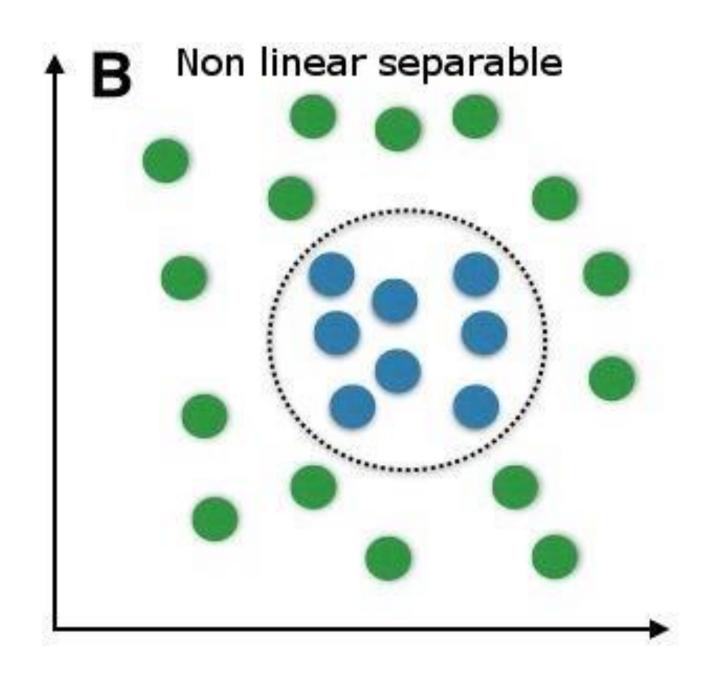
ПРИМЕР ИЗ КОДА LINEAR REGRESSION.IPYNB



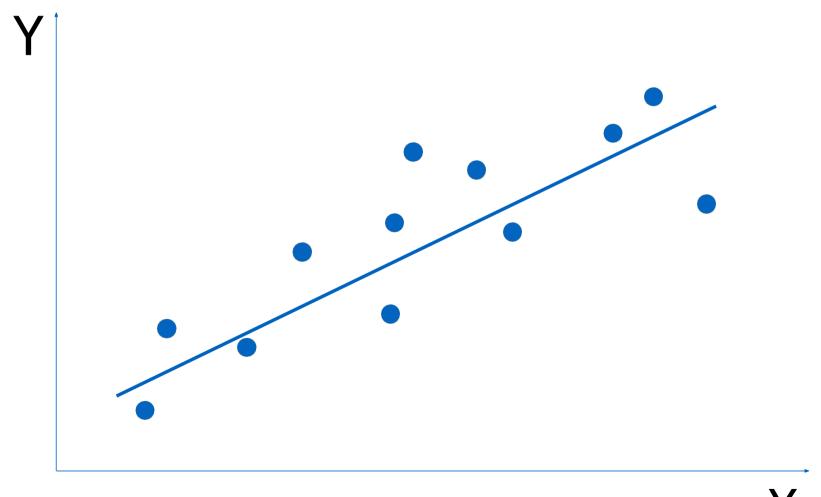
ПОСТРОЕНИЕ ЛИНЕЙНОЙ МОДЕЛИ

КАКСТРОИМ ЛИНЕЙНУЮ МОДЕЛЬ





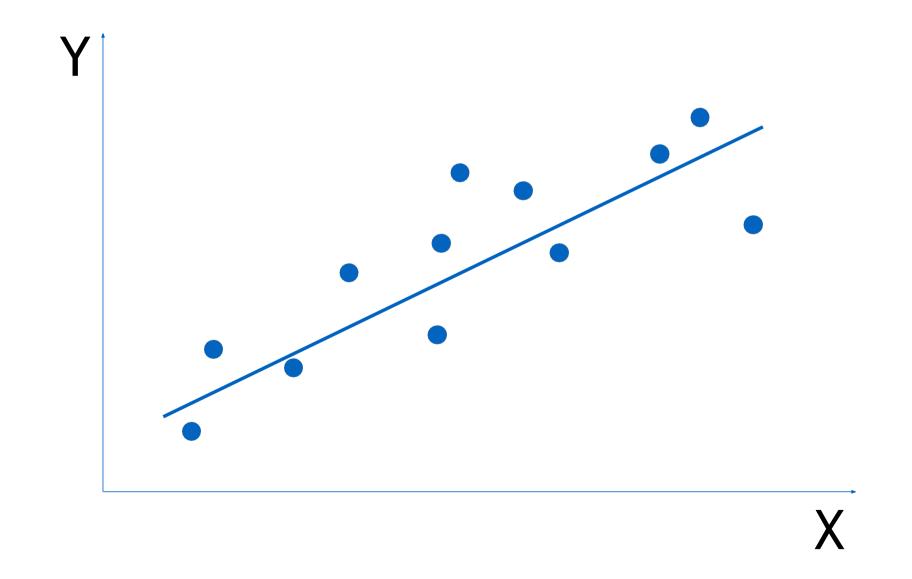
МЕТОД МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ



