НЕТОЛОГИЯ
групп

Блок

FEATURE ENGINEERING

ЕГОР САЧКО

Lead Data Scientist

Сбербанк

egsachko@gmail.com

sachkoe

МАТЕРИАЛЫ ПО БЛОКУ

МАТЕРИАЛЫ ПО БЛОКУ

1. **“Learning scikit-learn: Machine Learning in Python”**
Raul Garreta,
Guillermo Moncecchi,
2013,
Packt

2. **“Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and Tensorflow: Concepts, Tools and Techniques to Build Intelligent Systems”**
Geron, A., 2017, O’Reilly Media

3. https://www.analyticsvidhya.com/blog - много интересных статей и туториалов

4. blog.kaggle.com/ - No Free Hunch

Занятие 3

ПРОБЛЕМЫ КАЧЕСТВА И РАЗМЕРНОСТИ ДАННЫХ

ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

ЦЕЛИ ЗАНЯТИЯ

В КОНЦЕ ЗАНЯТИЯ ВЫ СМОЖЕТЕ

1

Уменьшать размерность пространство с помощью **Lasso регрессии**

2

Сжимать пространство признаков с помощью **Ridge регрессии**

3

Использовать **метод главных компонент**

4

Использовать **sklearn для изменения размерности пространства признаков**

ЧТО БУДЕМ ОБСУЖДАТЬ

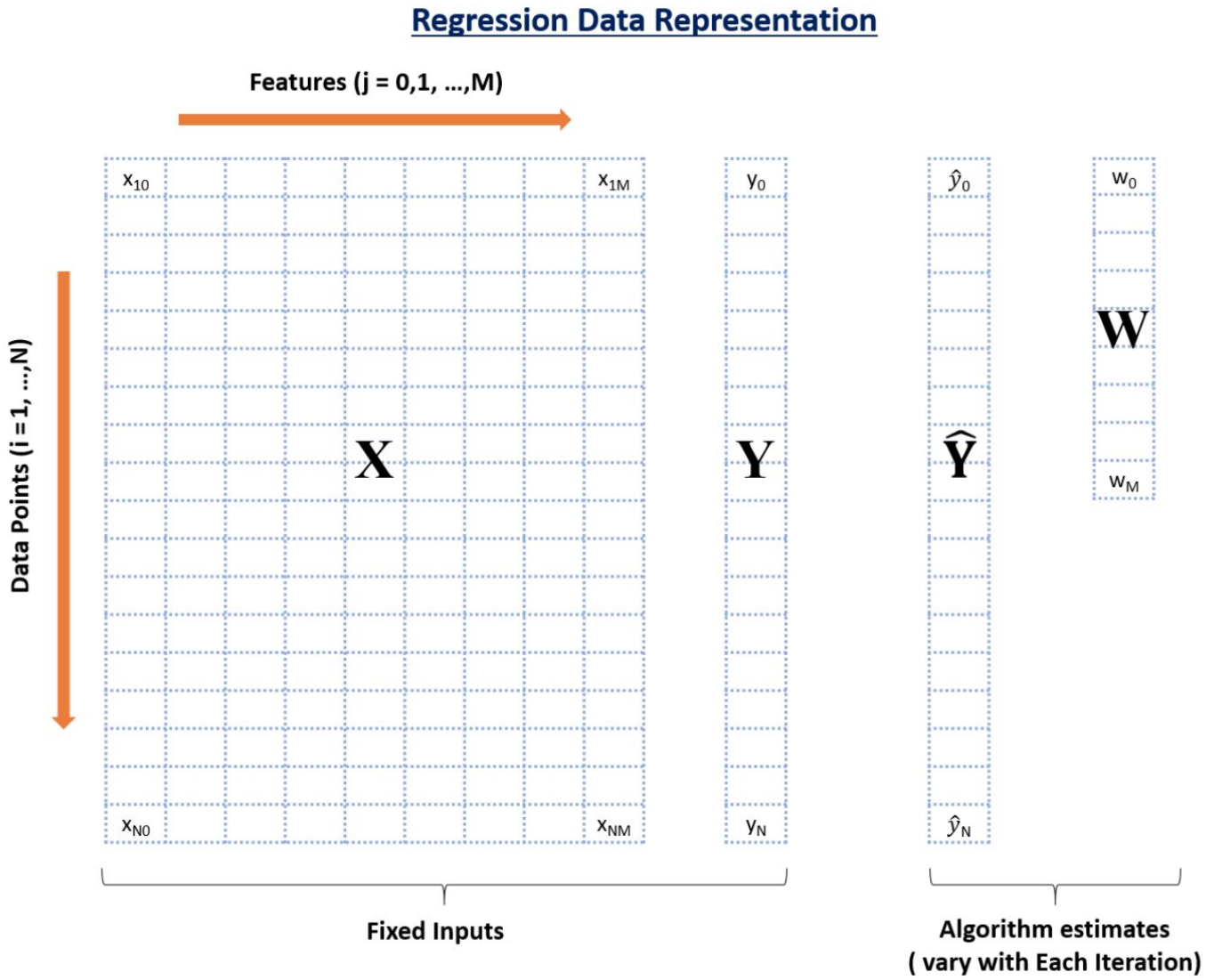
ПЛАН ЗАНЯТИЯ

1. Линейная регрессия
2. Ridge регрессия
3. Lasso регрессия
4. Метод главных компонент
5. Обсуждение домашнего задания

