



# Машинное обучение

НИЯУ МИФИ, КАФЕДРА ФИНАНСОВОГО МОНИТОРИНГА КУРС ЛЕКЦИЙ В.Ю. РАДЫГИН. Д.Ю. КУПРИЯНОВ ЛЕКЦИЯ 8 (СЕМЕСТР 2 – 1)

#### Библиотеки

В данной лекции будут рассмотрены примеры с использованием следующих библиотек:

- NumPy <a href="https://numpy.org/">https://numpy.org/</a>
- Pandas <a href="https://pandas.pydata.org/">https://pandas.pydata.org/</a>
- scikit-learn <a href="https://scikit-learn.org">https://scikit-learn.org</a>
- Matplotlib <a href="https://matplotlib.org/">https://matplotlib.org/</a>

#### Часть 1

НЕРАВНОМЕРНАЯ ВЫБОРКА

# Набор данных

Загрузим с сайта kaggle.com набор данных для классификации стекол: <a href="https://www.kaggle.com/uciml/glass">https://www.kaggle.com/uciml/glass</a>. Изучим его особенности

#### Пример 1. Набор данных «Стекло»

```
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model selection import train test split
pd.set option('display.max columns', 2000)
pd.set option('display.width', 2000)
table = pd.read csv("glass.csv", sep = ',')
print(table.describe())
print(table['Type'].value counts())
                                                                                             Ln: 1 Col: 0
```

## Пример 1. Набор данных «Стекло»

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model_selection import train_test_split
pd.set_option('display.max_columns', 2000)
pd.set_option('display.width', 2000)
table = pd.read_csv("glass.csv", sep = ',')
print(table.describe())
print(table['Type'].value_counts())
```

# Результат

```
_ D X
Python 3.7.2 Shell
File Edit Shell Debug Options Window Help
Python 3.7.2 (tags/v3.7.2:9a3ffc0492, Dec 23 2018, 23:09:28) [MSC v.1916 64 bit (AMD64)] on win32
Type "help", "copyright", "credits" or "license()" for more information.
>>>
RESTART: C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.pv
                                                       Al
                                                                    Si
                RI
                             Na
                                          Mg
                                                                                  K
                                                                                              Ca
                                                                                                           Ba
                                                                                                                        Fe
                                                                                                                                   Type
       214.000000
                    214.000000
                                 214.000000
                                              214.000000
                                                           214.000000
                                                                        214.000000
                                                                                     214.000000
                                                                                                  214.000000
                                                                                                               214.000000
                                                                                                                            214.000000
count
                                                                          0.497056
         1.518365
                     13.407850
                                    2.684533
                                                1.444907
                                                            72.650935
                                                                                       8.956963
                                                                                                    0.175047
                                                                                                                 0.057009
                                                                                                                              2.780374
mean
std
         0.003037
                      0.816604
                                   1.442408
                                                0.499270
                                                             0.774546
                                                                          0.652192
                                                                                       1.423153
                                                                                                    0.497219
                                                                                                                 0.097439
                                                                                                                              2.103739
                                    0.000000
                                                                                       5.430000
min
         1.511150
                     10.730000
                                                0.290000
                                                            69.810000
                                                                          0.000000
                                                                                                    0.000000
                                                                                                                 0.000000
                                                                                                                              1.000000
25%
          1.516523
                     12.907500
                                    2.115000
                                                1.190000
                                                            72.280000
                                                                          0.122500
                                                                                       8.240000
                                                                                                    0.000000
                                                                                                                 0.000000
                                                                                                                              1.000000
50%
                                    3.480000
                                                                                       8.600000
                                                                                                                              2.000000
         1.517680
                     13.300000
                                                1.360000
                                                            72.790000
                                                                          0.555000
                                                                                                    0.000000
                                                                                                                 0.000000
75%
         1.519157
                     13.825000
                                    3.600000
                                                1.630000
                                                            73.087500
                                                                          0.610000
                                                                                       9.172500
                                                                                                    0.000000
                                                                                                                 0.100000
                                                                                                                              3.000000
                     17.380000
                                                                                                                              7.000000
         1.533930
                                    4.490000
                                                 3.500000
                                                            75.410000
                                                                           6.210000
                                                                                      16.190000
                                                                                                     3.150000
                                                                                                                 0.510000
max
2
     76
1
     70
     29
3
     17
5
     13
Name:
      Type, dtype: int64
>>>
                                                                                                                                    Ln: 21 Col: 4
```

#### Недостатки набора данных

У набора данных для классификации стекол есть ряд недостатков:

- неравномерное распределение числа наблюдений по классам;
- различие параметров по разбросу значений на порядок и более.

#### Есть и преимущества:

- отсутствие пустых значений;
- отсутствие категорийных признаков.

Второй недостаток мы умеем устранять. Используем для этого стандартизацию (заодно разобьём на тестовою и обучающую выборки)!

### Пример 1. Подключим библиотеки

#### Пример 1. Стандартизация и разбиение