Как можно получить эту прямую?

р(у | х, α) – вероятность получить у при входных данных х. α – параметр модели

МЕТОД МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ



Как можно получить эту прямую?

р(у | х, α) – вероятность получить у привходных данных х. α – параметр модели

Введем

функцию:
$$W(\alpha) = \prod_{i} p(x_i, \alpha)$$

МЕТОД МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ

Функция максимального правдоподобия:

$$L(\alpha) = \sum_{i} \log p(x_i, \alpha)$$

МЕТОД МАКСИМАЛЬНОГО ПРАВДОПОДОБИЯ

Функция максимального

правдоподобия:

$$L(\alpha) = \sum_{i} \log p(x_i, \alpha)$$

Как подобрать значение α, чтобы максимизировать L(α)?

Необходимо минимизировать среднеквадратичную ошибку между прогнозными и фактическими значениями

ДОКАЗАТЕЛЬСТВО

https://habrahabr.ru/company/ods/blog/323890/#metod-maksimalnogo-pravdopodobiya



ВРЕМЯ КОДА

REGRESSION_CARS.IPYNB

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ 1

ВРЕМЯ ПРАКТИКИ

SAT_MODEL.IPYNB

ЛОГИСТИЧЕСКАЯ РЕГРЕССИЯ

ПРОГНОЗ ВЕРОЯТНОСТИ

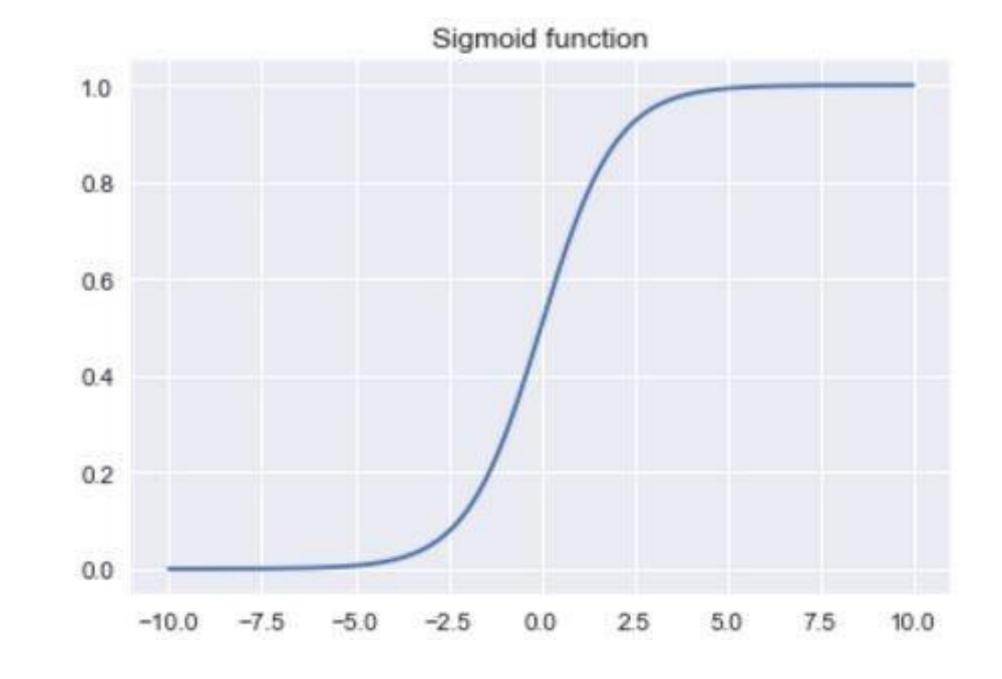
Прогнозирует вероятность отнесения наблюдения к определенному классу

