

# Машинное обучение

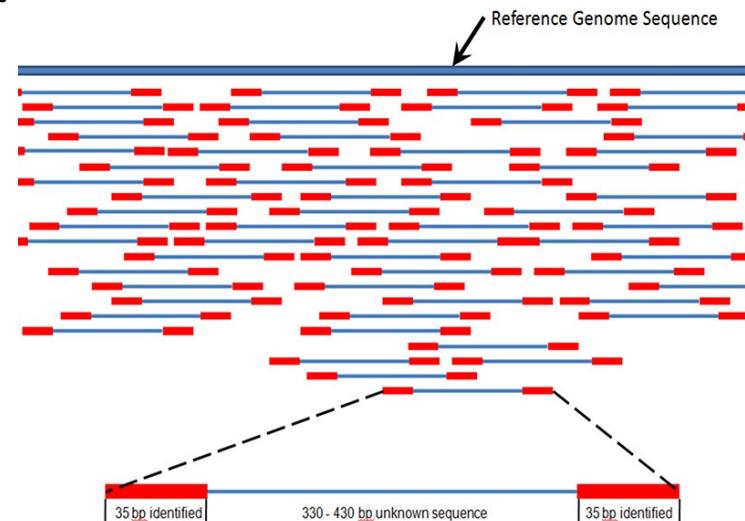
Занятие 7.  
Понижение размерности

# На прошлых лекциях

- Методы машинного обучения: линейные модели, решающие деревья, случайные леса, ...
- Дано: матрица «объекты-признаки»  $X$  и ответы  $y$
- Найти: модель  $a(x)$

# Биоинформатика

- Задачи анализа генома человека
- Признаки: характеристики генов (более 20.000)
- Маленькие выборки (расшифровка генома — сложная и дорогостоящая процедура)
- Признаков существенно больше, чем объектов!



# Категориальные признаки

- Пример: предсказать, понравится ли пользователю фильм
- Объект: пара «пользователь-фильм»
- Признаки: ID пользователя, ID фильма, ID жанра, ID режиссёра, ID главных актёров, ID композитора, ...
- Как много фильмов снято за всю историю?

# Категориальные признаки

- Пример: предсказать, понравится ли пользователю фильм
- Объект: пара «пользователь-фильм»
- Признаки: ID пользователя, ID фильма, ID жанра, ID режиссёра, ID главных актёров, ID композитора, ...
- IMDB: >330 тысяч
- После бинарного кодирования получим миллионы признаков

# Анализ текстов

- Пример: предсказание популярности фильма по тексту его сценария
- Признаки: количество вхождений каждого слова из словаря
- Сколько слов в словаре?

# Анализ текстов

- Пример: предсказание популярности фильма по тексту его сценария
- Признаки: количество вхождений каждого слова из словаря
- Сотни тысяч признаков
- Если учитывать n-граммы, то десятки миллионов признаков

# Анализ данных ЭЭГ

- Энцефалограф: 64 датчика, частота сигнала 256 Гц
- Объект: результаты измерений для одного пациента
- За 5 секунд измерений:  $64 * 256 * 5 = 81\ 920$  признаков



# Задача понижения размерности

- Дано: матрица «объекты-признаки»  $X$  размера  $\ell \times D$
- Найти: новую матрицу «объекты-признаки»  $Z$  размера  $\ell \times d$
- $d < D$

# Но зачем?

- Проклятие размерности
- Шумовые признаки
- Переобучение
- Интерпретируемость модели
- Скорость работы модели
- Визуализация данных

# Проклятие размерности

- Задача: классификация пончиков на вкусные и невкусные
- 100 объектов
- Цвет: 10 вариантов
- Цвет + размер:  $10 * 4 = 40$  вариантов
- Цвет + размер + форма:  $10 * 4 * 4 = 160$  вариантов

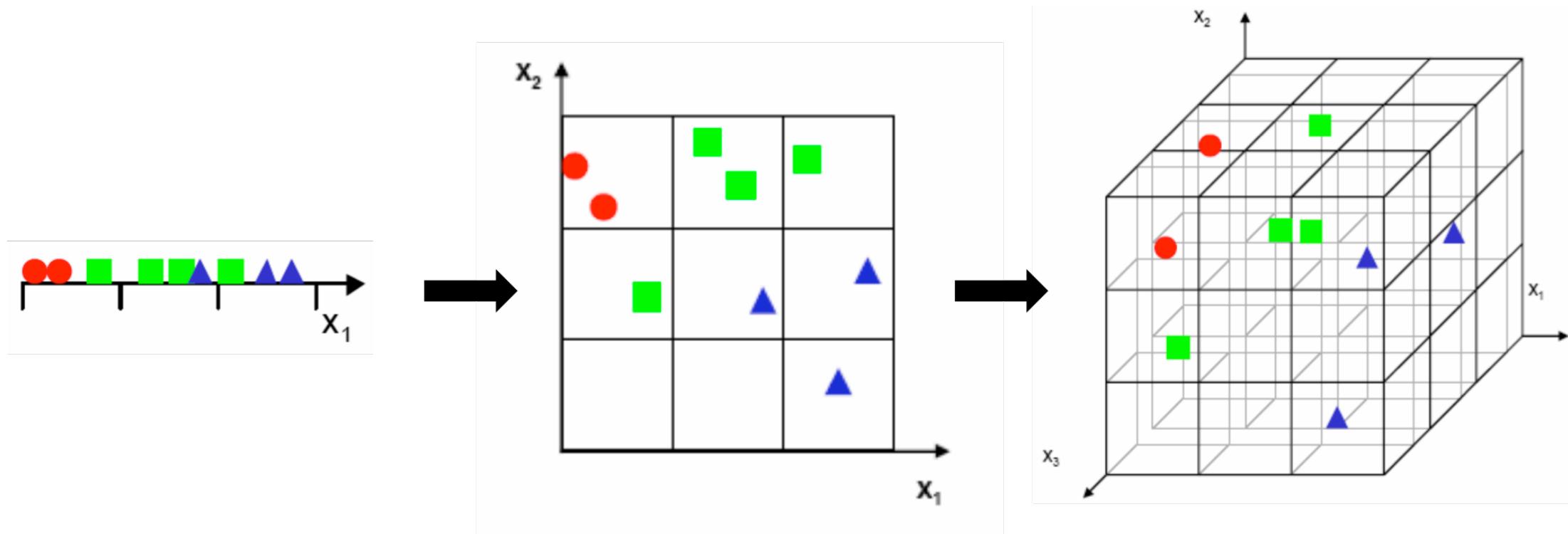


# Проклятие размерности

- Задача: классификация пончиков на вкусные и невкусные
- 100 объектов
- Цвет + размер + форма + начинка:  $10 * 4 * 4 * 20 = 3200$  вариантов
- Цвет + размер + форма + начинка + топпинг:  $10 * 4 * 4 * 20 * 10 = 32000$  вариантов
- Чем больше признаков, тем меньше пончики похожи