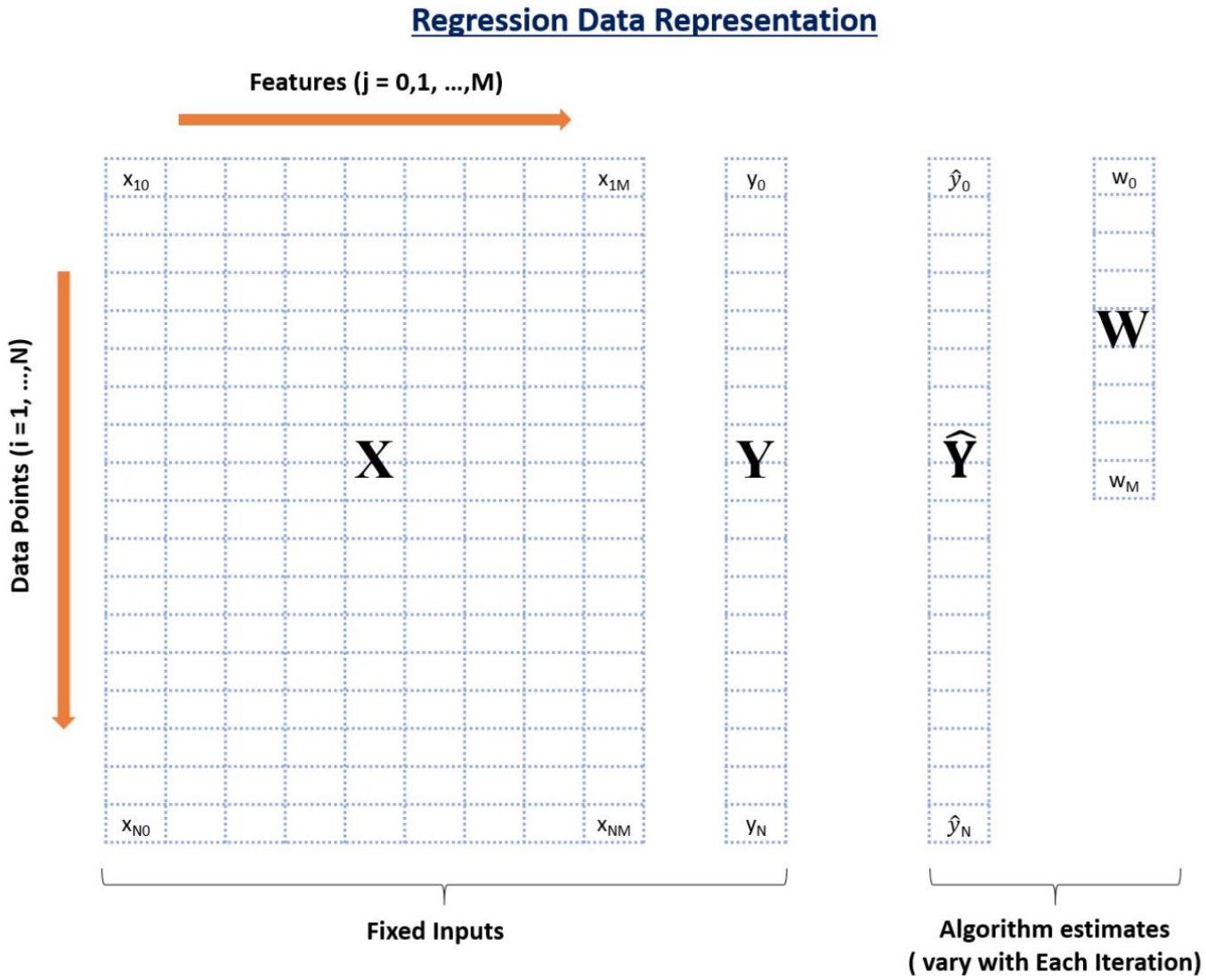
Часть 1-3

Линейная регрессия
Ridge
Lasso

Линейная регрессия



Линейная регрессия



Линейная регрессия

$$\hat{y}_i = \sum_{j=0}^{M} w_j * x_{ij}$$

$$Cost\ (W) = RSS(W) = \sum_{i=1}^{N} \{y_i - \hat{y}_i\}^2 = \sum_{i=1}^{N} \left\{ y_i - \sum_{j=0}^{M} w_j\ x_{ij} \right\}^2$$

Линейная регрессия

$$w_j^{t+1} = w_j^t + 2\eta \sum_{i=1}^{N} x_{ij} \left\{ y_i - \sum_{k=0}^{M} w_k \, x_{ik} \right\}$$

$$\frac{\partial}{\partial w_j} Cost\,(W) = -2 \sum_{i=1}^{N} x_{ij} \left\{ y_i - \sum_{k=0}^{M} w_k \, x_{ik} \right\}$$

Ridge регрессия

$$Cost\ (W) = RSS(W) + \ \lambda * (sum\ of\ squares\ of\ weights)$$

$$= \sum_{i=1}^{N} \left\{ y_i - \sum_{j=0}^{M} w_j\, x_{ij} \right\}^2 + \lambda \sum_{j=0}^{M} w_j^2$$