Модель:
$$L = a_0 + a_1 X_1 + a_2 X_2 + ... + a_n X_n$$

ПРОГНОЗ ВЕРОЯТНОСТИ

Вероятность:

$$p = \frac{1}{1 + e^{-L}}$$



СНОВА ПРАКТИКА

LOGISTIC_REGRESSION_ATHLETES_CLASSIFIER.IPYNB

ПРАКТИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ 2

УЛУЧШАЕМ ТОЧНОСТЬ МОДЕЛИ

С НОВЫМИ ПРИЗНАКАМИ

ЕСЛИ КЛАССОВ БОЛЬШЕДВУХ

ПРИМЕР

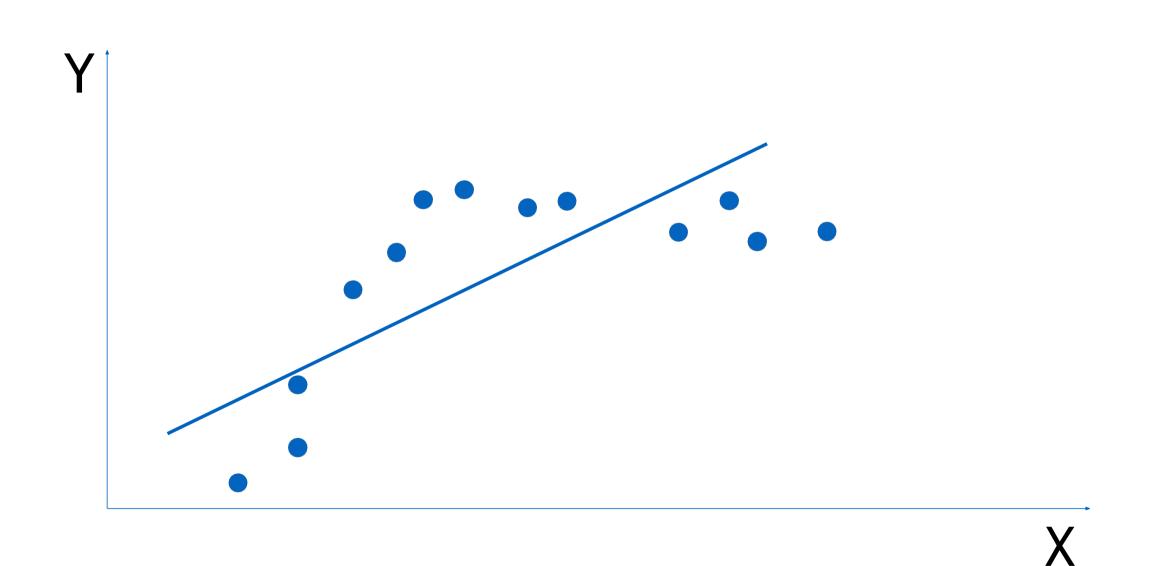
IRIS_DATASET.IPYNB

ДЛЯ КАКИХДАННЫХ ЭТО РАБОТАЕТ?

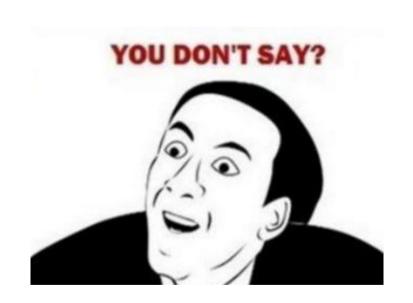
ТРЕБОВАНИЯ КДАННЫМ

- Линейная зависимость целевой переменной
- Нормальное распределение остатков
- Постоянная изменчивость остатков