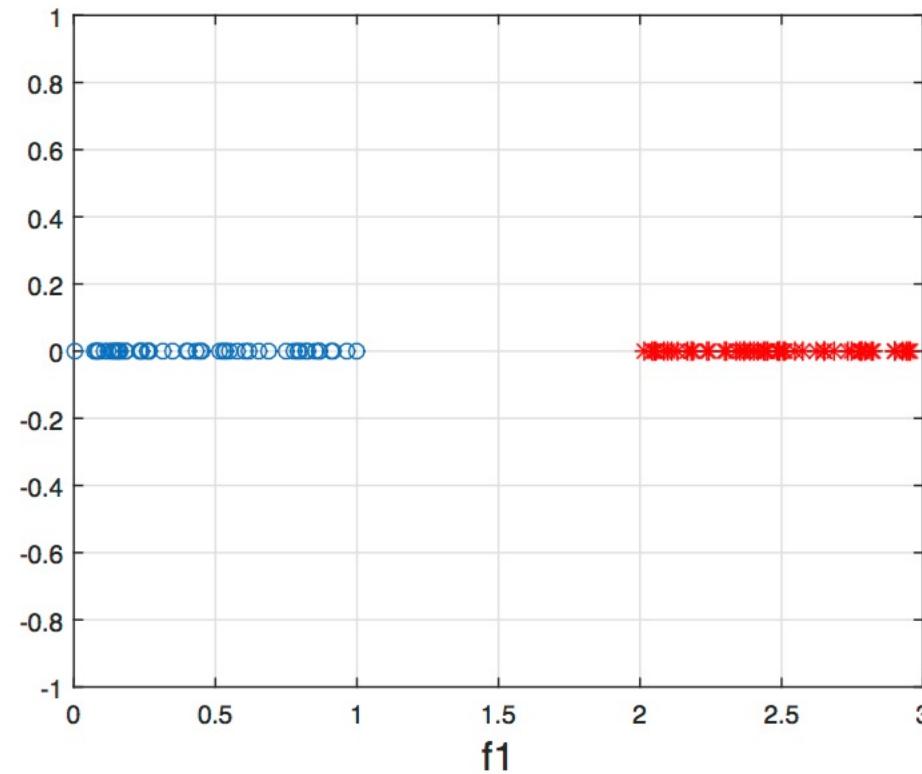


# Проклятие размерности



# Плохие признаки

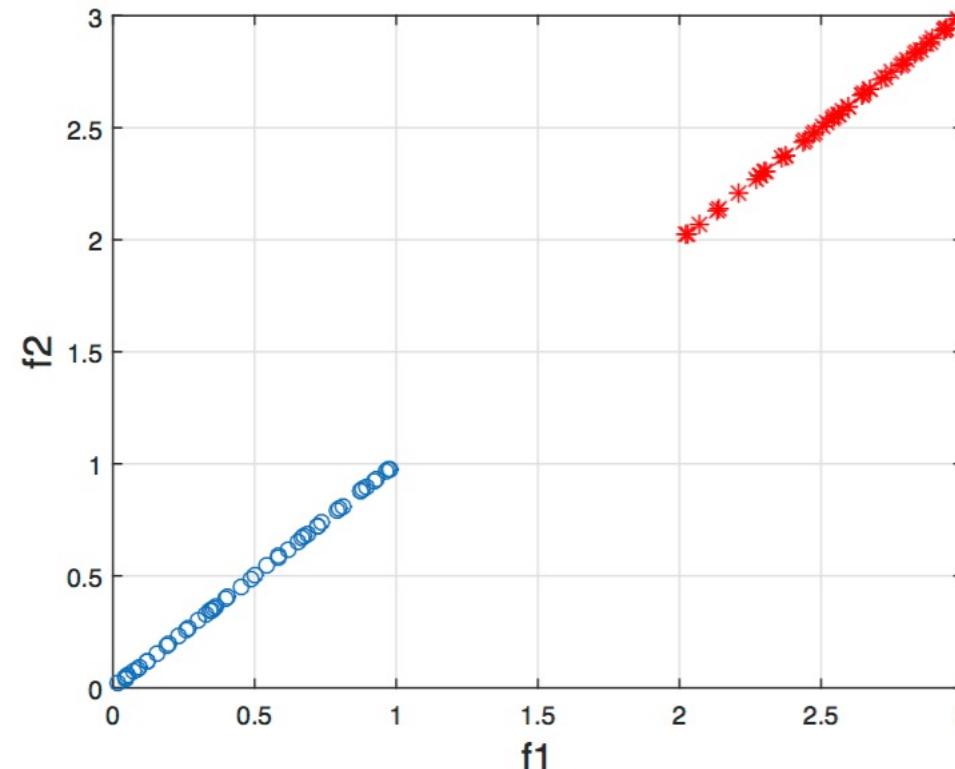
Информативный  
признак



# Плохие признаки

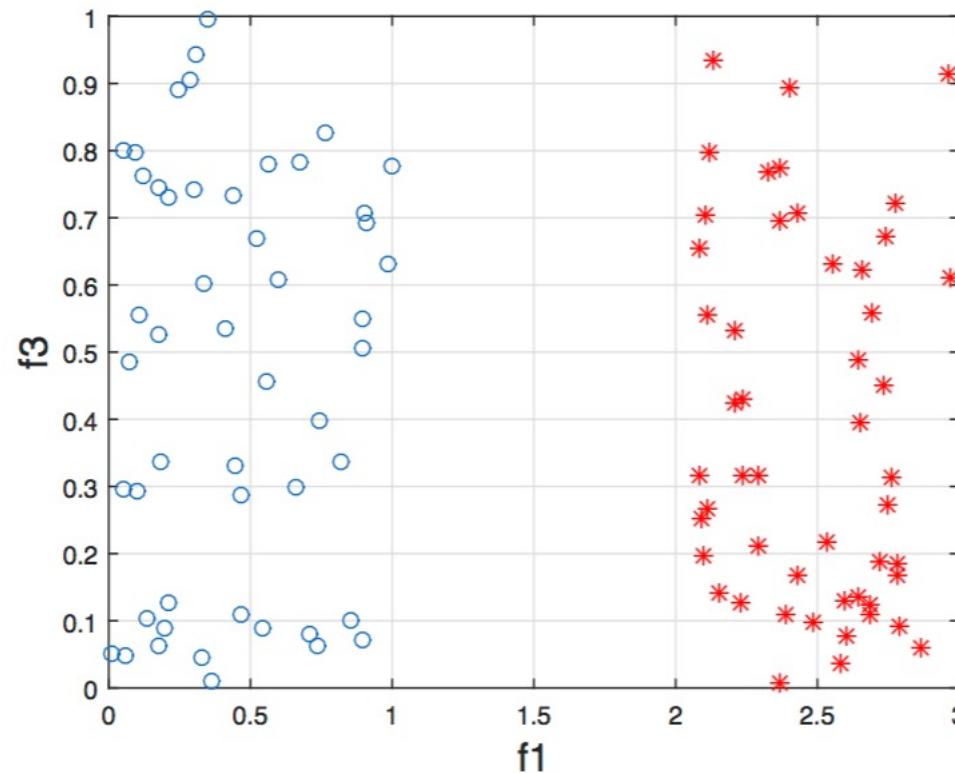
Коррелирующие  
признаки

$f_2$  — избыточный  
признак



# Плохие признаки

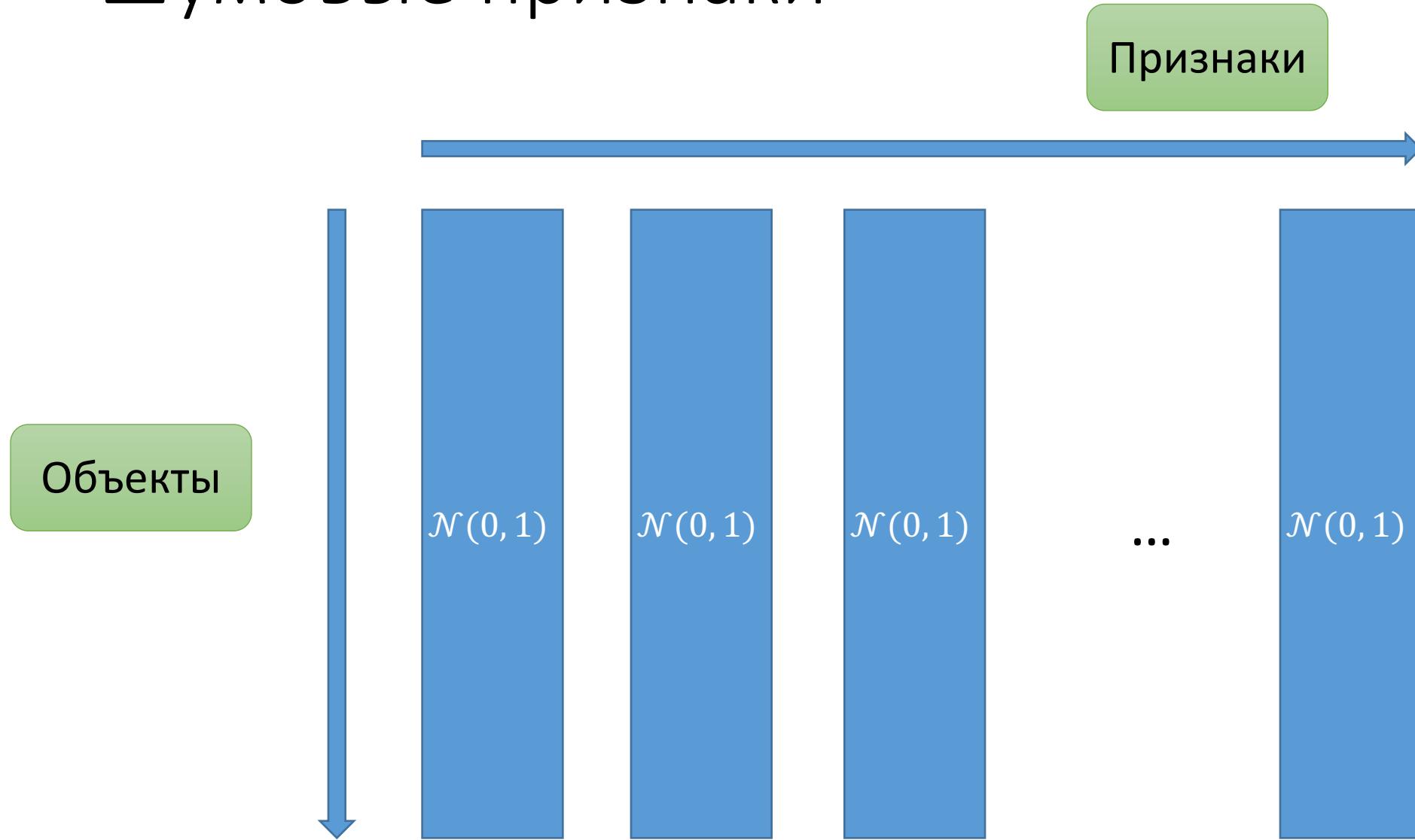
f3 — шумовой  
признак



# Шумовые признаки

- Признаки, которые никак не связаны с целевой переменной
- Но по обучающей выборке это не всегда можно понять

# Шумовые признаки



# Шумовые признаки

- Генерируем случайные признаки
- Если их много, то некоторые будут хорошо коррелировать с ответами

$y$	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$
-1	1.11	-0.5	0.42	0.33
-1	1.22	-0.46	-1.98	-0.55
1	-1.56	0.04	0.39	-1.67
1	-0.48	1.32	0.88	-0.27

# Ускорение моделей

- Чем больше признаков, тем дольше обучаются модели
- Чем дольше обучаются модели, тем меньше экспериментов удаётся провести

# Ускорение моделей

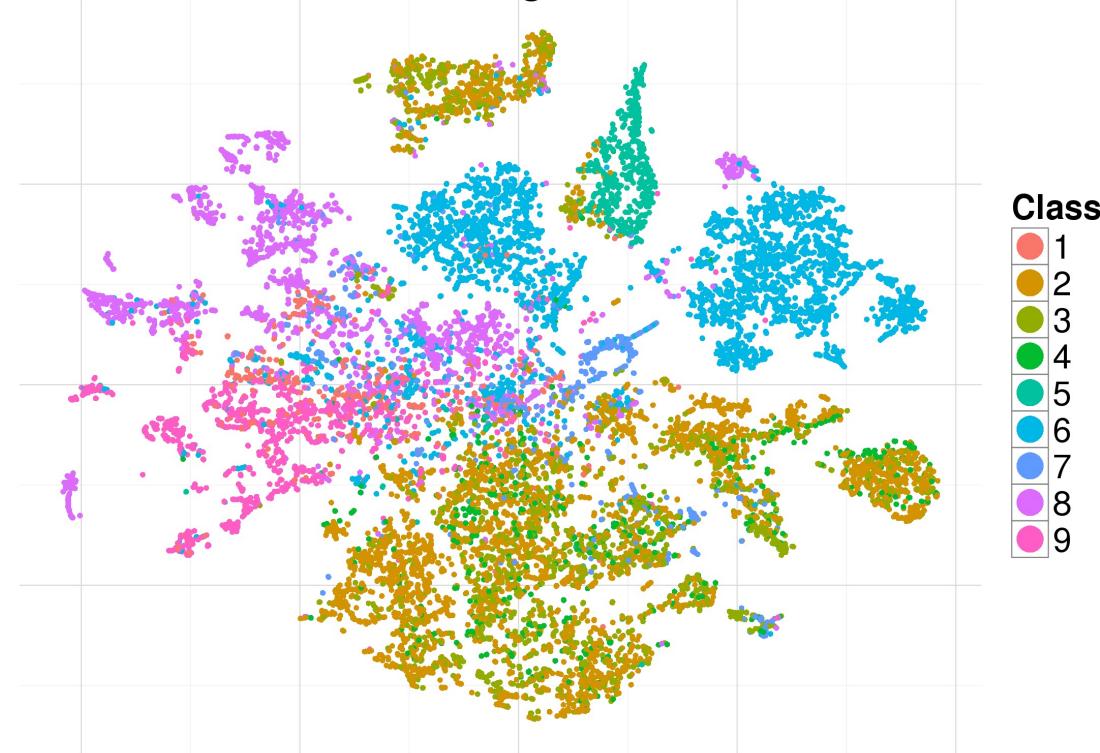
- Чем больше признаков, тем сложнее модели
- Чем сложнее модели, тем дольше они вычисляют прогнозы
- Могут быть жёсткие ограничения на скорость
- Пример: рекомендательные системы

# Визуализация

-99.99	-99.99	315.7	317.45	317.5	317.26	315.86	314.93	313.2	312.44	313.33	314.67	-99.99
315.62	316.38	316.71	317.72	318.29	318.16	316.54	314.8	313.84	313.26	314.8	315.58	315.98
316.43	316.97	317.58	319.02	320.03	319.59	318.18	315.91	314.16	313.84	315	316.19	316.91
316.93	317.7	318.54	319.48	320.58	319.77	318.57	316.79	314.8	315.38	316.1	317.01	317.64
317.94	318.56	319.68	320.63	321.01	320.55	319.58	317.4	316.25	315.42	316.69	317.7	318.45
318.74	319.08	319.86	321.39	322.24	321.47	319.74	317.77	316.21	315.99	317.12	318.31	318.99
319.57	-99.99	-99.99	-99.99	322.24	321.89	320.44	318.7	316.7	316.79	317.79	318.71	-99.99
319.44	320.44	320.89	322.13	322.16	321.87	321.39	318.8	317.81	317.3	318.87	319.42	320.04
320.62	321.59	322.39	323.87	324.01	323.75	322.39	320.37	318.64	318.1	319.79	321.08	321.38
322.06	322.5	323.04	324.42	325	324.09	322.55	320.92	319.31	319.31	320.72	321.96	322.16
322.57	323.15	323.89	325.02	325.57	325.36	324.14	322.03	320.41	320.25	321.31	322.84	323.05
324	324.42	325.64	326.66	327.34	326.76	325.88	323.67	322.38	321.78	322.85	324.12	324.63
325.03	325.99	326.87	328.14	328.07	327.66	326.35	324.69	323.1	323.16	323.98	325.13	325.68
326.17	326.68	327.18	327.78	328.92	328.57	327.34	325.46	323.36	323.57	324.8	326.01	326.32
326.77	327.63	327.75	329.72	330.07	329.09	328.05	326.32	324.93	325.06	326.5	327.55	327.45
328.55	329.56	330.3	331.5	332.48	332.07	330.87	329.31	327.51	327.18	328.16	328.64	329.68
329.35	330.71	331.48	332.65	333.09	332.25	331.18	329.4	327.43	327.37	328.46	329.57	330.25
330.4	331.41	332.04	333.31	333.96	333.6	331.91	330.06	328.56	328.34	329.49	330.76	331.15
331.75	332.56	333.5	334.58	334.87	334.34	333.05	330.94	329.3	328.94	330.31	331.68	332.15
332.93	333.42	334.7	336.07	336.74	336.27	334.93	332.75	331.59	331.16	332.4	333.85	333.9
334.97	335.39	336.64	337.76	338.01	337.89	336.54	334.68	332.76	332.55	333.92	334.95	335.51
336.23	336.76	337.96	338.89	339.47	339.29	337.73	336.09	333.91	333.86	335.29	336.73	336.85
338.01	338.36	340.08	340.77	341.46	341.17	339.56	337.6	335.88	336.02	337.1	338.21	338.69
339.23	340.47	341.38	342.51	342.91	342.25	340.49	338.43	336.69	336.86	338.36	339.61	339.93
340.75	341.61	342.7	343.57	344.13	343.35	342.06	339.81	337.98	337.86	339.26	340.49	341.13
341.37	342.52	343.1	344.94	345.75	345.32	343.99	342.39	339.86	339.99	341.15	342.99	342.78
343.7	344.5	345.28	347.08	347.43	346.79	345.4	343.28	341.07	341.35	342.98	344.22	344.42
344.97	346	347.43	348.35	348.93	348.25	346.56	344.68	343.09	342.8	344.24	345.55	345.9
346.3	346.96	347.86	349.55	350.21	349.54	347.94	345.9	344.85	344.17	345.66	346.9	347.15
348.02	348.47	349.42	350.99	351.84	351.25	349.52	348.1	346.45	346.36	347.81	348.96	348.93
350.43	351.73	352.22	353.59	354.22	353.79	352.38	350.43	348.72	348.88	350.07	351.34	351.48
352.76	353.07	353.68	355.42	355.67	355.13	353.9	351.67	349.8	349.99	351.29	352.52	352.91
353.66	354.7	355.39	356.2	357.16	356.23	354.82	352.91	350.96	351.18	352.83	354.21	354.19
354.72	355.75	357.16	358.6	359.33	358.24	356.17	354.02	352.15	352.21	353.75	354.99	355.59
355.98	356.72	357.81	359.15	359.66	359.25	357.02	355	353.01	353.31	354.16	355.4	356.37
356.7	357.16	358.38	359.46	360.28	359.6	357.57	355.52	353.69	353.99	355.34	356.8	357.04
358.37	358.91	359.97	361.26	361.68	360.95	359.55	357.48	355.84	355.99	357.58	359.04	358.89
359.97	361	361.64	363.45	363.79	363.26	361.9	359.46	358.05	357.76	359.56	360.7	360.88
362.05	363.25	364.02	364.72	365.41	364.97	363.65	361.48	359.45	359.6	360.76	362.33	362.64
363.18	364	364.56	366.35	366.79	365.62	364.47	362.51	360.19	360.77	362.43	364.28	363.76
365.33	366.15	367.31	368.61	369.3	368.87	367.64	365.77	363.9	364.23	365.46	366.97	366.63
368.15	368.87	369.59	371.14	371	370.35	369.27	366.93	364.63	365.13	366.67	368.01	368.31
369.14	369.46	370.52	371.66	371.82	371.7	370.12	368.12	366.62	366.73	368.29	369.53	369.48
370.28	371.5	372.12	372.87	374.02	373.3	371.62	369.55	367.96	368.09	369.68	371.24	371.02
372.43	373.09	373.52	374.86	375.55	375.41	374.02	371.49	370.7	370.25	372.08	373.78	373.1
374.68	375.63	376.11	377.65	378.35	378.13	376.62	374.5	372.99	373.01	374.35	375.7	375.64
376.79	377.37	378.41	380.52	380.63	379.57	377.79	375.86	374.07	374.24	375.86	377.47	377.38
378.37	379.69	380.41	382.1	382.28	382.13	380.66	378.71	376.42	376.88	378.32	380.04	379.67
381.38	382.03	382.64	384.62	384.95	384.06	382.29	380.47	378.67	379.06	380.14	381.74	381.84
382.45	383.68	384.23	386.26	386.39	385.87	384.39	381.78	380.73	380.81	382.33	383.69	383.55
385.07	385.72	385.85	386.71	388.45	387.64	386.1	383.95	382.91	382.73	383.96	385.02	385.34

# Визуализация

t-SNE 2D Embedding of Products Data



# Методы понижения размерности

- Отбор признаков (feature selection)
  - Выбрать  $d$  самых важных признаков
- Извлечение признаков (feature extraction)
  - Найти  $d$  новых признаков, выражющихся через исходные

# Методы понижения размерности

- Фильтрация (filter methods)
  - Понижение размерности без учёта модели
- Методы-обёртки (wrapper methods)
  - Выбор признаков, дающих лучшее качество для модели
- Понижение с помощью моделей (embedded methods)
  - Использование свойств моделей для оценивания важности признаков

# Одномерные методы

# Одномерные методы

- Оценивают важность каждого признака по отдельности
- Относятся к **методам фильтрации**
- Относятся к **методам отбора признаков**

# Обозначения

- $x_{ij}$  — значение  $j$ -го признака на  $i$ -м объекте
- $\bar{x}_j$  — среднее значение  $j$ -го признака
- $y_i$  — значение целевой переменной на  $i$ -м объекте
- $\bar{y}$  — среднее значение целевой переменной

# Дисперсия признаков

$$R_j = \frac{1}{\ell} \sum_{i=1}^{\ell} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2$$

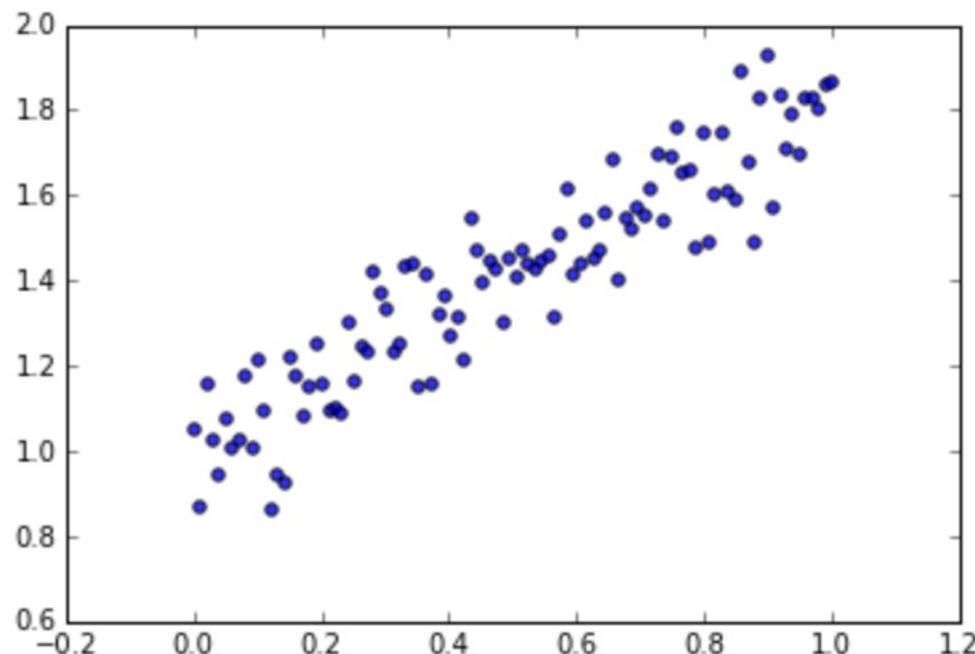
- Чем больше  $R_j$ , тем информативнее признак
- Никак не учитываются ответы
- Подходит для фильтрации константных и близких к ним признаков