Ridge регрессия

$$w_j^{t+1} = w_j^t - \eta \left[-2 \sum_{i=1}^{N} x_{ij} \left\{ y_i - \sum_{k=0}^{M} w_k * x_{ik} \right\} + 2\lambda w_j \right]$$

$$w_j^{t+1} = (1 - 2\lambda\eta) w_j^t + 2\eta \sum_{i=1}^{N} x_{ij} \left\{ y_i - \sum_{k=0}^{M} w_k * x_{ik} \right\}$$

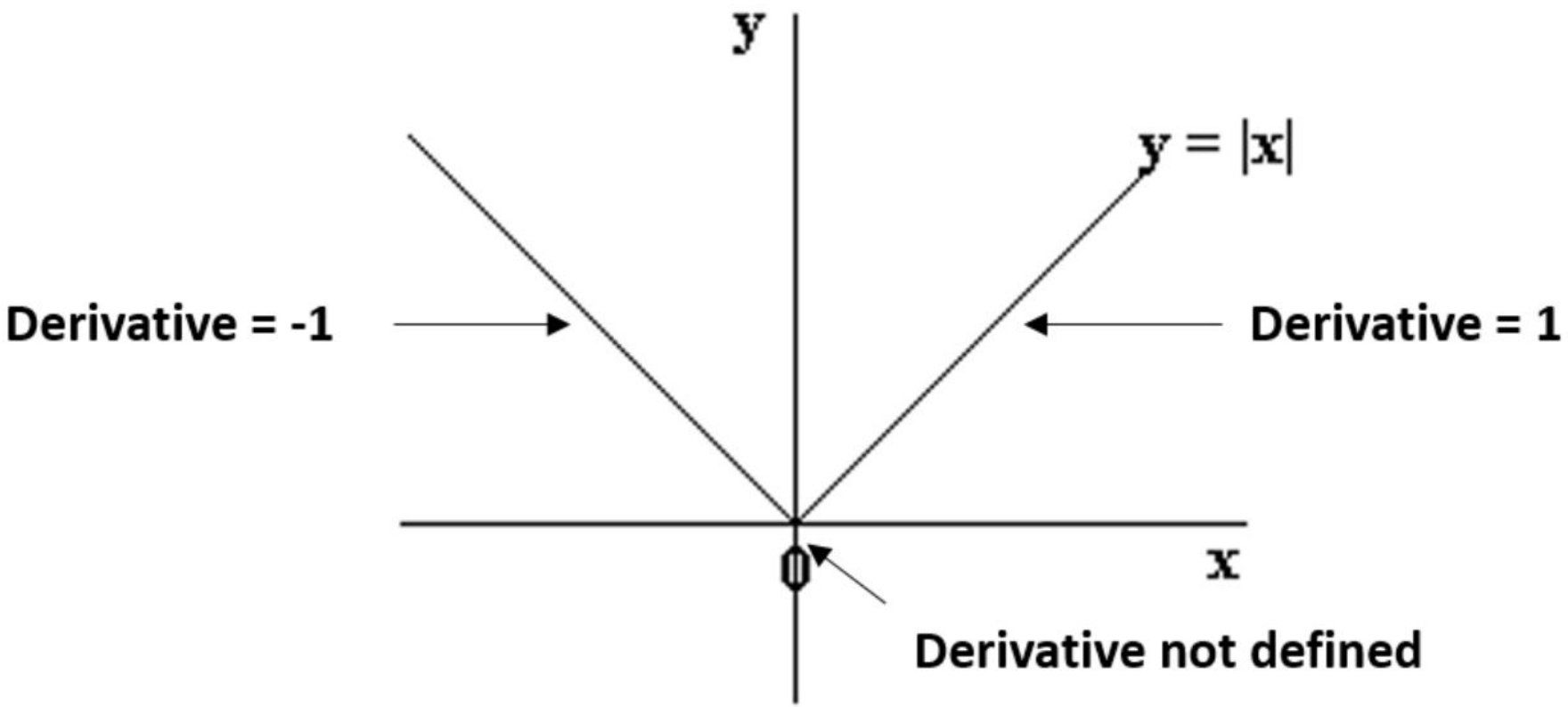
$$\frac{\partial}{\partial w_j} Cost\ (W) = -2 \sum_{i=1}^{N} x_{ij} \left\{ y_i - \sum_{k=0}^{M} w_k\, x_{ik} \right\} + 2\lambda w_j$$

Lasso регрессия

$$Cost\ (W) = RSS(W) + \ \lambda * (sum\ of\ absolute\ value\ of\ weights)$$

$$= \sum_{i=1}^{N} \left\{ y_i \ - \sum_{j=0}^{M} w_j \ x_{ij} \right\}^2 + \lambda \sum_{j=0}^{M} |w_j|$$