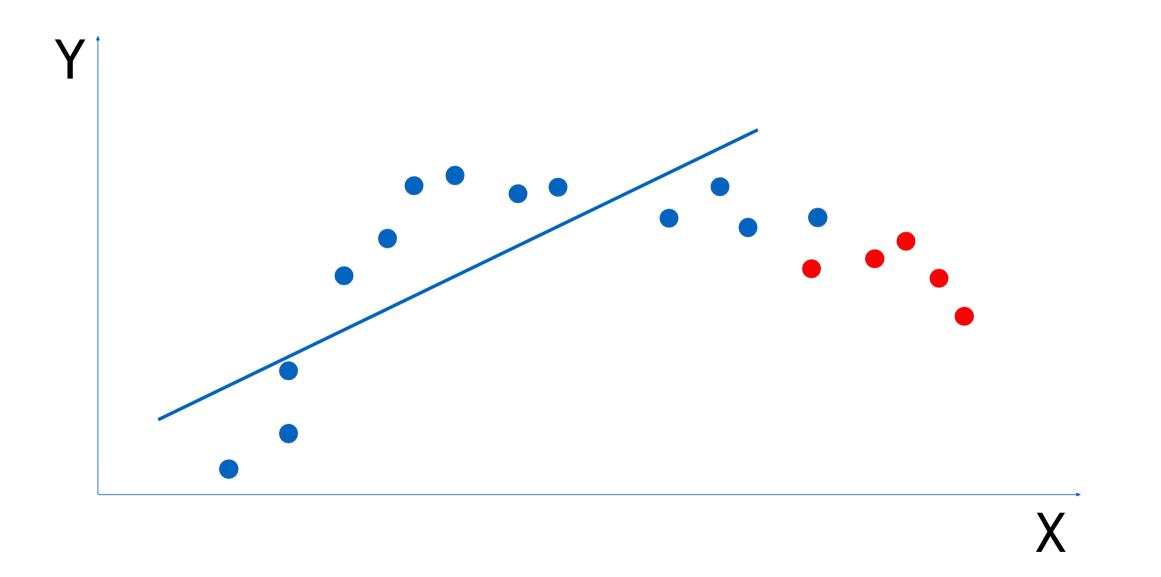
ТРЕБОВАНИЯ КДАННЫМ



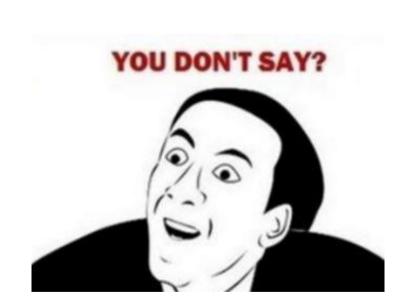
Линейная взаимосвязь Хи Ү



ТРЕБОВАНИЯ КДАННЫМ

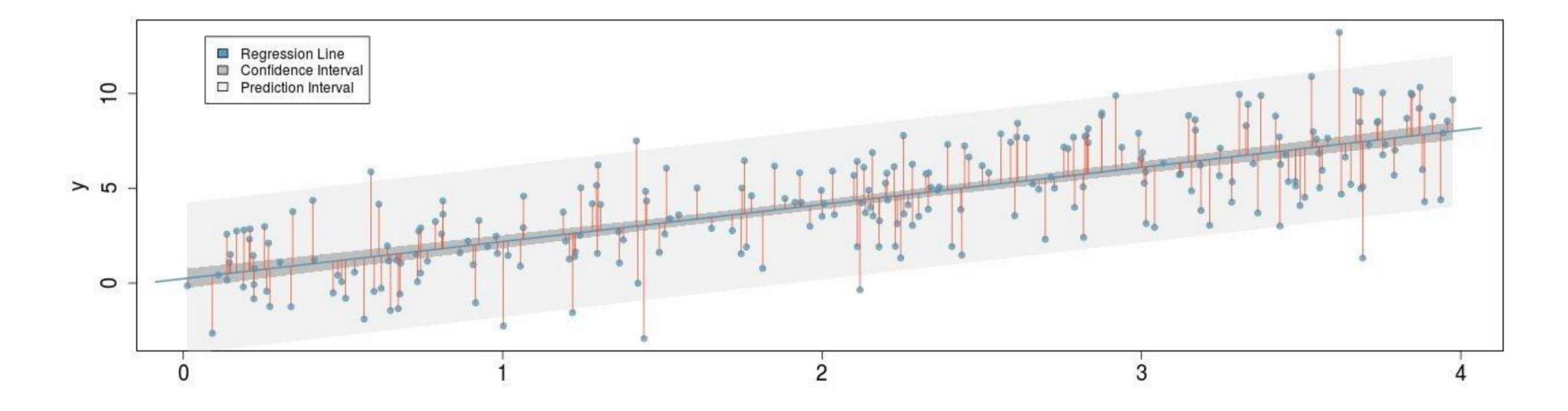


Линейная взаимосвязь Хи Ү



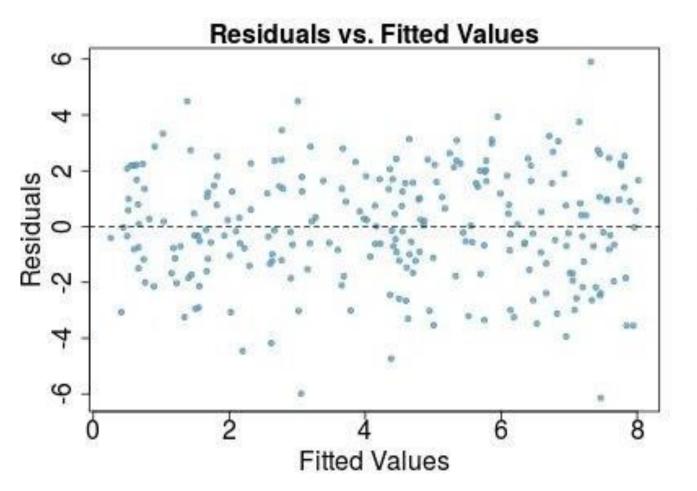
НОРМАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ ОСТАТКОВ