```
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
scaler std = preprocessing.StandardScaler()
x = scaler std.fit transform(
    table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']])
table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']] = x
train table, test table = train test split(table, test size = 0.4,
                                                  random state = 22222)
test table = test table.reset index()
train table = train table.reset index()
train x = \text{train table}[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train y = train table['Type']
test x = test_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
test y = test table['Type']
                                                                                       Ln: 27 Col: 27
```

### Пример 1. Стандартизация и разбиение

```
scaler_std = preprocessing.StandardScaler()
x = scaler_std.fit_transform(table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']])
table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']] = x
train_table, test_table = train_test_split(table, test_size = 0.4, random_state = 22222)
test_table = test_table.reset_index()
train table = train table.reset index()
train_x = train_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train y = train table['Type']
test_x = test_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
test_y = test_table['Type']
```

#### Пример 1. SVM и DT

```
- - X
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
print("Обычный SVM")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train x, train y)
res = clf1.predict(test x)
print(classification report(test y, res))
print("Обычное дерево решений")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random state = 22222)
clf2.fit(train x, train y)
res = clf2.predict(test x)
print(classification_report(test_y, res))
                                                                                            Ln: 42 Col: 0
```

#### Пример 1. SVM и DT

```
print("Обычный SVM")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train_x, train_y)
res = clf1.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
print("Обычное дерево решений")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf2.fit(train_x, train_y)
res = clf2.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
```

#### Результат

```
Обычный SVM
Warning (from warnings module):
  File "C:\Users\User\AppData\Local\Programs\Python\Python37\lib\site-packages\s
klearn\metrics\_classification.py", line 1268
    warn prf(average, modifier, msg_start, len(result))
UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0
.0 in labels with no predicted samples. Use `zero division` parameter to control
this behavior.
             precision
                          recall f1-score
                                             support
                  0.57
                            0.95
                                      0.71
                                                  22
                                      0.62
                  0.61
                            0.63
                                                  35
           3
                  0.00
                            0.00
                                  0.00
                  1.00
                            0.14
                                  0.25
                  0.00
                            0.00
                                  0.00
                                      0.89
                                                  15
                  1.00
                            0.80
                                      0.65
                                                  86
    accuracy
                            0.42
                                      0.41
                                                  86
   macro avg
                  0.53
weighted avg
                  0.65
                            0.65
                                      0.61
                                                  86
```

# Результат

Обычное дерев	о решений			
	precision	recall	f1-score	support
1	0.65	0.91	0.75	22
2	0.85	0.66	0.74	35
3	0.33	0.25	0.29	4
5	0.56	0.71	0.63	7
6	0.00	0.00	0.00	3
7	0.80	0.80	0.80	15
accuracy			0.71	86
macro avg	0.53	0.56	0.53	86
weighted avg	0.71	0.71	0.70	86

#### Был ли данный подход честен?

Данный результат может показаться хорошим, если не учитывать одной тонкости, при разбиении на тестовую и обучающую выборку мы не учли, что некоторым классам соответствовало мало наблюдений. Если для данных классов в тестовую выборку попадёт мало наблюдений, то мы получим ложный хороший результат.

Посмотрим на тестовую выборку

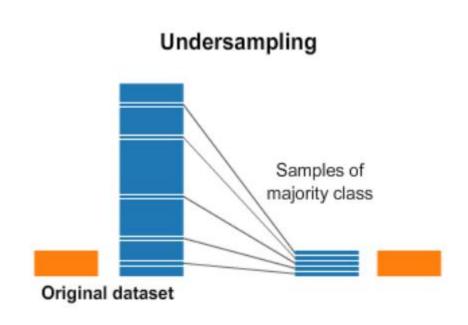
### Анализ тестовой и обучающей выборок

Хотя мы делили выборку в отношении 6 к 4, но для класса 3 реальное деление оказалось 13 к 4, а для класса 5 — 6 к 7. Если в реальном массиве данных, требующем классификации, распределение по классам равновероятно базовой выборке, то качество нашего классификатора будет гораздо хуже, чем мы ожидали. Чтобы избежать данной ситуации при неравномерных классах деление на тестовую и обучающую выборку надо делать на основе стратификации.