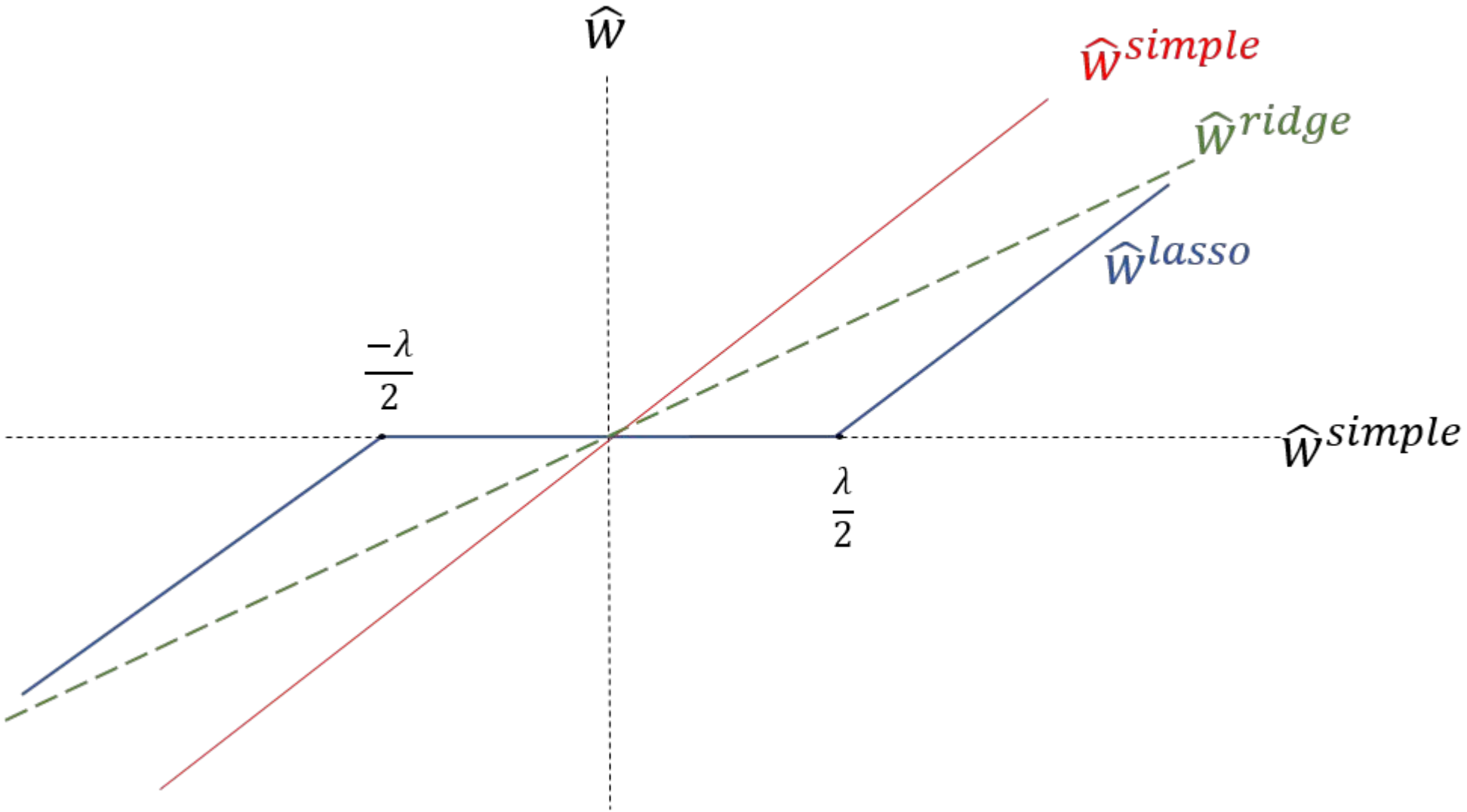
Lasso регрессия



Lasso регрессия

$$w_j = \begin{cases} g(w_{-j}) + \frac{\lambda}{2}, & if\ g(w_{-j}) < -\frac{\lambda}{2} \\ 0, & if\ -\frac{\lambda}{2} \le g(w_{-j}) \le \frac{\lambda}{2} \\ g(w_{-j}) - \frac{\lambda}{2}, & if\ g(w_{-j}) > \frac{\lambda}{2} \end{cases}$$

Сравнение коэффициентов при разных видах регрессии



Практика

Как изменяются коэффициенты?