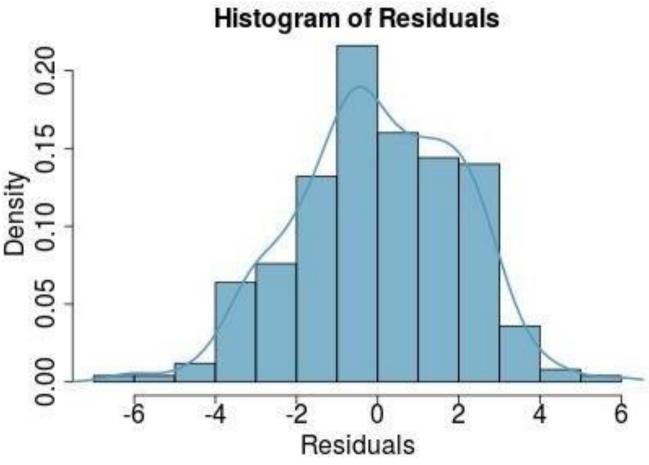
HTTPS:/ GALLERY.SHINYAPPS.IO/SLR_DIAG/

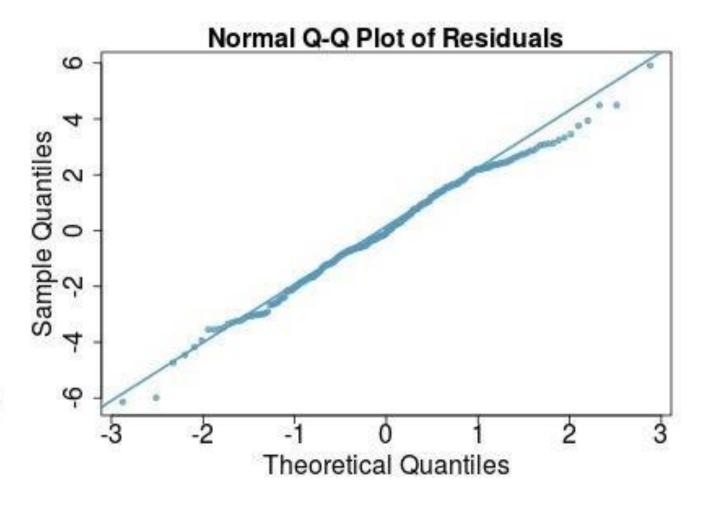


НОРМАЛЬНОЕ РАСПРЕДЕЛЕНИЕ ОСТАТКОВ

HTTPS:/ GALLERY.SHINYAPPS.IO/SLR_DIAG/