# Корреляция

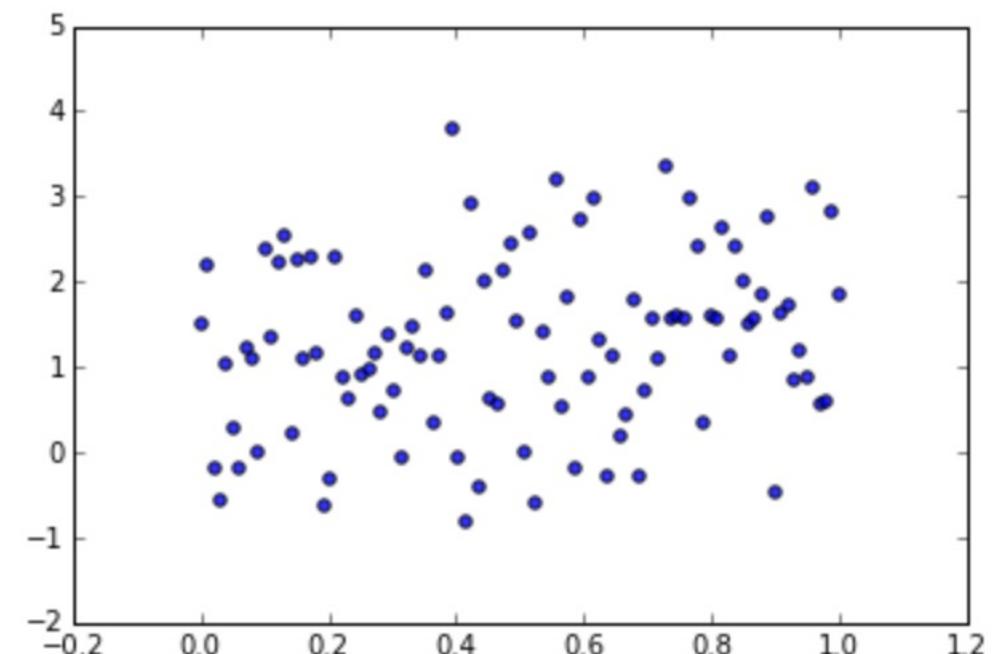
$$R_j = \frac{\sum_{i=1}^{\ell} (x_{ij} - \bar{x}_j)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{\ell} (x_{ij} - \bar{x}_j)^2 \sum_{i=1}^{\ell} (y_i - \bar{y})^2}}$$

- Чем больше  $|R_j|$ , тем информативнее признак
- Учитывает только линейную связь

# Корреляция для регрессии

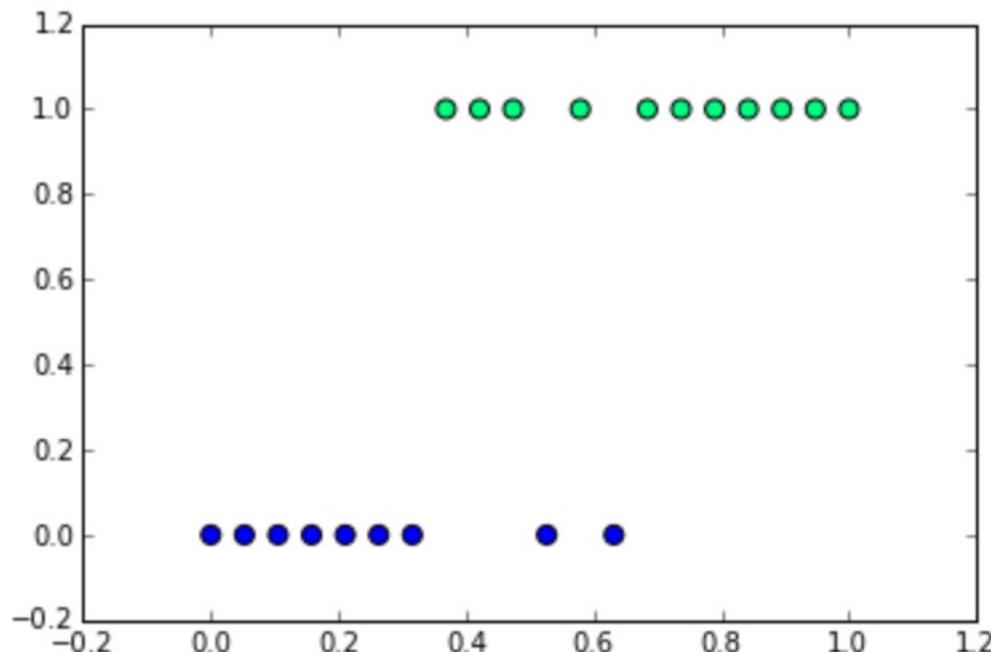


Корреляция  
0.927

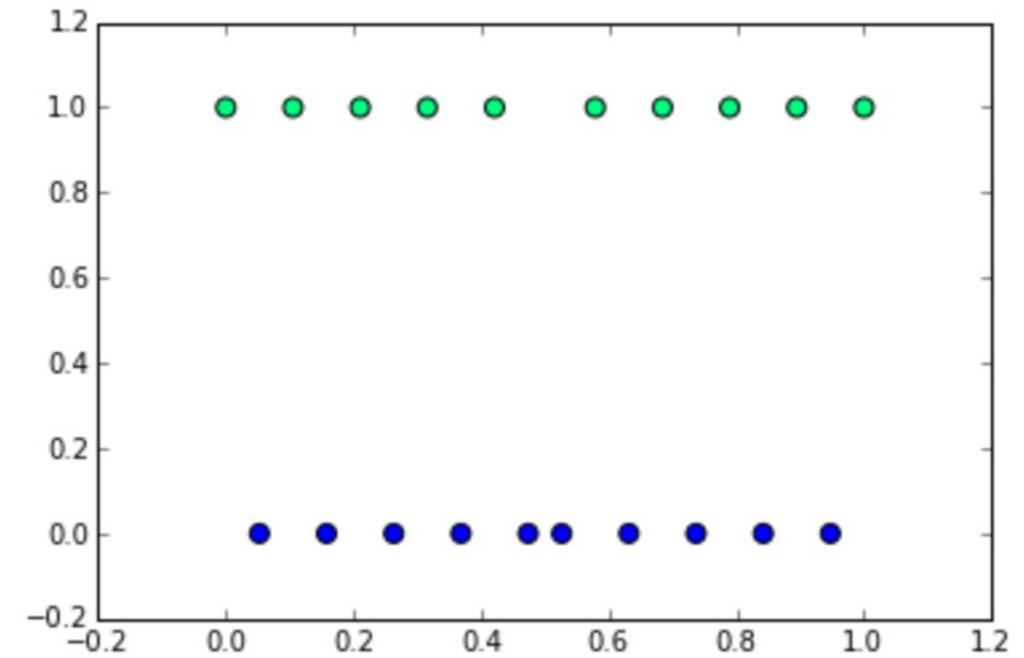


Корреляция  
0.207

# Корреляция для классификации



Корреляция  
0.741



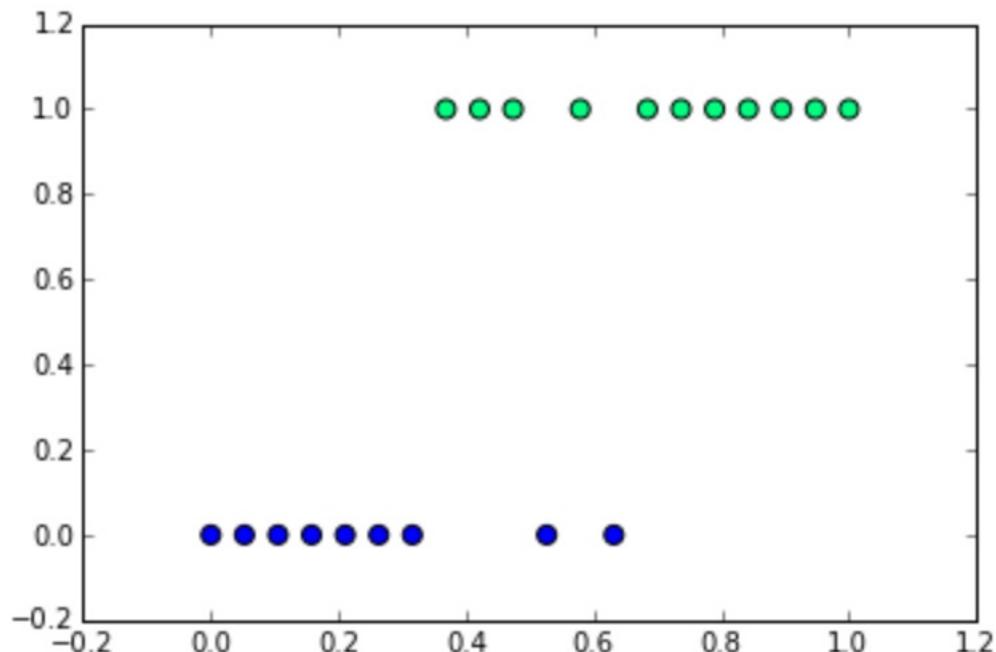
Корреляция  
0.0

# T-score

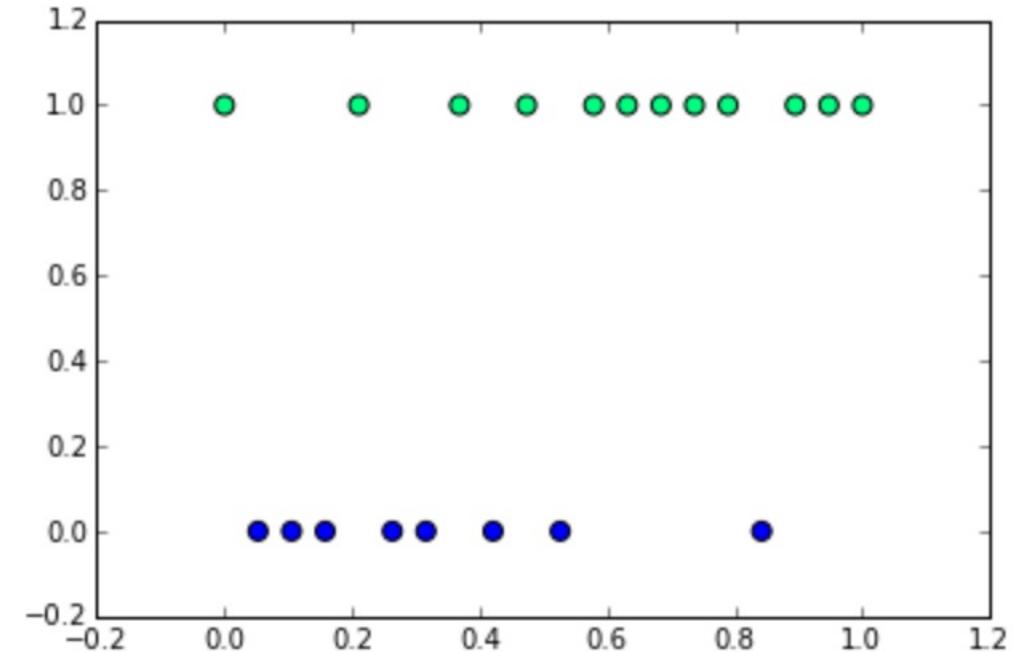
$$R_j = \frac{|\mu_1 - \mu_2|}{\sqrt{\frac{\sigma_1^2}{n_1} + \frac{\sigma_2^2}{n_2}}}$$

- Для задач бинарной классификации
- Чем больше  $R_j$ , тем информативнее признак
- $\mu_1, \mu_2$  — средние значения признаков в первом и втором классах
- $\sigma_1^2, \sigma_2^2$  — дисперсии
- $n_1, n_2$  — число объектов в первом и втором классах

# T-score



T-score  
4.95



T-score  
2.28

# F-score

$$R_j = \frac{\sum_{k=1}^K \frac{n_j}{K-1} (\mu_j - \mu)^2}{\frac{1}{\ell-K} \sum_{k=1}^K (n_j - 1) \sigma_j^2}$$

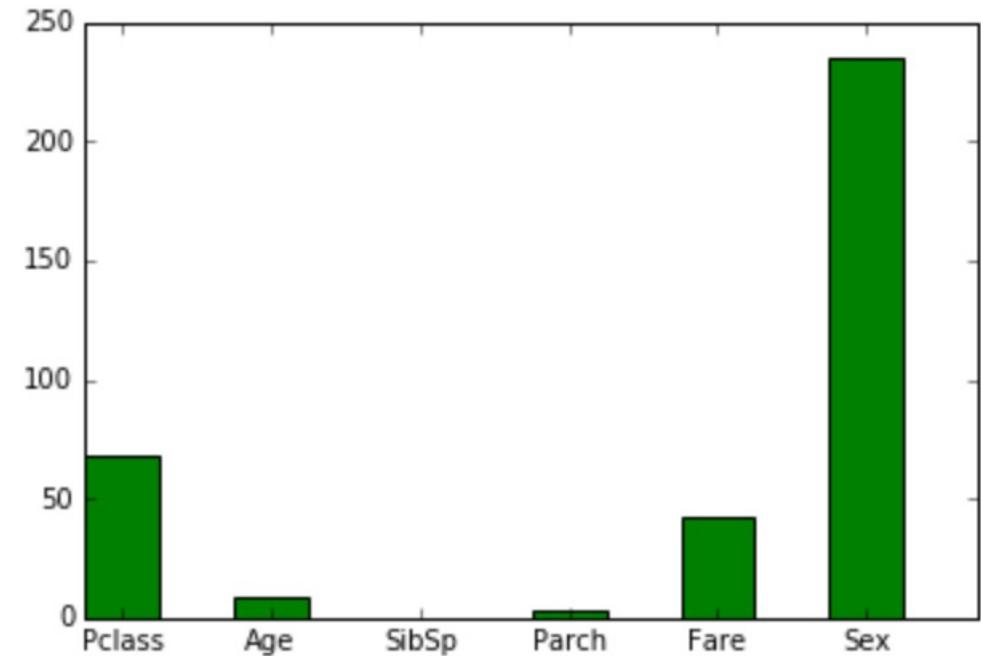
- Для задач многоклассовой классификации
- Чем больше  $R_j$ , тем информативнее признак
- $\mu_1, \dots, \mu_K$  — средние значения признаков в классах
- $\mu$  — среднее значение признака по всей выборке
- $\sigma_1^2, \dots, \sigma_K^2$  — дисперсии
- $n_1, \dots, n_K$  — число объектов в первом и втором классах

# Пример: Titanic

	<b>PassengerId</b>	<b>Survived</b>	<b>Pclass</b>	<b>Name</b>	<b>Sex</b>	<b>Age</b>	<b>SibSp</b>	<b>Parch</b>	<b>Ticket</b>	<b>Fare</b>	<b>Cabin</b>	<b>Embarked</b>
<b>0</b>	1	0	3	Braund, Mr. Owen Harris	male	22	1	0	A/5 21171	7.2500	NaN	S
<b>1</b>	2	1	1	Cumings, Mrs. John Bradley (Florence Briggs Th...)	female	38	1	0	PC 17599	71.2833	C85	C
<b>2</b>	3	1	3	Heikkinen, Miss. Laina	female	26	0	0	STON/O2. 3101282	7.9250	NaN	S
<b>3</b>	4	1	1	Futrelle, Mrs. Jacques Heath (Lily May Peel)	female	35	1	0	113803	53.1000	C123	S
<b>4</b>	5	0	3	Allen, Mr. William Henry	male	35	0	0	373450	8.0500	NaN	S