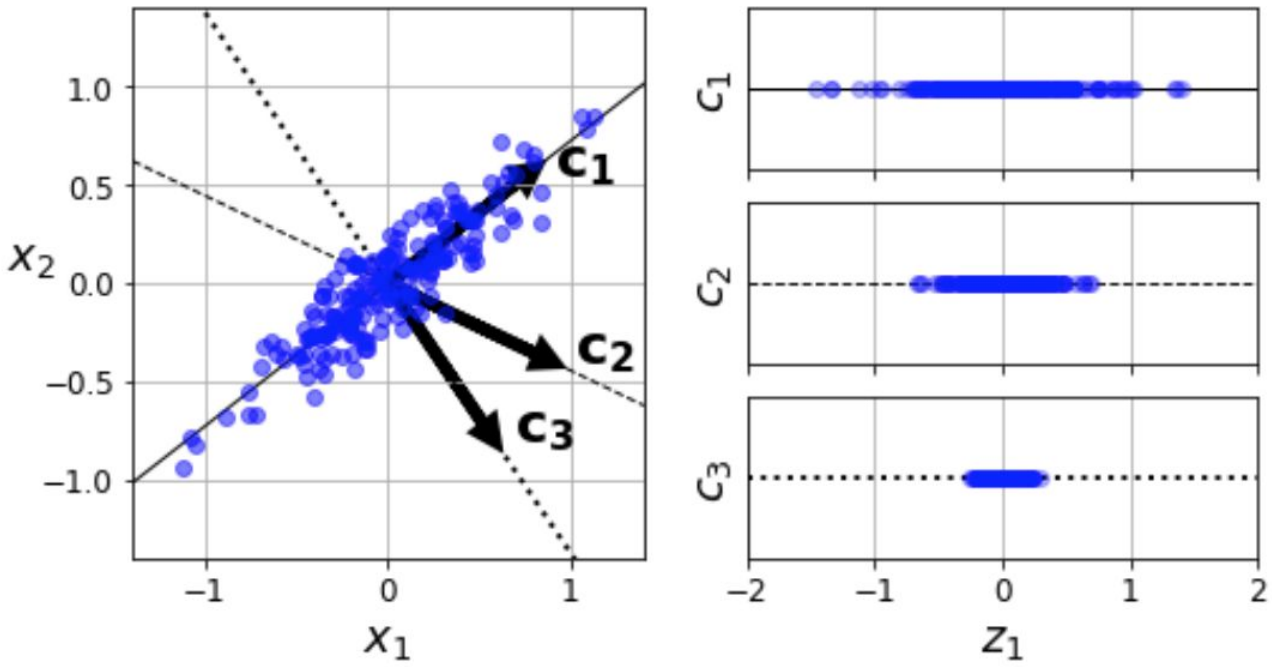
Часть 3-4

Уменьшение размерности пространства
Метод главных компонент

Уменьшение размерности пространства

- Трансформирует p фич в M линейных комбинаций этих фич
- Новые фичи используются для построения модели
- Новые фичи должны:
  - Уменьшить размерность пространства
  - Сохранить как можно больший процент variance исходных данных

Уменьшение размерности пространства



Большое количество фич

- Замедляет работу алгоритмов ML
- Усложняет процесс поиска решений (curse of dimensionality)
  - Среднее расстояние между двумя случайно выбранными точками в квадрате с длиной стороны 1 равно 0.52
  - В 1,000,000-ом гиперкубе ≃ 408.52

Сокращение размерности пространства признаков

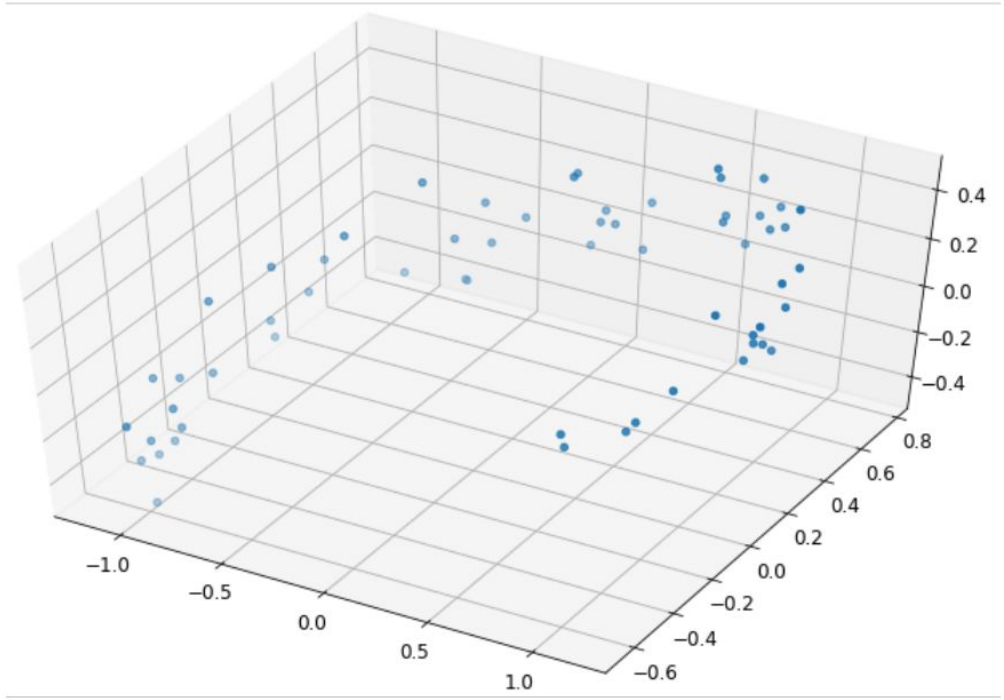
- Уменьшить размерность данных
- Ускорить процесс обучения
- Уменьшить шумы
- Визуализировать данные