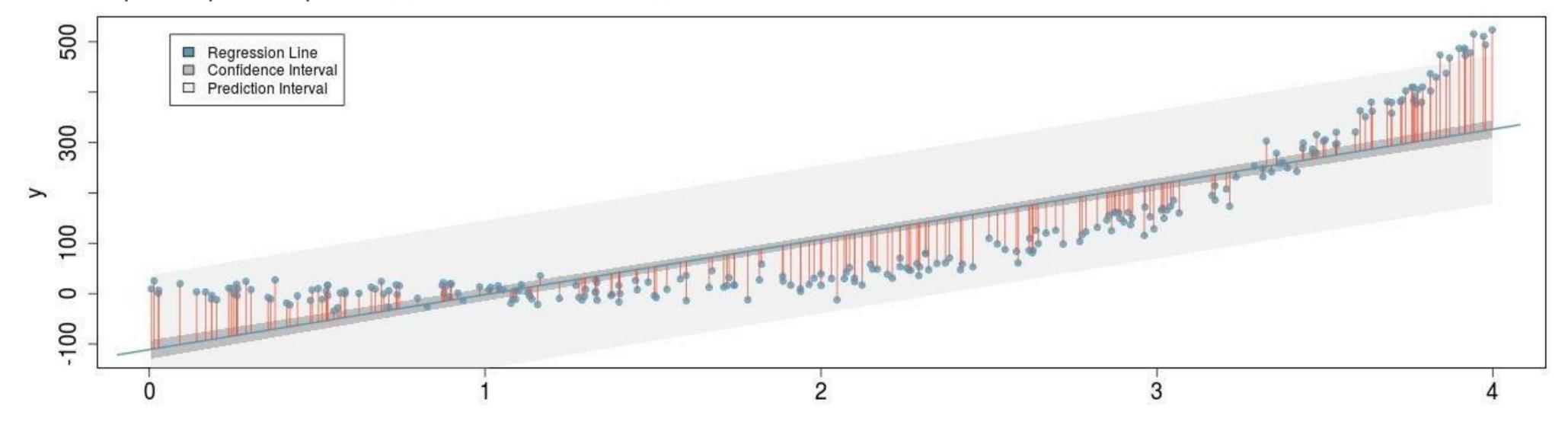




ГОМОСКЕДАСТИЧНОСТЬ

Постоянная изменчивость остатков

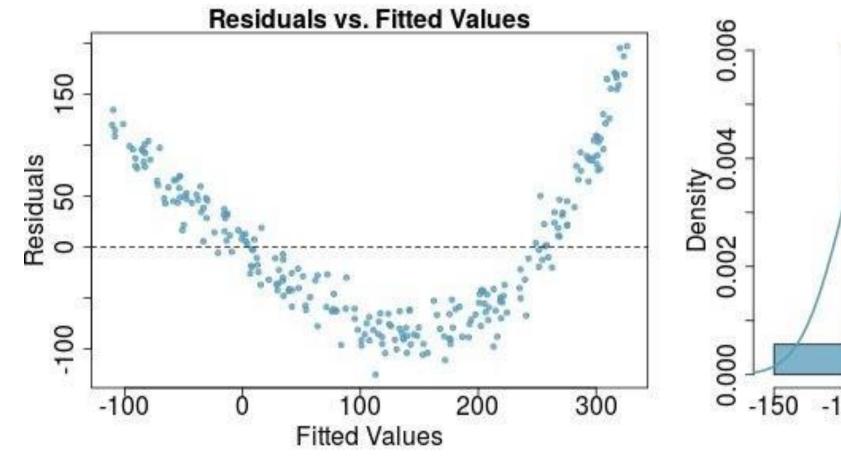
Пример гетероскедастичной последовательности