# Пример: Titanic

- Вычислим T-score для всех признаков
- Действительно, пол сильнее всего коррелирует с выживаемостью пассажиров



Отбор с помощью моделей

# Отбор с помощью моделей

- Оценивают важность признаков, используя модели машинного обучения
- Относятся к **методам отбора признаков**

# Линейные модели

$$a(x) = \sum_{j=1}^d w_j x_j$$

- Если признаки масштабированы, то веса можно использовать как показатели информативности
- Для повышения числа нулевых весов —  $L_1$ -регуляризация

# $L_1$ -регуляризация

$$Q(a, X) + \lambda \sum_{j=1}^d |w_j| \rightarrow \min_w$$

- Чем выше  $\lambda$ , тем больше весов зануляется
- Позволяет построить модель, использующую только самые важные признаки

# Решающие деревья

- Поиск лучшего разбиения:

$$Q(X_m, j, t) = H(X_m) - \frac{|X_l|}{|X_m|} H(X_l) - \frac{|X_r|}{|X_m|} H(X_r) \rightarrow \max_{j,t}$$

- $H(X)$  — критерий информативности (MSE, энтропийный)

# Решающие деревья

- Чем сильнее уменьшили  $H(X)$ , тем лучше признак
- Уменьшение критерия:

$$H(X_m) - \frac{|X_l|}{|X_m|} H(X_l) - \frac{|X_r|}{|X_m|} H(X_r)$$

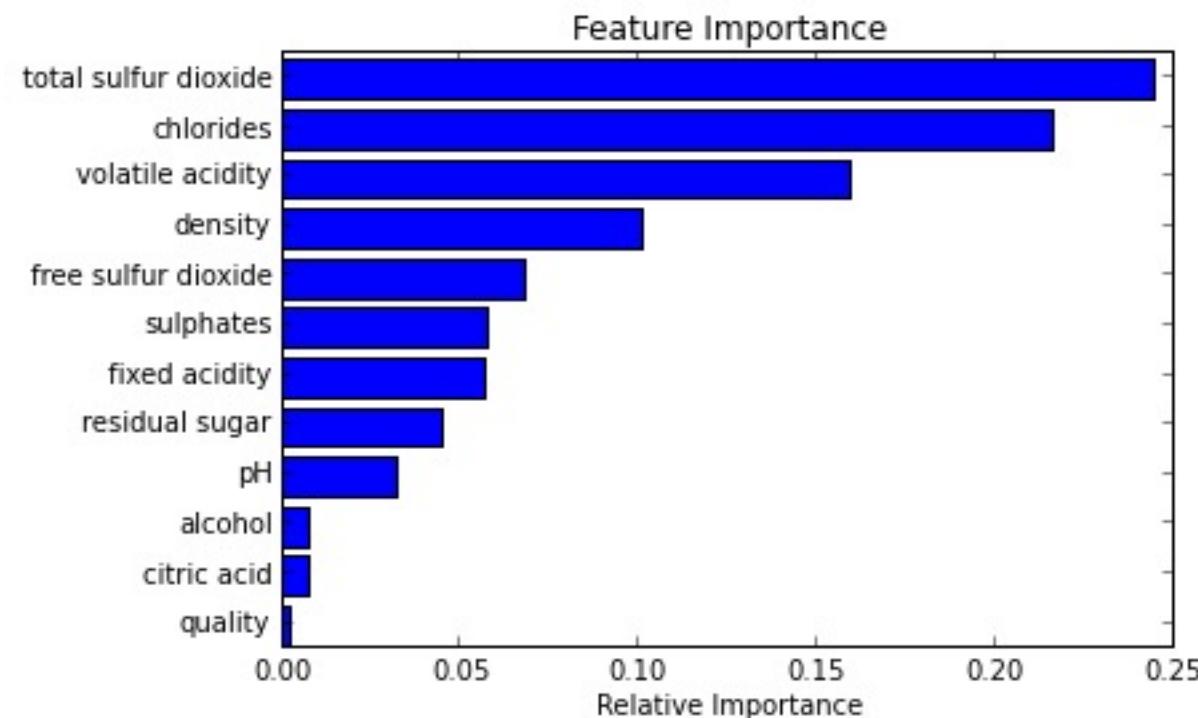
- Важность признака  $R_j$ : просуммируем уменьшения по всем вершинам, где разбиение делалось по признаку  $j$

# Случайный лес

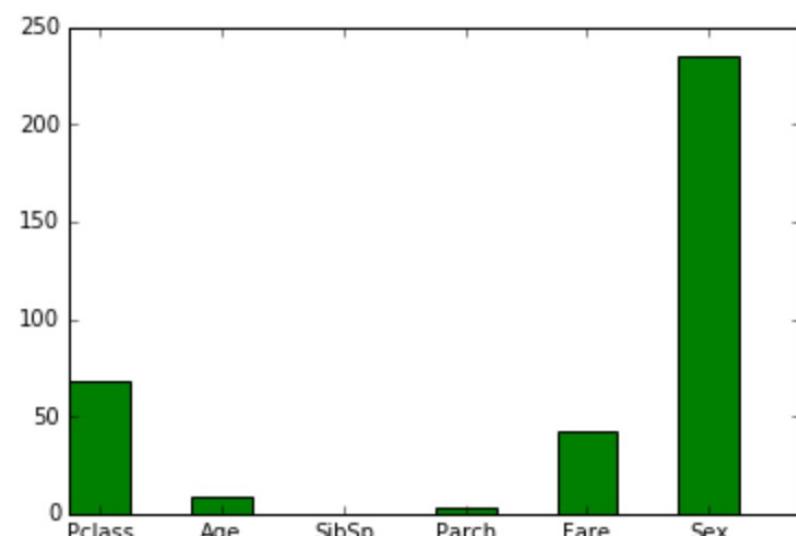
- Сумма важностей  $R_j$  по всем деревьям
- Чем больше, тем важнее признак
- Учитывается важность признаков в совокупности

# Случайные леса и отбор признаков

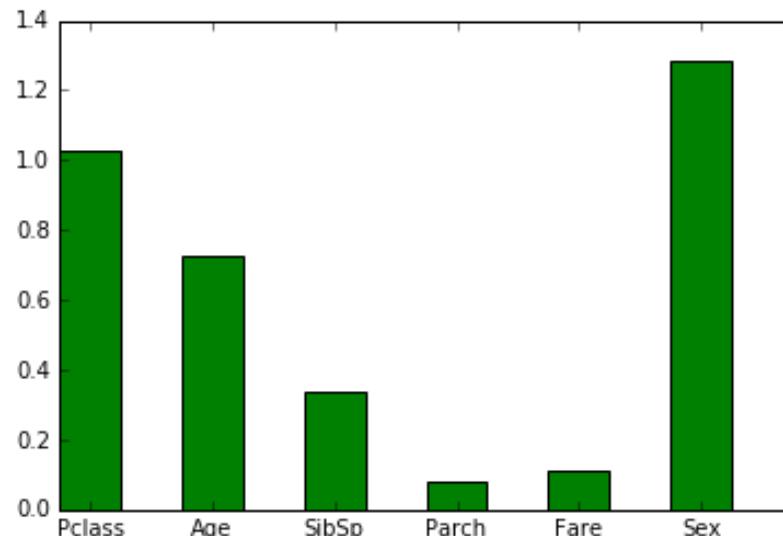
- Классификация вин на белые и красные



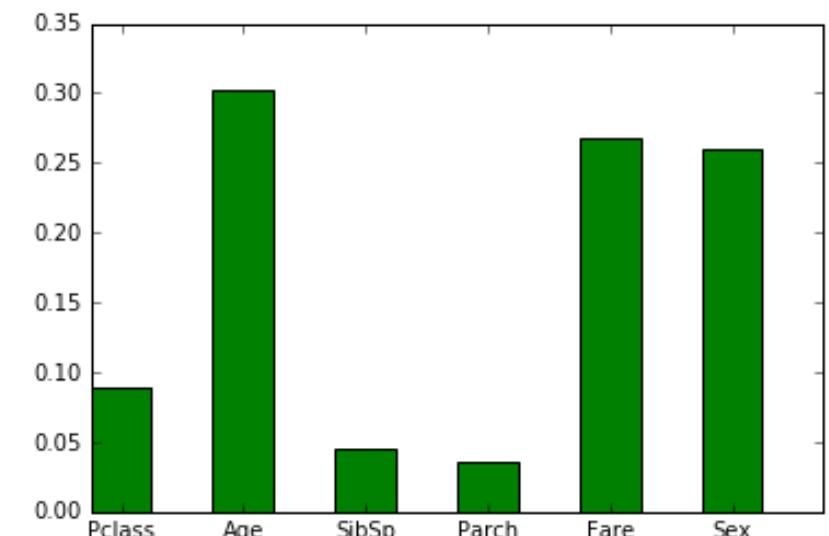
# Пример: Titanic



Одномерный отбор



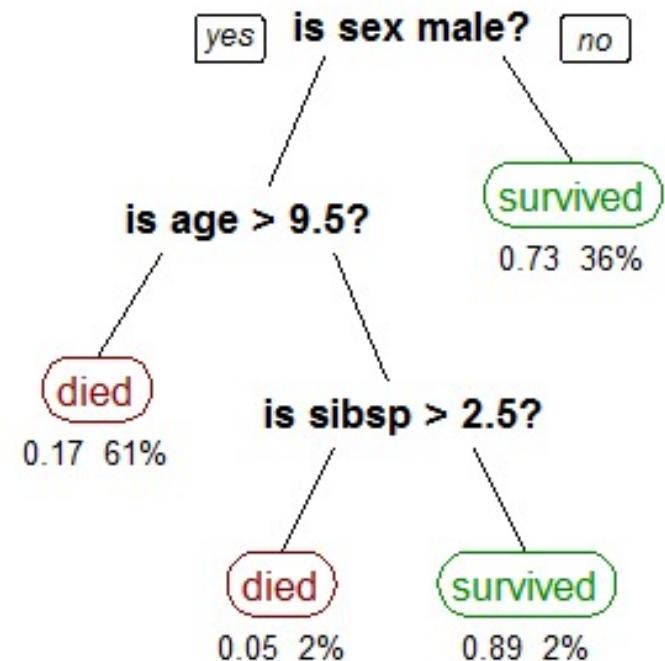
Логистическая регрессия



Случайный лес

# Пример: Titanic

- Модели выделяют признак Age как важный
- Ответы зависят от возраста только в совокупности с полом

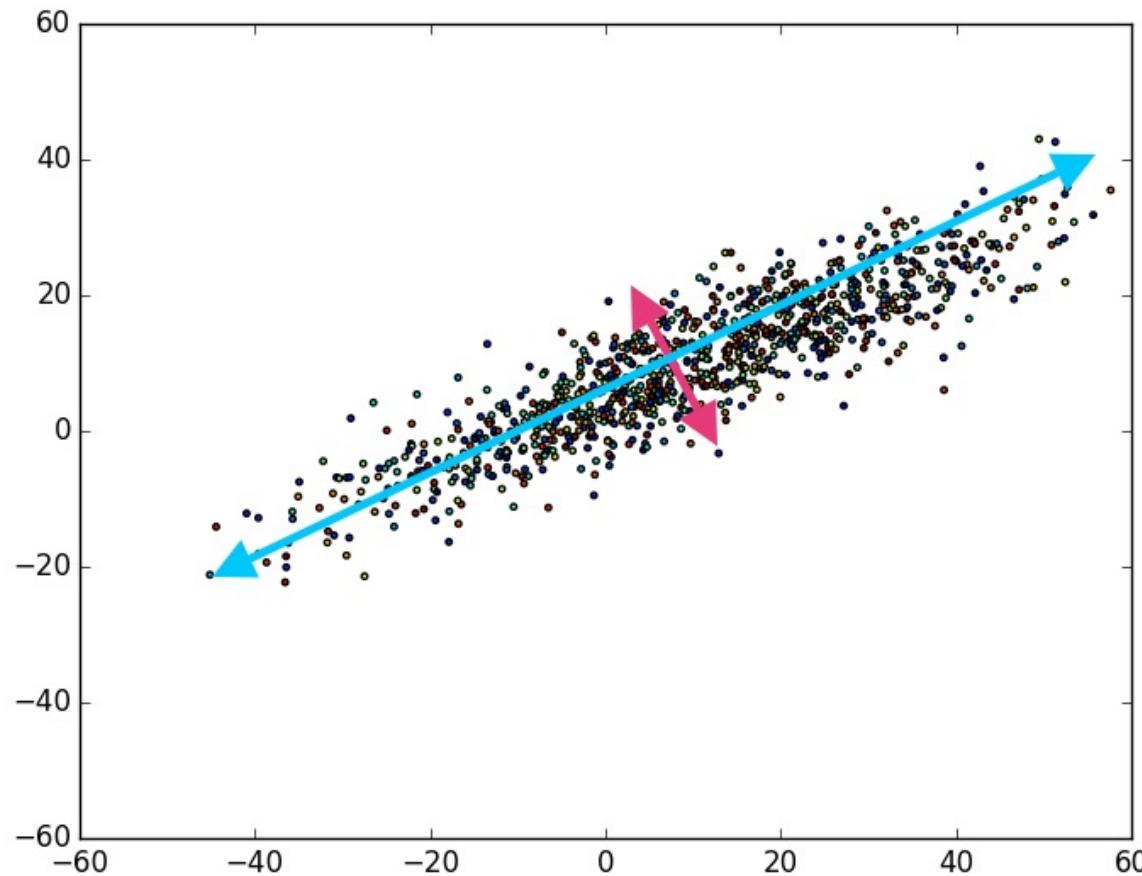


# Метод главных компонент

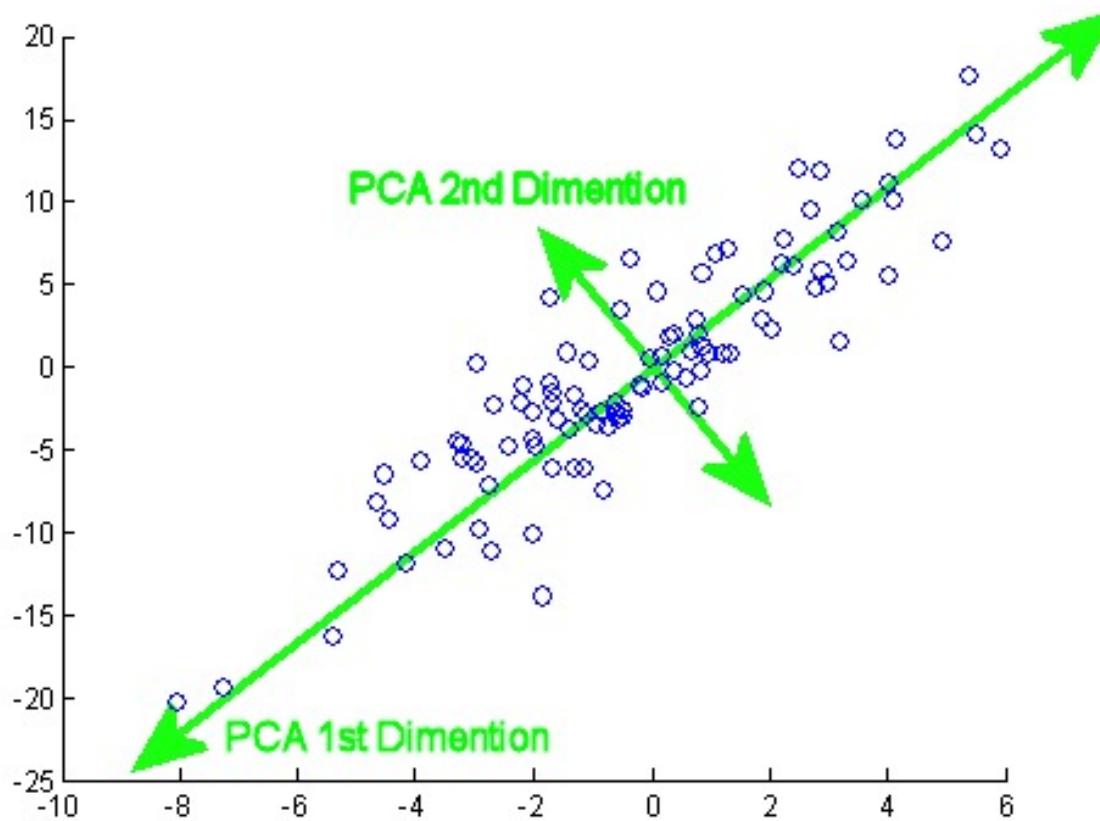
# Метод главных компонент

- Principal component analysis (PCA)
- Проецирует данные в пространство меньшей размерности
- Относится к **методам фильтрации**
- Относится к **методам извлечения признаков**