Основные способы

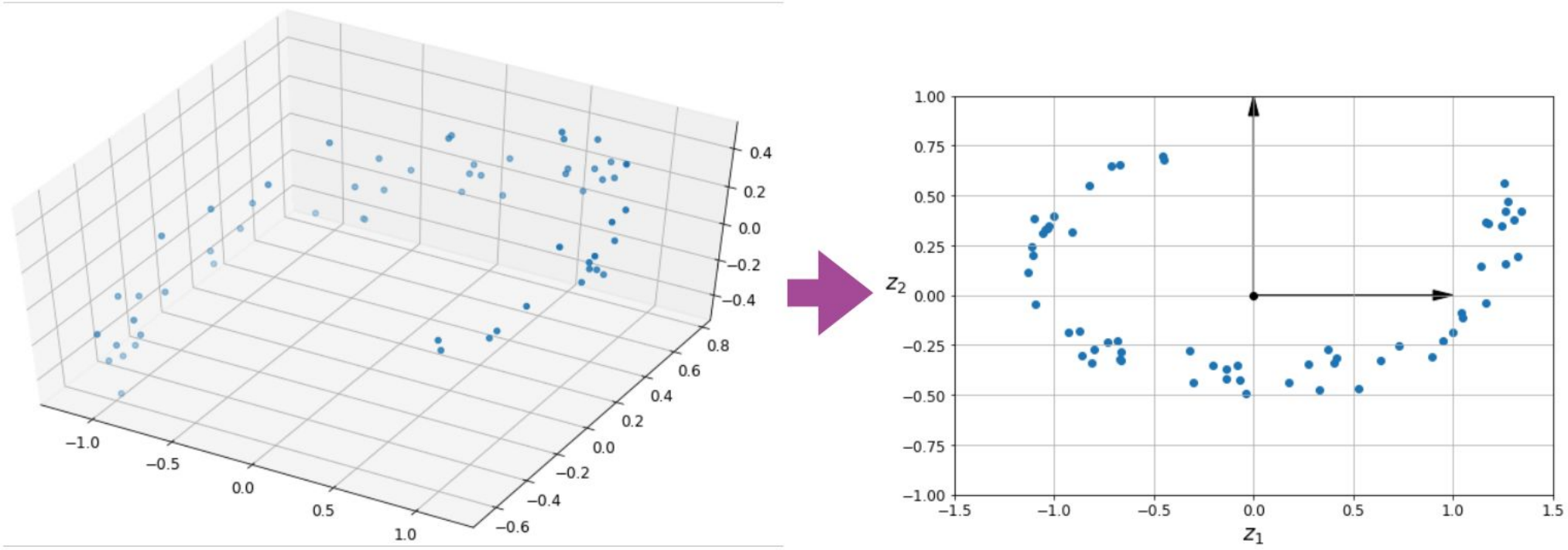
- Projection
  - PCA
  - Kernel PCA
- Manifold learning
  - Isometric Mapping (Isomap)
  - Locally Linear Embedding (LLE)
  - t-distributed Stochastic Neighbour Embedding (t-SNE)

Уменьшение размерности пространства

Projection

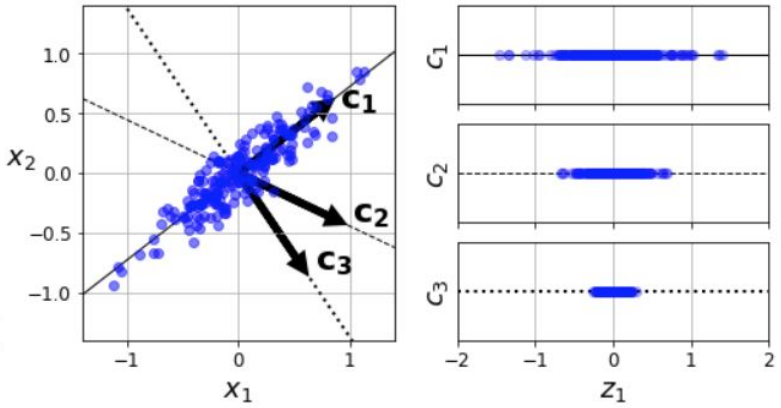


Projection


0.4
0.2
0.0
−0.2
−0.4
0.8
0.6
0.4
0.2
0.0
−0.2
−0.4
−0.6
−1.0
−0.5
0.0
0.5
1.0
1.00
0.75
0.50
0.25
0.00
−0.25
−0.50
−0.75
−1.00
z_2
−1.5
−1.0
−0.5
0.0
0.5
1.0
1.5
z_1

Principal component analysis (PCA)

- Самый популярный projection способ
- Проецирует исходные данные на компоненты
- Каждая следующая компонента:
  - ортогональна всем предыдущим
  - описывает максимальное количество остаточного variance