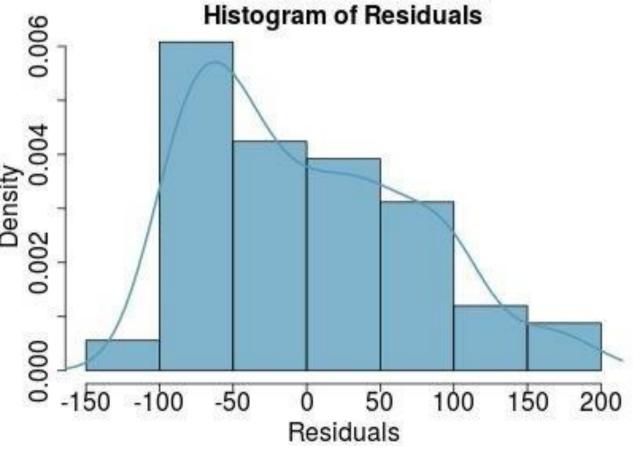


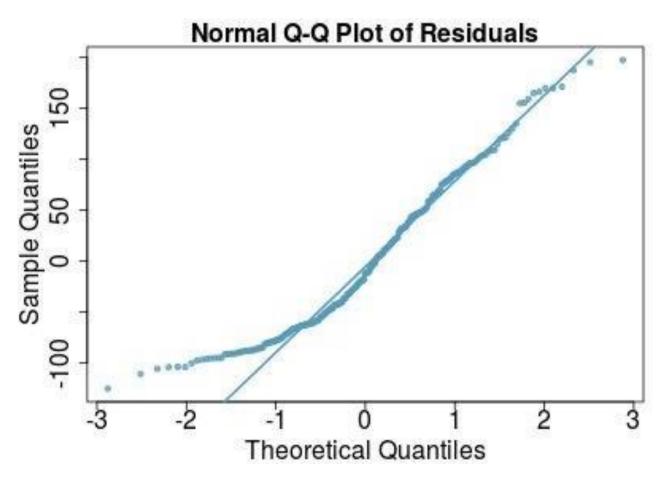
ГОМОСКЕДАСТИЧНОСТЬ

Постоянная изменчивость остатков

Пример гетероскедастичной последовательности



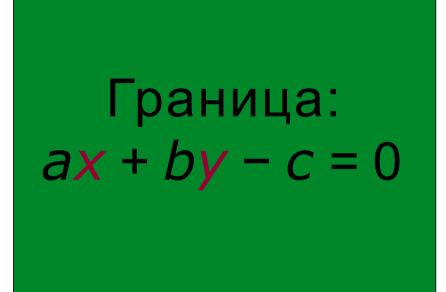


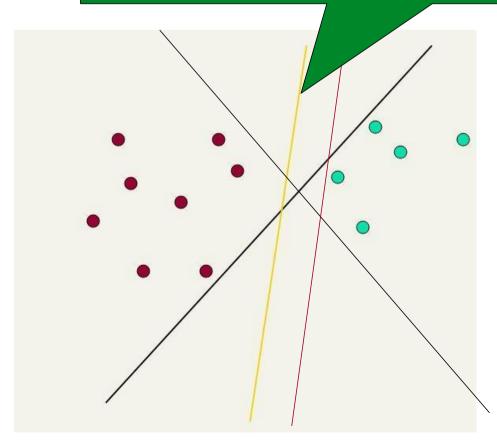


SVM

Множество гиперплоскостей

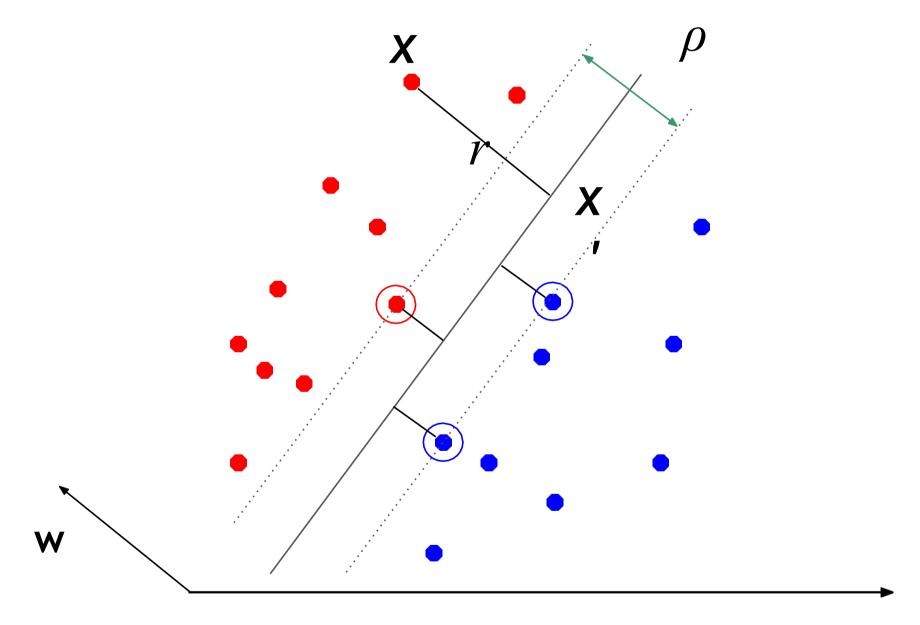
- Множество решений для *a, b, c.*
- SVM находит оптимальную разделяющую поверхность
- Максимизирует «зазор»