# Извлечение признаков



# Извлечение признаков



# Извлечение признаков

- Порождение новых признаков
- Их должно быть меньше
- Они должны содержать как можно больше информации из исходных признаков

# Извлечение признаков

- Линейные методы
- Каждый новый признак — линейная комбинация исходных

# Извлечение признаков

- Исходные признаки:  $x_{ik}$ ,  $D$  штук
- Новые признаки:  $z_{ij}$ ,  $d$  штук
- Линейный подход:

$$z_{ij} = \sum_{k=1}^D w_{jk} x_{ik}$$

Новые признаки

Вклад исходного  $k$ -го  
признака в новый  $j$ -й

Исходные признаки

# Метод главных компонент

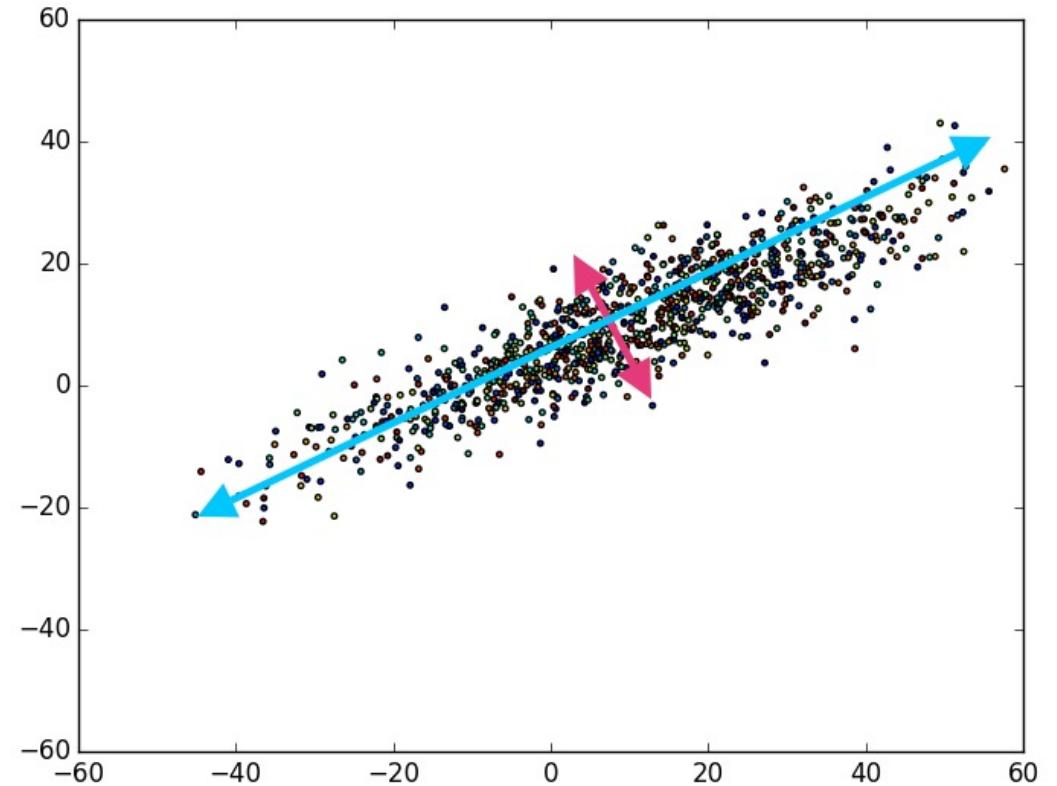
- Матричная запись:

$$Z = XW^T$$

- $j$ -й столбец  $W$  — коэффициенты при исходных признаках для вычисления нового  $j$ -го признака

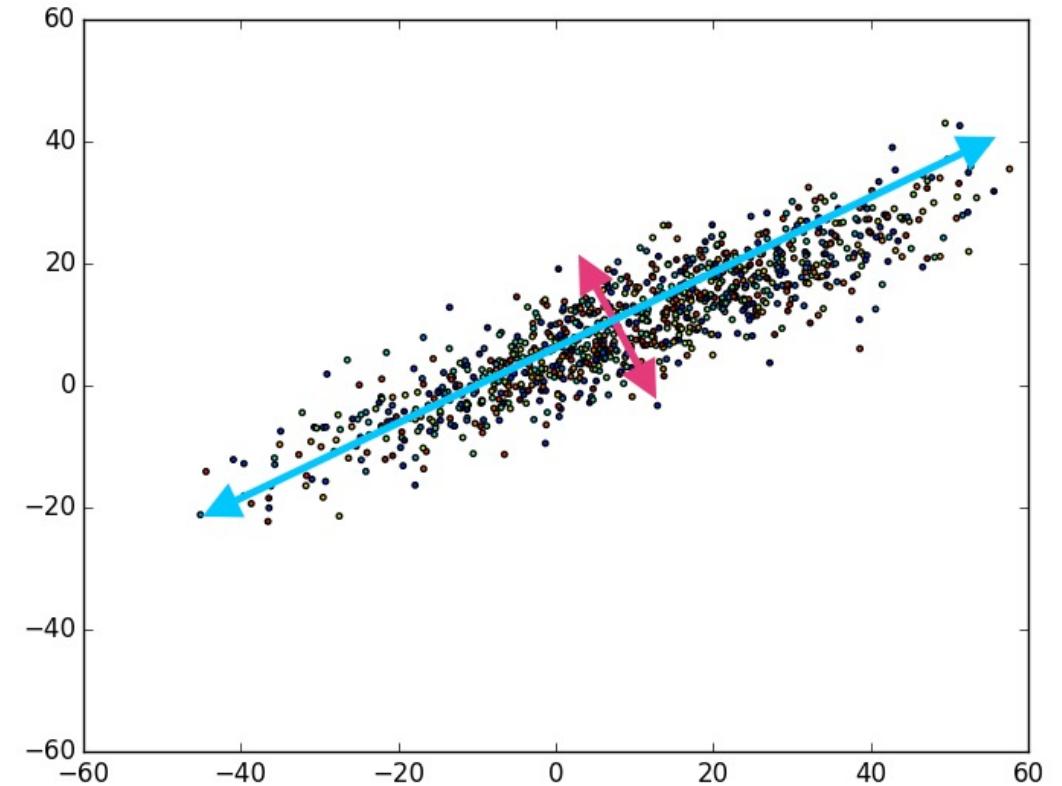
# Метод главных компонент

- Геометрический смысл — поиск гиперплоскости для проецирования выборки
- Как выбирать гиперплоскость?

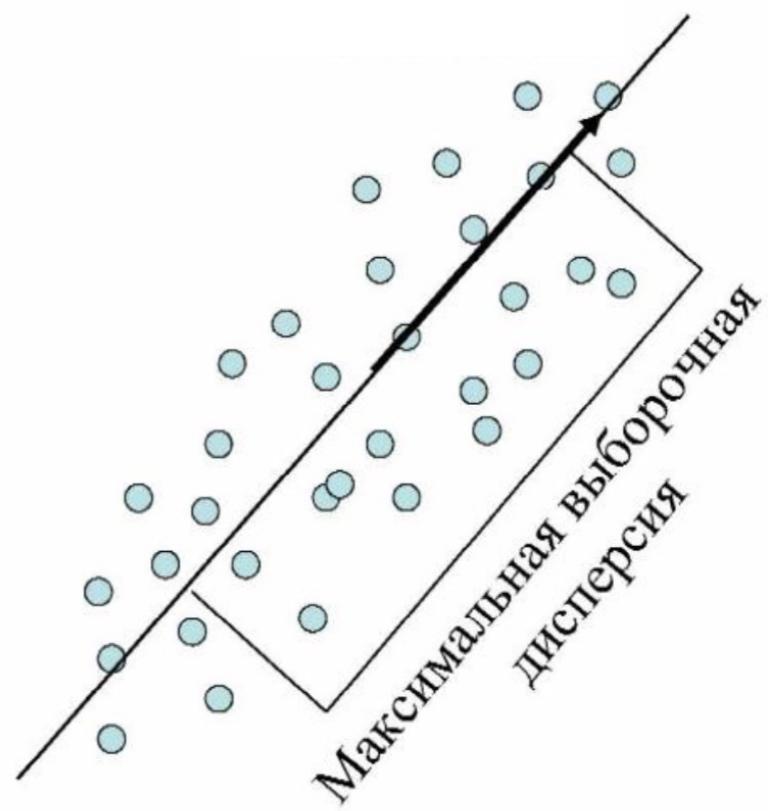


# Метод главных компонент

- Чем выше дисперсия выборки после проецирования, тем лучше
- Дисперсия — мера количества информации



# Метод главных компонент



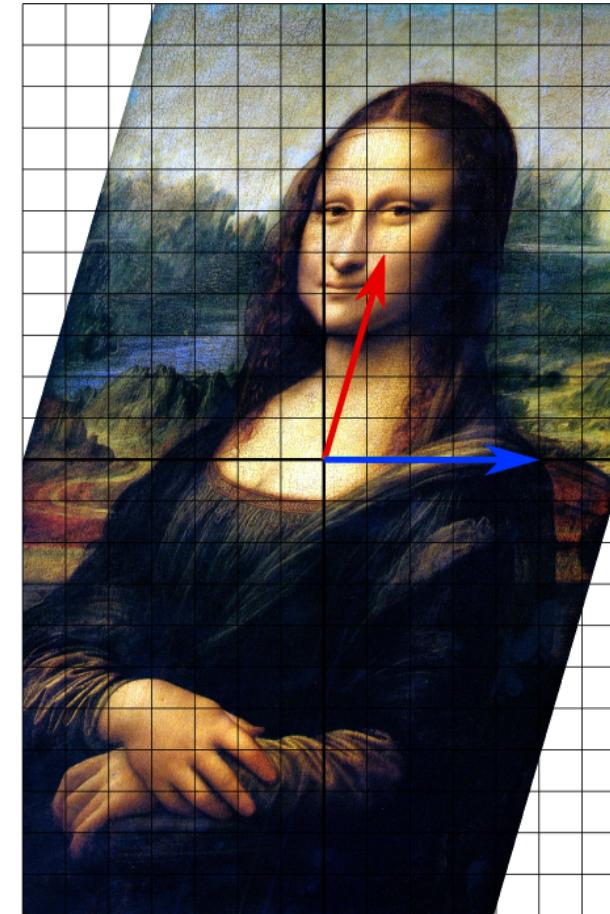
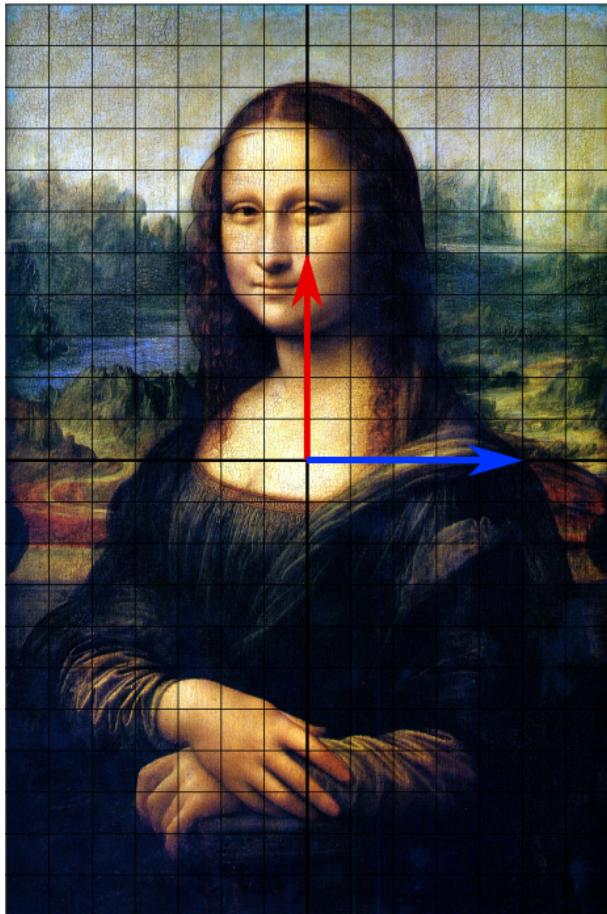
# Максимизация дисперсии

$$\left\{ \sum_{j=1}^d w_j^T X^T X w_j \rightarrow \max_w \right.$$

$\left. W^T W = I \right.$

Дисперсия выборки

# Собственные векторы



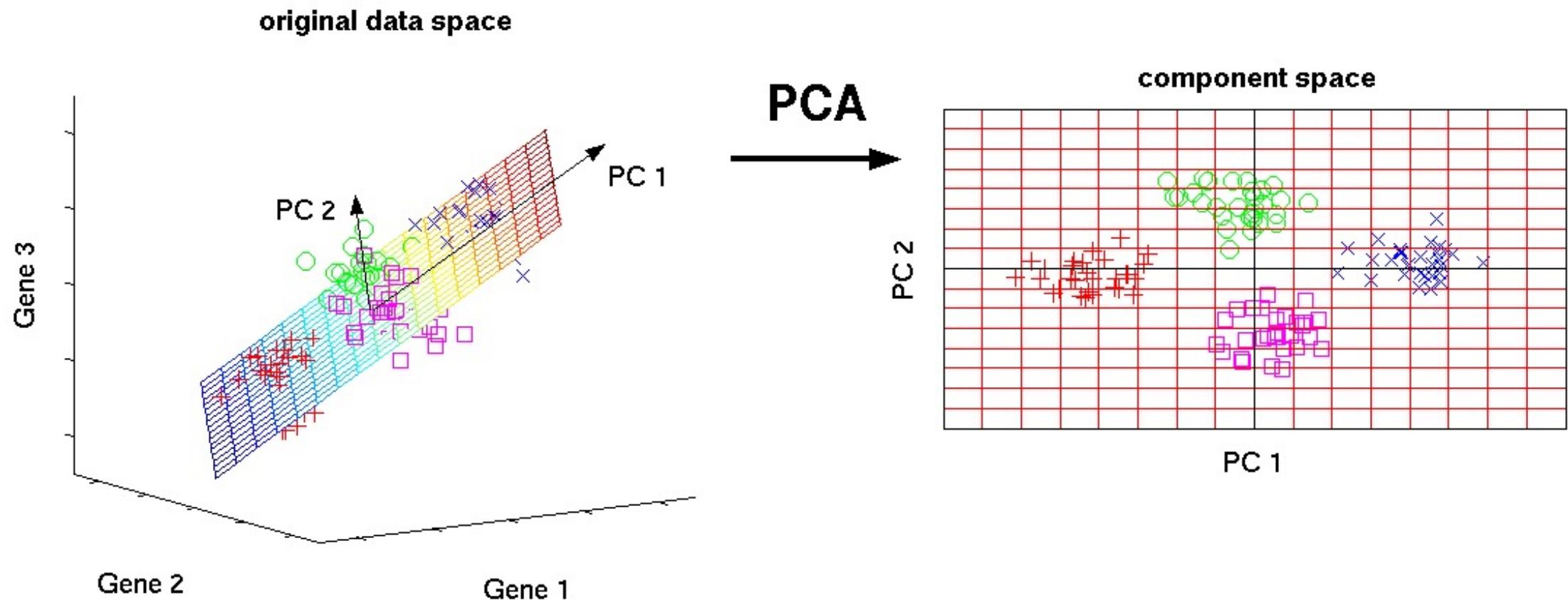
# Собственные векторы

- $A$  — матрица размера  $n \times n$
- Пусть  $Ax = \lambda x$
- Тогда  $x$  — собственный вектор,  $\lambda$  — собственное значение
- $x$  — вектор, который не меняет направление под действием матрицы