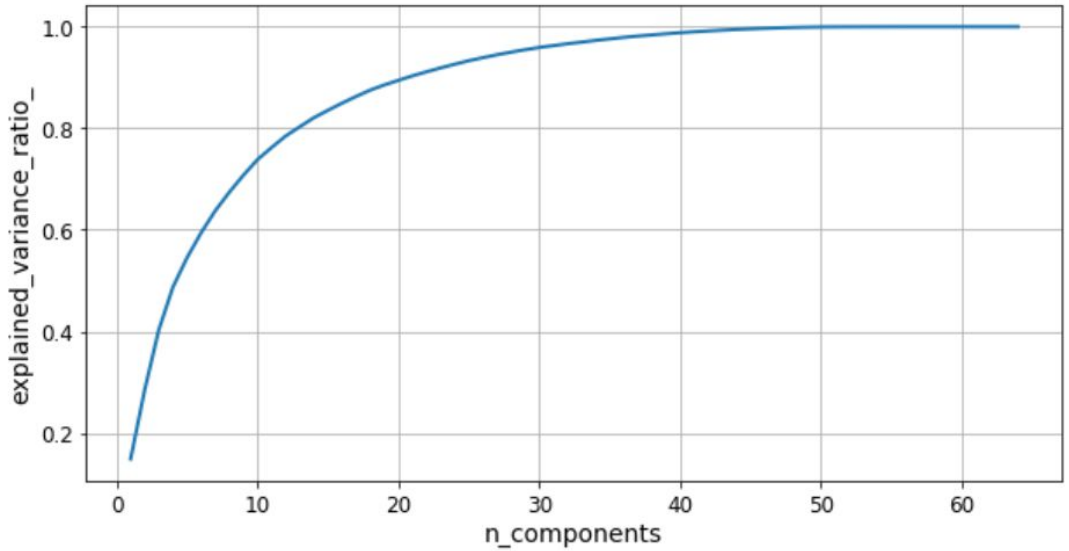
ELBOW METHOD

- Обязательный параметр PCA - количество компонент
- Для определения оптимального кол-ва компонент используется метод “локтя” (elbow method)

```
for n in range(1, n_features + 1):
    x.append(n)
    y.append(variance описанный n компонентами)
plot(x, y)
```

Локоть

Выбираем количество компонент по проценту сохраненного variance



PCA в sklearn

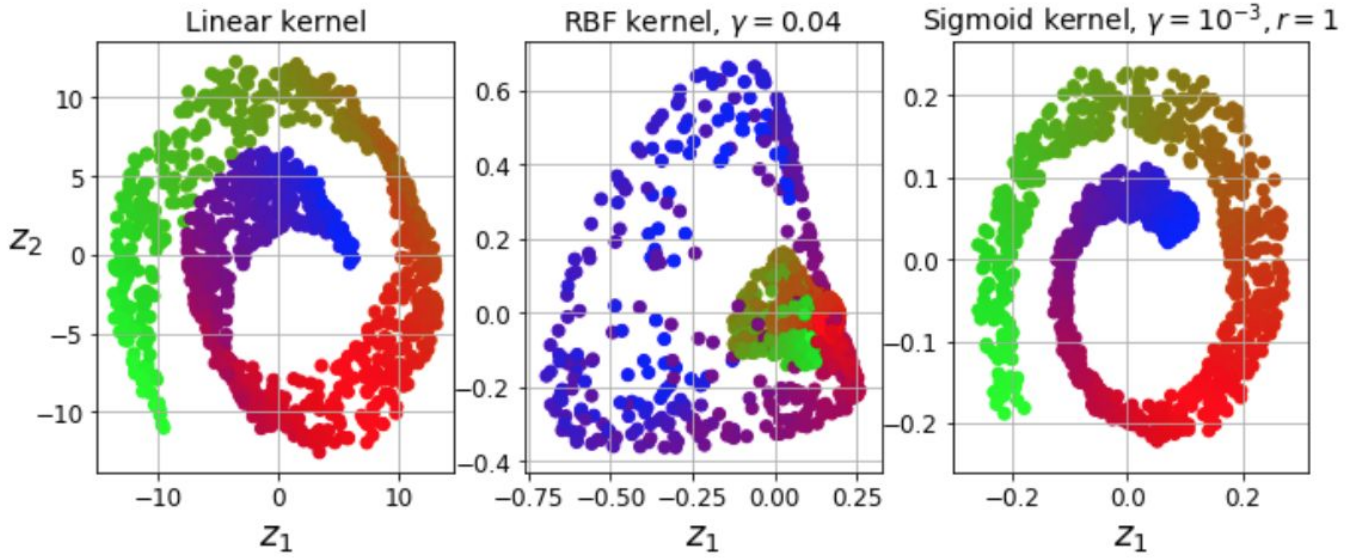
- Основан на методе матричной декомпозиции SVD (Singular Value Decomposition, см. далее)
- Центрирует данные (PCA предполагает, что данные центрированы)
- Направление компонент не стабильно
- Можно указывать ожидаемый variance вместо количества компонент

PCA в sklearn

- Если данные очень большие и не помещаются в память
  - IncrementalPCA
  - Numpy memmap
- Нужна быстрая оценка первых d компонент?
  - RandomizedPCA (стохастический алгоритм)
  - d << n, n - количество фич

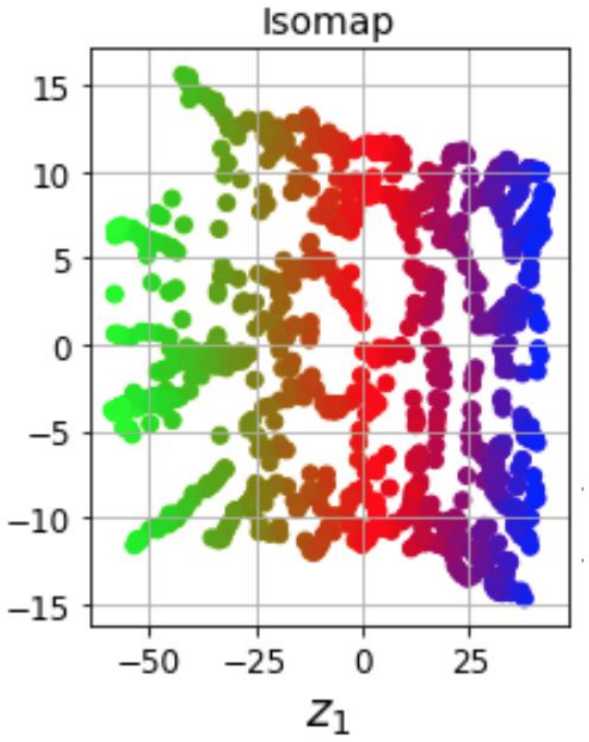
Kernel PCA

- Kernel trick можно использовать в PCA (kPCA)
- Позволяет осуществить сложную нелинейную проекцию