Максимальный зазор

- w нормаль к разделяющей плоскости
- x_i sample
- у_i: класс sample i (+1or -1) (важно, не 1и 0)
- Классификатор: $f(x_i) = sign(w^Tx_i + b)$
- Зазор для точки х $r = y \frac{\mathbf{w}^T \mathbf{x} + b}{\|\mathbf{w}\|}$



• Зазор всего датасета – минимум зазора для всех точек

Формула

• Итого получаем задачу оптимизации:

Найти **w** и *b* такие что

максимально; и для всех $\{(\mathbf{X_i}, y_i)\}$

 $\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x}_{i} + b \ge 1$ если $y_{i}=1$; $\mathbf{w}^{\mathsf{T}}\mathbf{x}_{i} + b \le -1$ если $y_{i}=-1$

• Перепишем в более понятном виде

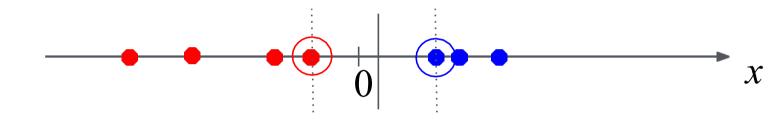
Найти **w** и *b* такие что

 $\Phi(\mathbf{w}) = \mathbf{0.5} \, \mathbf{w}^\mathsf{T} \mathbf{w}$ максимально

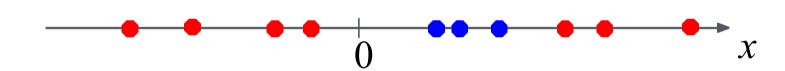
И для всех $\{(\mathbf{X_i}, y_i)\}$: $y_i(\mathbf{w^Tx_i} + b) \ge 1$

Non-linear SVMs

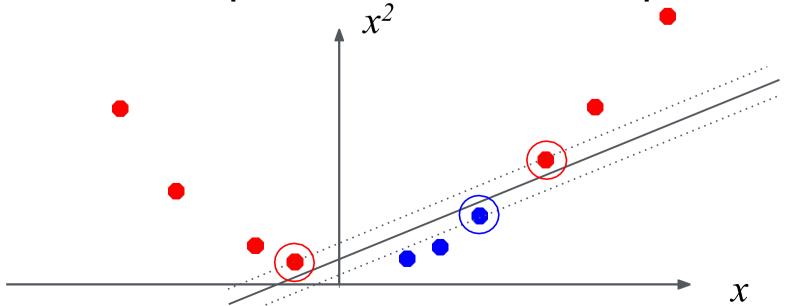
• Линейной разделимые датасеты хорошо классифицируются



• Но что делать, если они не линейно разделимы?



• Можно попробовать отобразить данные в пр-во более высокой размерности



The "Kernel Trick"

- SVM зависит от скалярного произведения K(xi,xj)=xiTxj
- Если каждая точка отображается в пр-во более высокой размерности при помощи Ф: х → ф(х), тогда скалярное произведение становится:
- $K(xi,xj) = \phi(xi) T\phi(xj)$
- Функция ядра это функция соотв. Скалярному произведению в пр-ве более высокой размерности

Kernels

- Примеры
- Линейное
- Полиномное K(x,z) = (1+xTz)d
- RBF

$$K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x}_j) = e^{-\|\mathbf{X}_i - \mathbf{X}_j\|^2 / 2\sigma^2}$$

ЧТО МЫ СЕГОДНЯУЗНАЛИ

- 1. Вспомнили основы теории вероятностей.
- 2. Изучили линейные модели и требования к ним на основе функции правдоподобия.
- 3. Реализовали логистическую регрессию.
- 4. Изучили алгоритм градиентного спуска и потренировались в его реализации.

ПОЛЕЗНЫЕ МАТЕРИАЛЫ

- 1. Статья о линейных моделях в ODS https://habrahabr.ru/company/ods/blog/323890/
- 2. Курс «Основы статистики» на Stepik.org https://stepik.org/course/Основы-статистики-76



Спасибо завнимание!

Артур Сапрыкин