# Решение

- Столбцы  $W$  — собственные векторы матрицы  $X^T X$ , соответствующие наибольшим собственным значениям  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_d$
- $\frac{\sum_{i=1}^d \lambda_i}{\sum_{i=1}^D \lambda_i}$  — доля дисперсии, сохранённой при понижении размерности

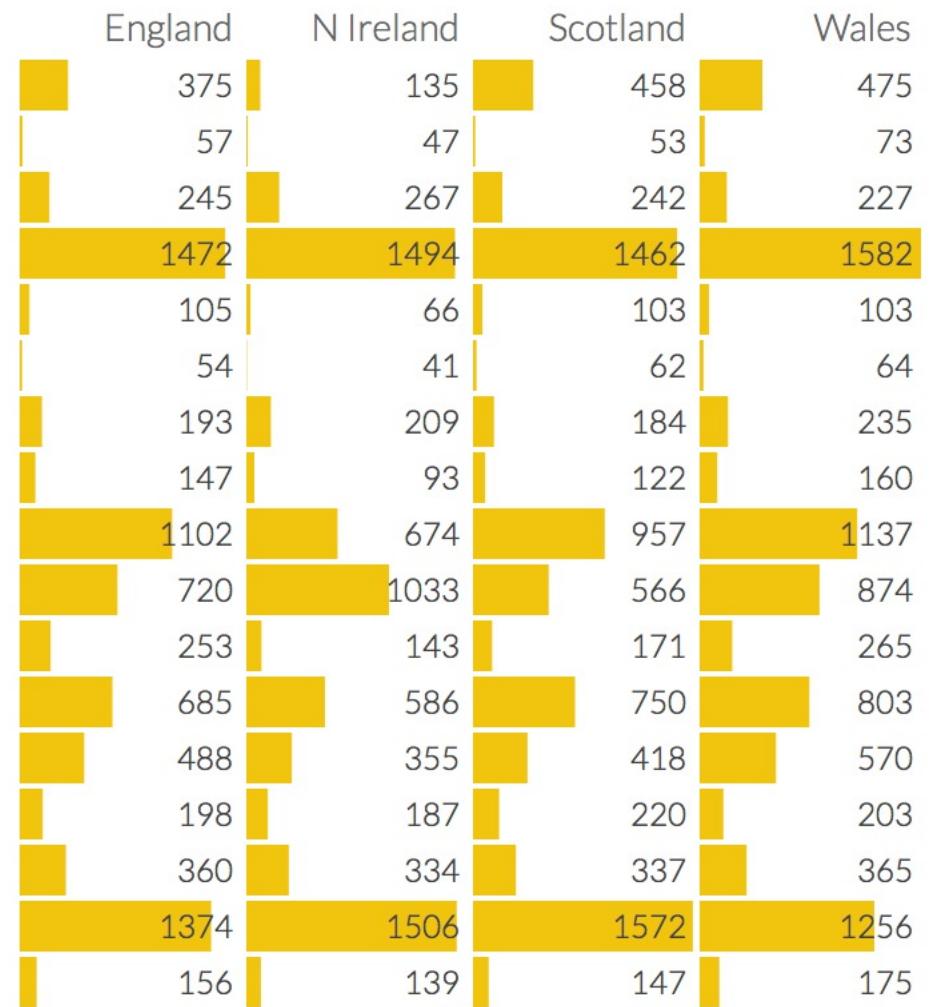
# Метод главных компонент



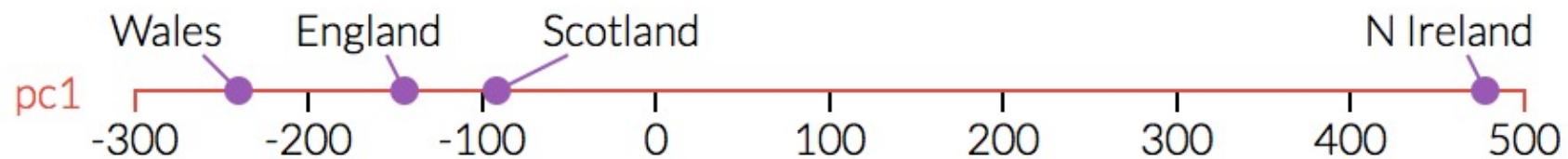
# Рацион в Великобритании

- Данные — среднее потребление продуктов в неделю в каждой провинции
- Не очень удобно смотреть на них

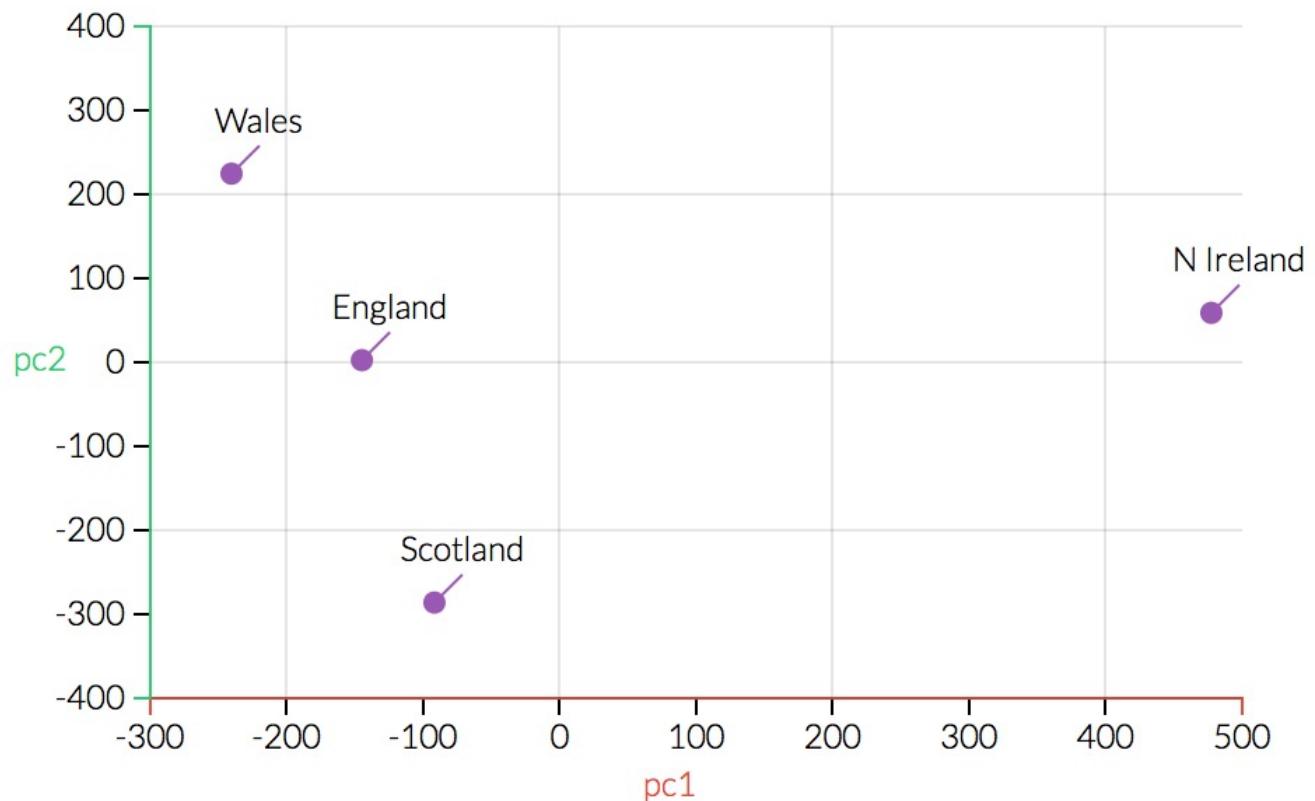
Alcoholic drinks	
Beverages	
Carcase meat	
Cereals	
Cheese	
Confectionery	
Fats and oils	
Fish	
Fresh fruit	
Fresh potatoes	
Fresh Veg	
Other meat	
Other Veg	
Processed potatoes	
Processed Veg	
Soft drinks	
Sugars	