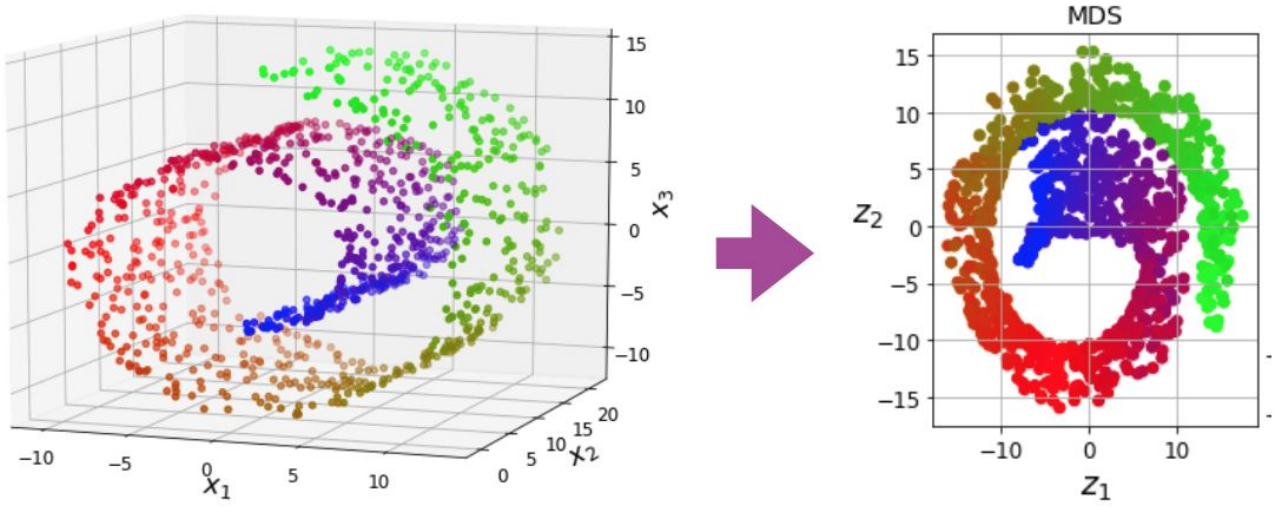
ISOMAP

- Создает граф, соединяя экземпляры с их ближайшими соседями
- Уменьшает размерность, пытаясь сохранить геодезическое расстояние



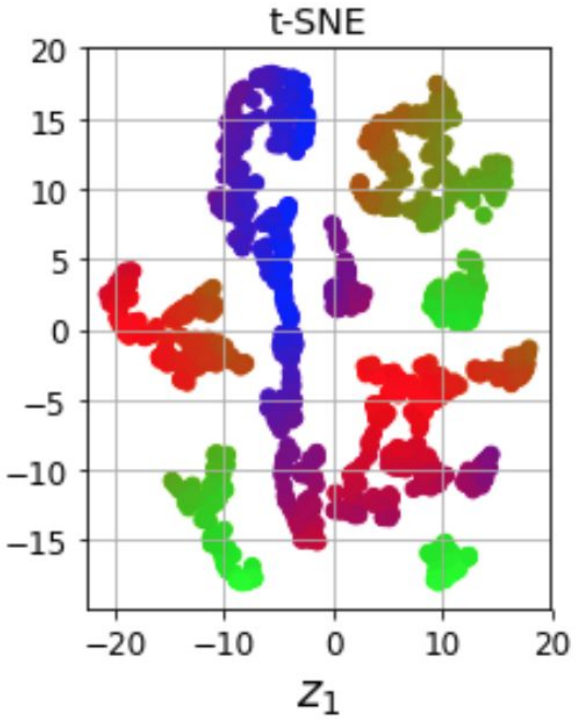
MDS

Уменьшает размерность, пытаясь сохранить расстояние между объектами



T-SNE

- Уменьшает размерность, сохраняя близость экземпляров в пространстве
  - близкие в исходном = близкие в новом
  - далекие в исходном = далекие в новом
- Используется для визуализации кластеров



Практика

АНАЛИЗ РЕКЛАМНЫХ БЮДЖЕТОВ

Часть 5

Обсуждение домашнего задания

Обсуждение домашнего задания

ЧТО МЫ СЕГОДНЯ УЗНАЛИ

ИТОГИ

1. Как устроена **линейная регрессия**
2. Отличия **Lasso и Ridge регрессий**
3. Математика под капотом **PCA**
4. Как использовать **метод главных компонент в sklearn**

СПАСИБО ЗА ВНИМАНИЕ