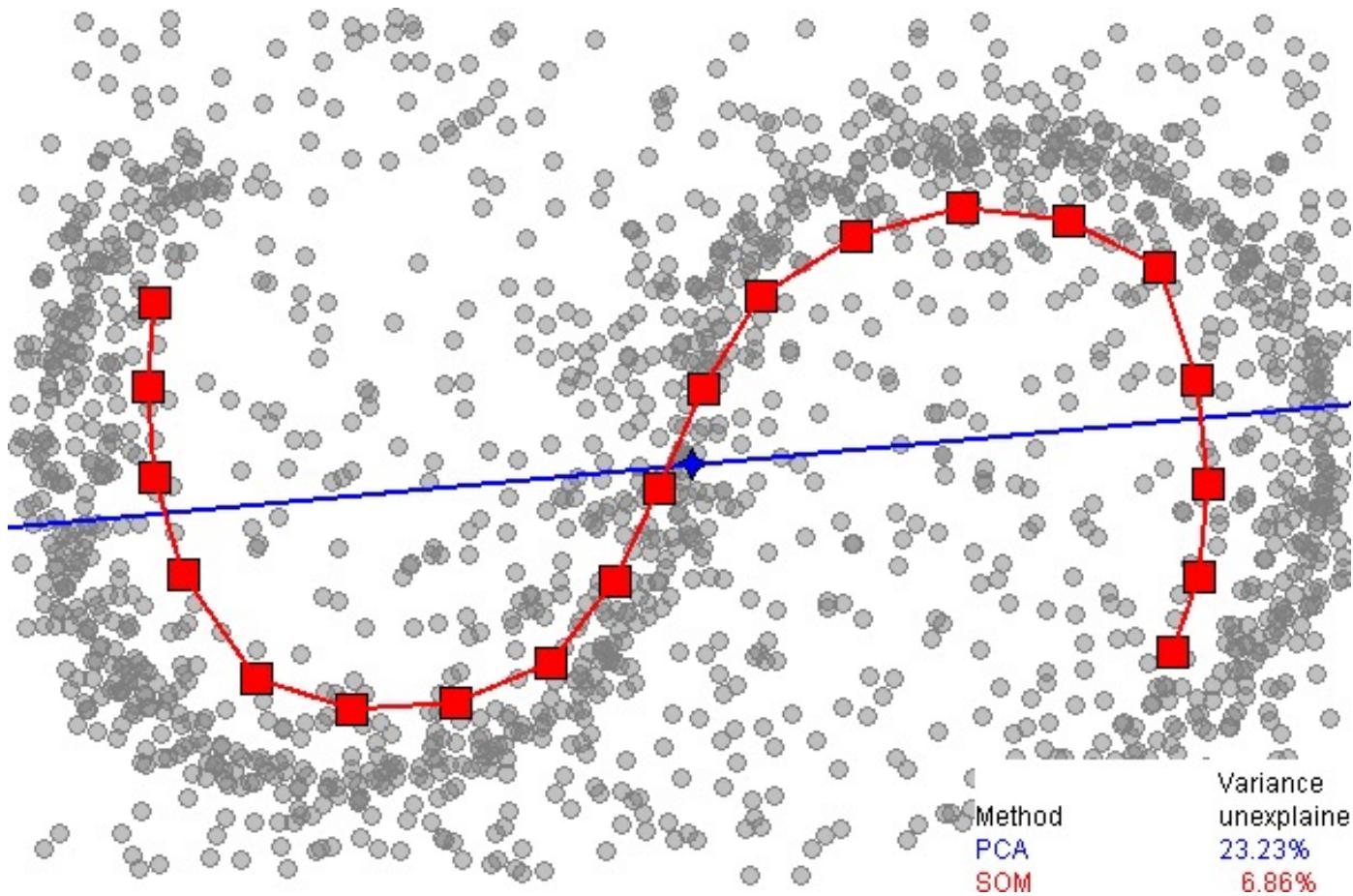
# Рационы в Великобритании



# Рационы в Великобритании



# Ограничения

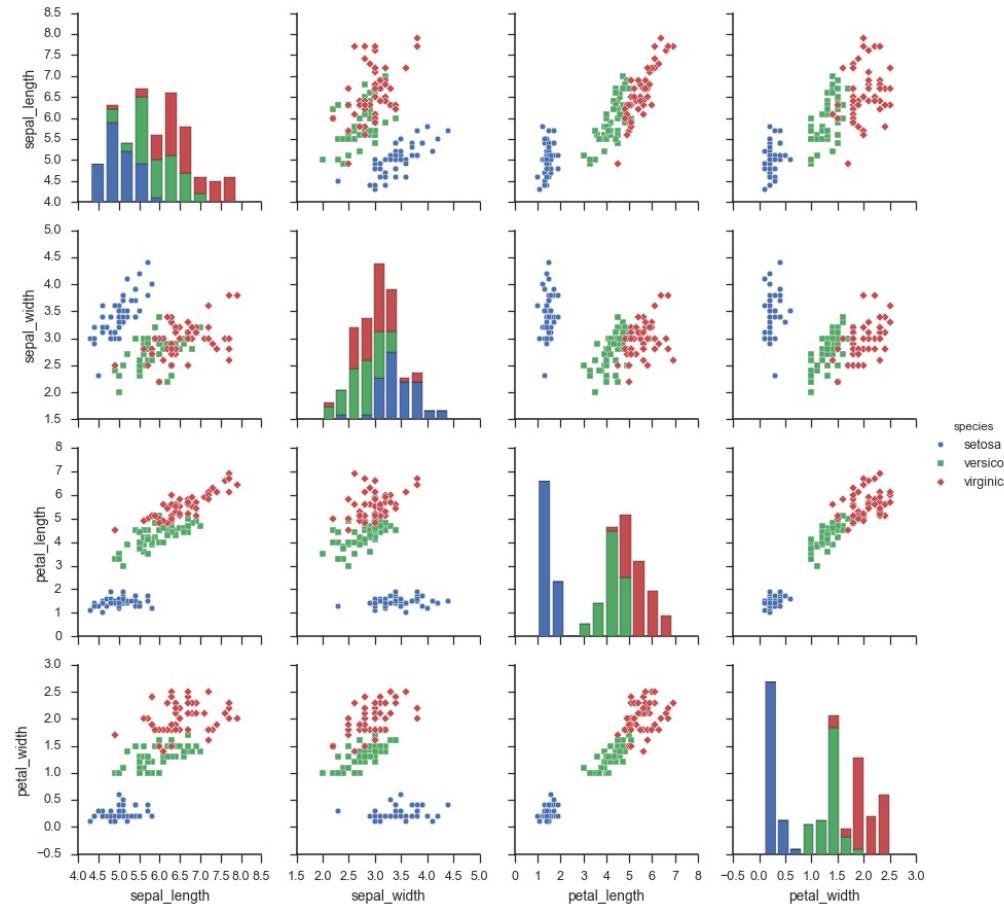


# Визуализация данных

# Визуализация данных

-99.99	-99.99	315.7	317.45	317.5	317.26	315.86	314.93	313.2	312.44	313.33	314.67	-99.99
315.62	316.38	316.71	317.72	318.29	318.16	316.54	314.8	313.84	313.26	314.8	315.58	315.98
316.43	316.97	317.58	319.02	320.03	319.59	318.18	315.91	314.16	313.84	315	316.19	316.91
316.93	317.7	318.54	319.48	320.58	319.77	318.57	316.79	314.8	315.38	316.1	317.01	317.64
317.94	318.56	319.68	320.63	321.01	320.55	319.58	317.4	316.25	315.42	316.69	317.7	318.45
318.74	319.08	319.86	321.39	322.24	321.47	319.74	317.77	316.21	315.99	317.12	318.31	318.99
319.57	-99.99	-99.99	-99.99	322.24	321.89	320.44	318.7	316.7	316.79	317.79	318.71	-99.99
319.44	320.44	320.89	322.13	322.16	321.87	321.39	318.8	317.81	317.3	318.87	319.42	320.04
320.62	321.59	322.39	323.87	324.01	323.75	322.39	320.37	318.64	318.1	319.79	321.08	321.38
322.06	322.5	323.04	324.42	325	324.09	322.55	320.92	319.31	319.31	320.72	321.96	322.16
322.57	323.15	323.89	325.02	325.57	325.36	324.14	322.03	320.41	320.25	321.31	322.84	323.05
324	324.42	325.64	326.66	327.34	326.76	325.88	323.67	322.38	321.78	322.85	324.12	324.63
325.03	325.99	326.87	328.14	328.07	327.66	326.35	324.69	323.1	323.16	323.98	325.13	325.68
326.17	326.68	327.18	327.78	328.92	328.57	327.34	325.46	323.36	323.57	324.8	326.01	326.32
326.77	327.63	327.75	329.72	330.07	329.09	328.05	326.32	324.93	325.06	326.5	327.55	327.45
328.55	329.56	330.3	331.5	332.48	332.07	330.87	329.31	327.51	327.18	328.16	328.64	329.68
329.35	330.71	331.48	332.65	333.09	332.25	331.18	329.4	327.43	327.37	328.46	329.57	330.25
330.4	331.41	332.04	333.31	333.96	333.6	331.91	330.06	328.56	328.34	329.49	330.76	331.15
331.75	332.56	333.5	334.58	334.87	334.34	333.05	330.94	329.3	328.94	330.31	331.68	332.15
332.93	333.42	334.7	336.07	336.74	336.27	334.93	332.75	331.59	331.16	332.4	333.85	333.9
334.97	335.39	336.64	337.76	338.01	337.89	336.54	334.68	332.76	332.55	333.92	334.95	335.51
336.23	336.76	337.96	338.89	339.47	339.29	337.73	336.09	333.91	333.86	335.29	336.73	336.85
338.01	338.36	340.08	340.77	341.46	341.17	339.56	337.6	335.88	336.02	337.1	338.21	338.69
339.23	340.47	341.38	342.51	342.91	342.25	340.49	338.43	336.69	336.86	338.36	339.61	339.93
340.75	341.61	342.7	343.57	344.13	343.35	342.06	339.81	337.98	337.86	339.26	340.49	341.13
341.37	342.52	343.1	344.94	345.75	345.32	343.99	342.39	339.86	339.99	341.15	342.99	342.78
343.7	344.5	345.28	347.08	347.43	346.79	345.4	343.28	341.07	341.35	342.98	344.22	344.42
344.97	346	347.43	348.35	348.93	348.25	346.56	344.68	343.09	342.8	344.24	345.55	345.9
346.3	346.96	347.86	349.55	350.21	349.54	347.94	345.9	344.85	344.17	345.66	346.9	347.15
348.02	348.47	349.42	350.99	351.84	351.25	349.52	348.1	346.45	346.36	347.81	348.96	348.93
350.43	351.73	352.22	353.59	354.22	353.79	352.38	350.43	348.72	348.88	350.07	351.34	351.48
352.76	353.07	353.68	355.42	355.67	355.13	353.9	351.67	349.8	349.99	351.29	352.52	352.91
353.66	354.7	355.39	356.2	357.16	356.23	354.82	352.91	350.96	351.18	352.83	354.21	354.19
354.72	355.75	357.16	358.6	359.33	358.24	356.17	354.02	352.15	352.21	353.75	354.99	355.59
355.98	356.72	357.81	359.15	359.66	359.25	357.02	355	353.01	353.31	354.16	355.4	356.37
356.7	357.16	358.38	359.46	360.28	359.6	357.57	355.52	353.69	353.99	355.34	356.8	357.04
358.37	358.91	359.97	361.26	361.68	360.95	359.55	357.48	355.84	355.99	357.58	359.04	358.89
359.97	361	361.64	363.45	363.79	363.26	361.9	359.46	358.05	357.76	359.56	360.7	360.88
362.05	363.25	364.02	364.72	365.41	364.97	363.65	361.48	359.45	359.6	360.76	362.33	362.64
363.18	364	364.56	366.35	366.79	365.62	364.47	362.51	360.19	360.77	362.43	364.28	363.76
365.33	366.15	367.31	368.61	369.3	368.87	367.64	365.77	363.9	364.23	365.46	366.97	366.63
368.15	368.87	369.59	371.14	371	370.35	369.27	366.93	364.63	365.13	366.67	368.01	368.31
369.14	369.46	370.52	371.66	371.82	371.7	370.12	368.12	366.62	366.73	368.29	369.53	369.48
370.28	371.5	372.12	372.87	374.02	373.3	371.62	369.55	367.96	368.09	369.68	371.24	371.02
372.43	373.09	373.52	374.86	375.55	375.41	374.02	371.49	370.7	370.25	372.08	373.78	373.1
374.68	375.63	376.11	377.65	378.35	378.13	376.62	374.5	372.99	373.01	374.35	375.7	375.64
376.79	377.37	378.41	380.52	380.63	379.57	377.79	375.86	374.07	374.24	375.86	377.47	377.38
378.37	379.69	380.41	382.1	382.28	382.13	380.66	378.71	376.42	376.88	378.32	380.04	379.67
381.38	382.03	382.64	384.62	384.95	384.06	382.29	380.47	378.67	379.06	380.14	381.74	381.84
382.45	383.68	384.23	386.26	386.39	385.87	384.39	381.78	380.73	380.81	382.33	383.69	383.55
385.07	385.72	385.85	386.71	388.45	387.64	386.1	383.95	382.91	382.73	383.96	385.02	385.34

# Визуализация данных



# Визуализация данных

- Частный случай нелинейного понижения размерности
- $d = 2$  или  $d = 3$
- Нужно сохранить структуру данных и зависимости

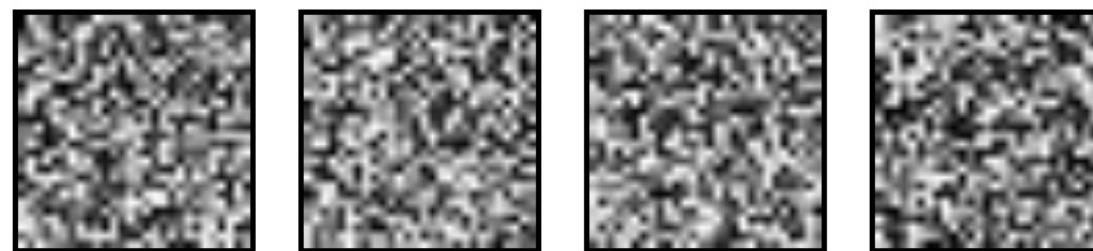
# MNIST

A selection from the 64-dimensional digits dataset

0	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	5	0	5
5	5	0	4	1	3	5	1	0	0	2	2	0	1
4	4	1	5	0	5	2	2	0	0	1	3	2	3
3	4	4	0	5	3	1	5	4	4	2	2	5	5
2	3	4	5	0	1	2	3	4	5	0	5	5	5
0	4	1	3	5	1	0	0	2	2	1	0	1	2
1	5	0	5	2	2	0	0	1	3	2	1	3	1
0	5	3	4	5	4	4	1	2	2	5	5	4	0
5	0	1	2	3	4	5	0	4	2	3	4	5	0
3	5	4	0	0	2	2	0	1	2	3	3	3	4
5	2	2	0	0	1	3	2	4	3	1	3	1	4
3	1	5	4	4	2	2	2	5	5	4	0	3	0
0	1	2	3	4	5	0	1	2	3	4	5	0	5
5	1	0	0	1	2	2	0	1	2	3	3	3	4
1	2	0	0	1	3	2	1	4	3	1	3	1	4
1	5	4	4	2	2	2	5	5	4	4	0	0	1
2	3	4	5	0	1	2	3	4	5	0	5	5	0
0	0	2	2	2	0	1	2	3	3	3	4	4	1
0	0	1	3	2	1	4	3	1	3	1	4	3	1
4	4	2	2	2	5	5	4	4	0	0	1	2	3
2	3	4	5	0	1	2	3	4	5	0	5	5	0
0	0	2	2	2	0	1	2	3	3	3	4	4	1
0	0	1	3	2	1	4	3	1	3	1	4	0	5
4	4	2	2	2	5	5	4	4	0	0	1	2	3

# MNIST

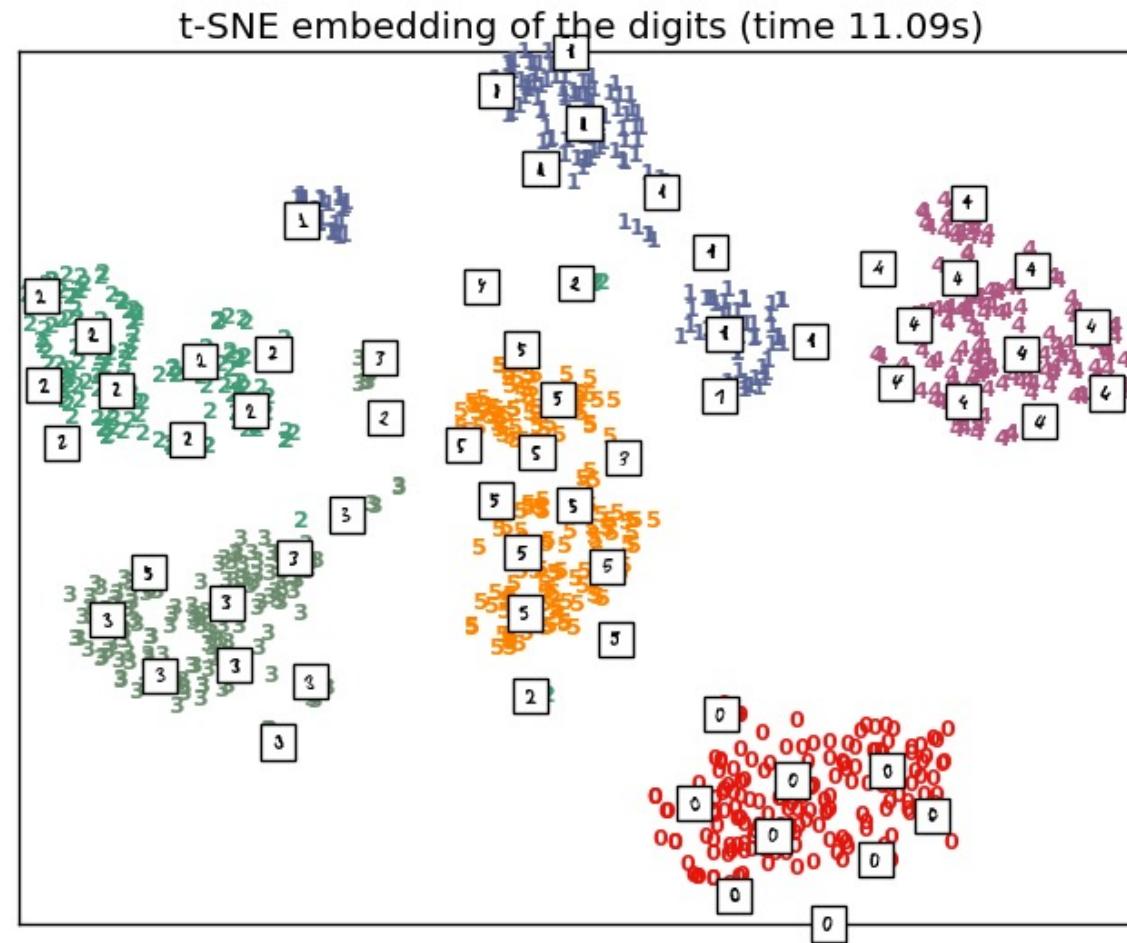
- Каждое изображение — 784 признака
- Случайное изображение такого же размера не является изображением цифры



# t-SNE

- t-Stochastic Neighbor Embedding
- Метод визуализации
- Ищет такие точки на плоскости, которые лучше всего сохраняют расстояния из исходного пространства

# MNIST



# Dogs vs. Cats

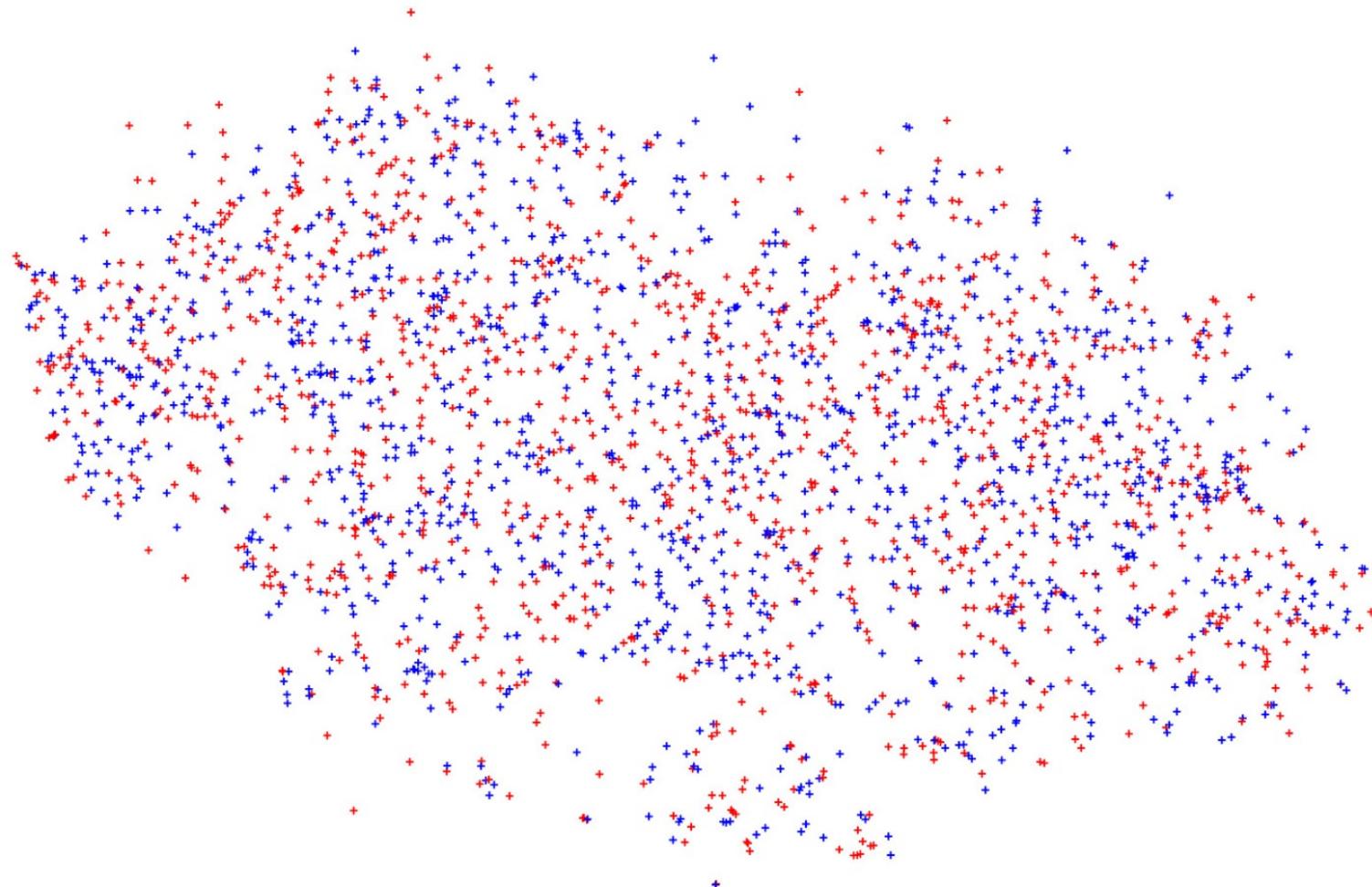


Deep Blue beat Kasparov at chess in 1997.

Watson beat the brightest trivia minds at Jeopardy in 2011.

Can you tell Fido from Mittens in 2013?

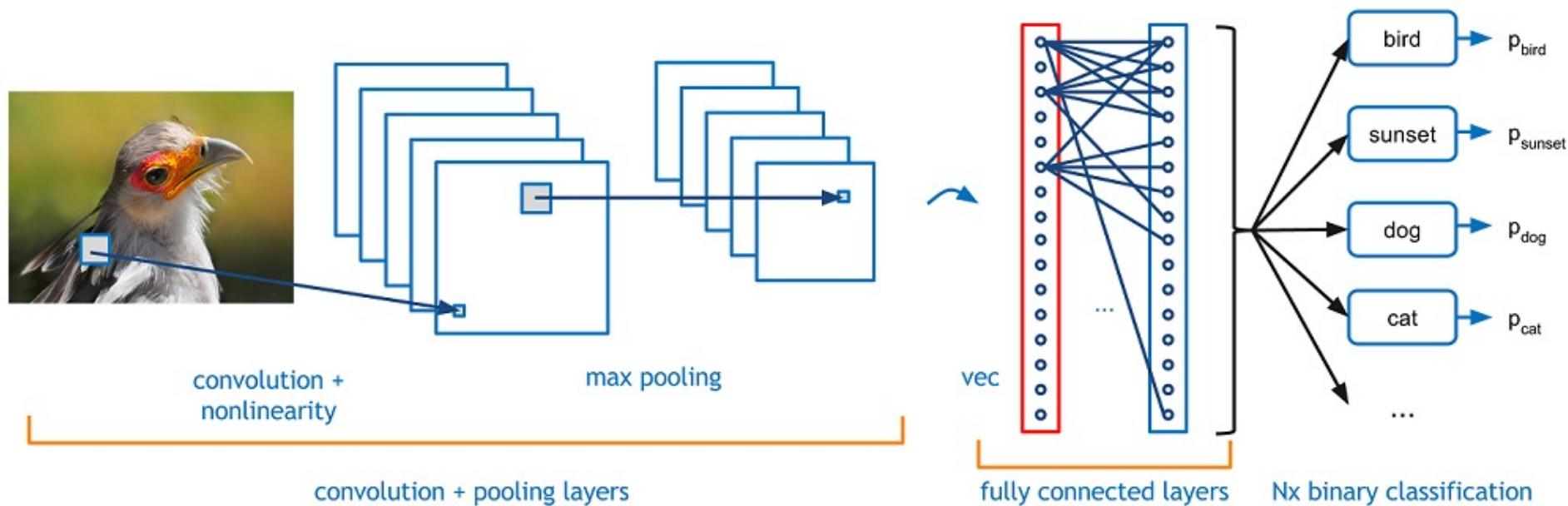
# Dogs vs. Cats



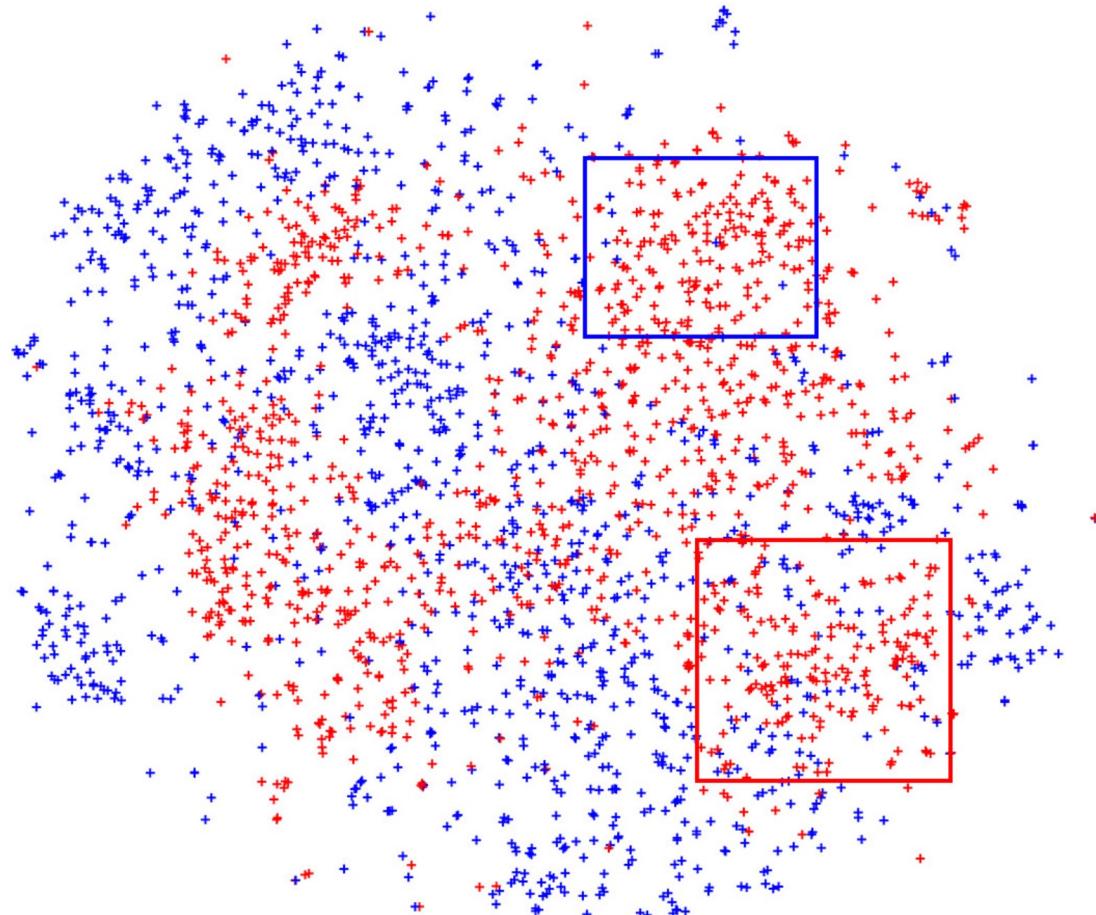
<https://indico.io/blog/visualizing-with-t-sne/>

# Dogs vs. Cats

- Визуализация не очень осмысленная
- Мы использовали интенсивности пикселей как признаки
- Современный подход — прогнать изображения через свёрточную нейронную сеть, взять выходы одного из последних слоёв

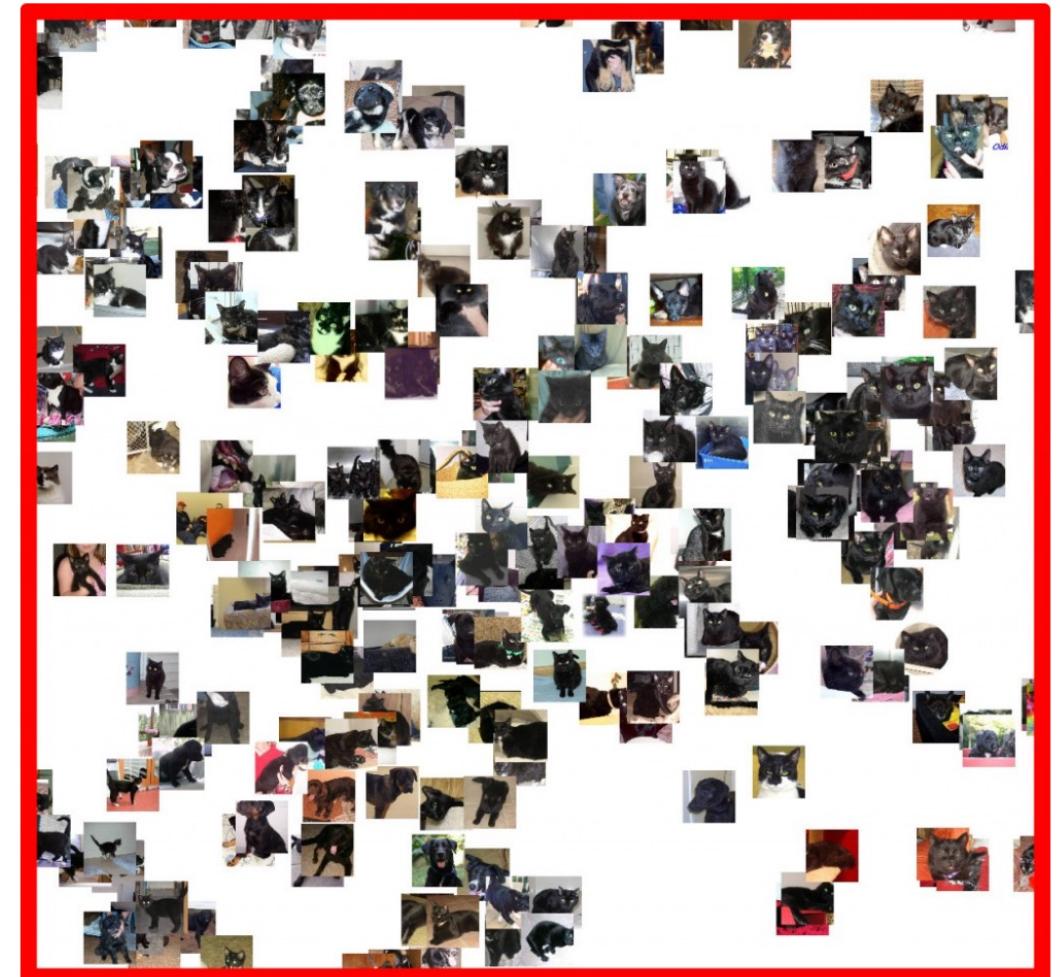


# Dogs vs. Cats



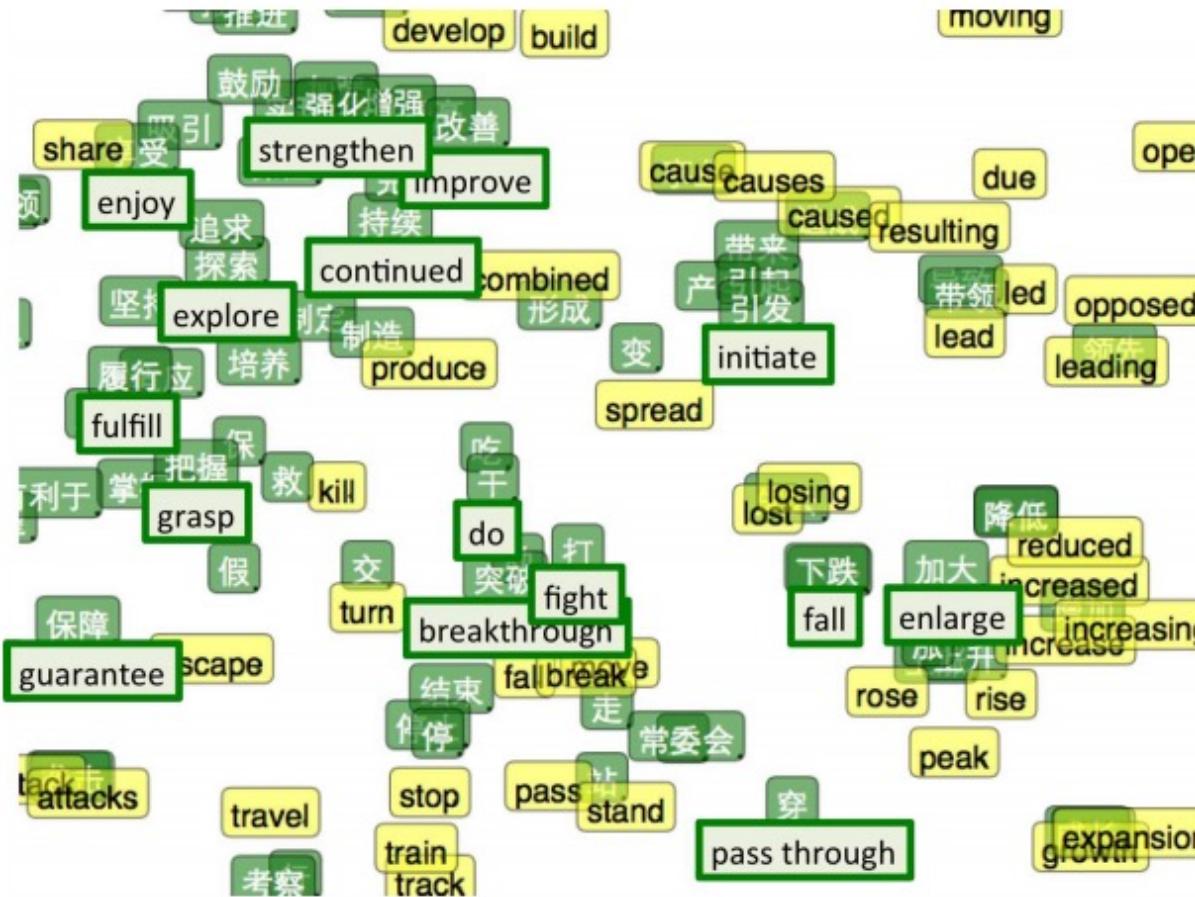
<https://indico.io/blog/visualizing-with-t-sne/>

# Dogs vs. Cats



<https://indico.io/blog/visualizing-with-t-sne/>

# Визуализация слов с помощью t-SNE



# Резюме

- Методы понижения размерности позволяют убрать неинформативные признаки и ускорить работу над моделями
- Классы методов: отбор признаков и извлечение признаков
- Отбор признаков: фильтрация и использование моделей
- Извлечение признаков: PCA
- Визуализация данных: t-SNE