```
1 48
2 41
7 14
3 13
6 6
5 6
Name: Type, dtype: int64
2 35
1 22
7 15
5 7
3 4
6 3
Name: Type, dtype: int64
```

#### Стратегии балансировки выборки Undersampling

**Undersampling** — это такой подход к формированию выборки, когда для каждого класса объектов остается только такое количество строк, которое есть в самом маленьком (по числу строк) классе. Самый простой вариант — это случайный выбор. Но могут быть и более сложные подходы.



#### Новая библиотека

Для работы с несбалансированными наборами данных может быть очень полезна библиотека Imbalanced Learn. Для установки используйте в консоли команду:

путь\_к\_питону\python -m pip install imbalanced-learn



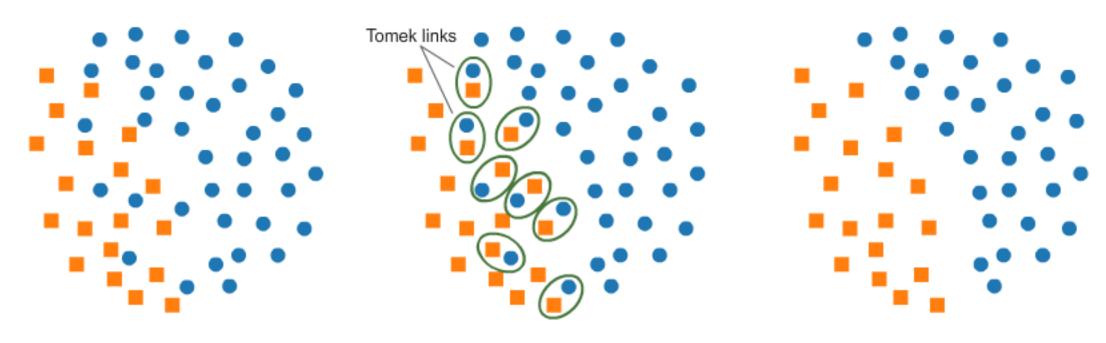
#### Undersampling

#### Undersampling

# Запуск

#### Пример сложной стратегии Undersampling Связи Томека (Tomek Links)

**Tomek Links** — это такой вид алгоритма Undersampling при котором удаляют не произвольные элементы большого класса, а те, которые «мешают» выявлять различия. То есть те, которые рядом с элементами другого класса.



Источник изображения – https://www.kaggle.com/rafjaa/resampling-strategies-for-imbalanced-datasets

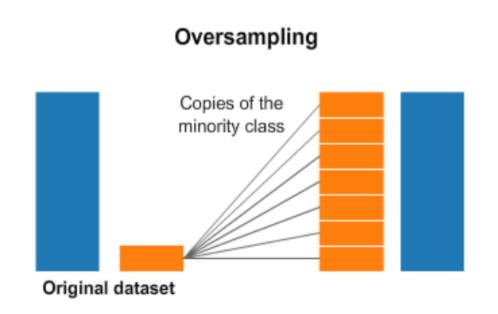
#### Tomek Links

#### Tomek Links

### Запуск

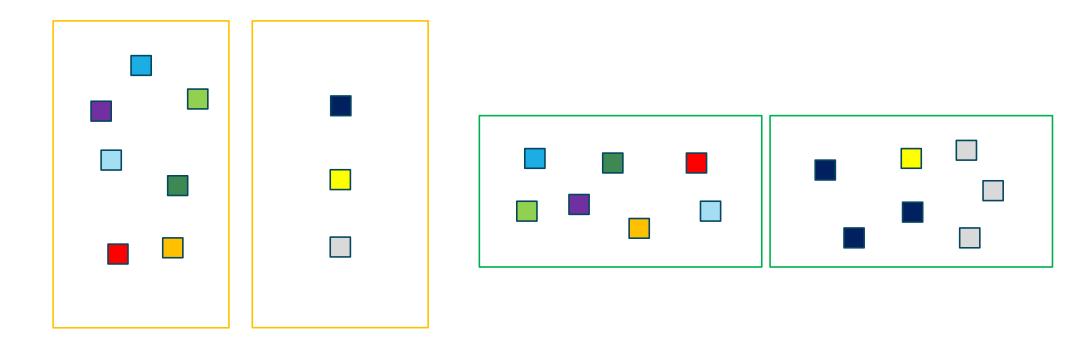
# Стратегии балансировки выборки Oversampling: копирование

Oversampling — это такой подход к формированию выборки, когда число строк всех классов доводят до числа строк самого большого из них. Проще всего это сделать дублированием, но могут быть и другие подходы.



# Oversampling: случайный выбор с дублированием

**Случайный выбор с дублированием** — это такой подход к формированию выборки, когда для наименьшего класса выполняется случайное копирование элементов и их добавление в выборку до тех пор, пока нужный размер не будет достигнут.



#### Случайный выбор с дублированием

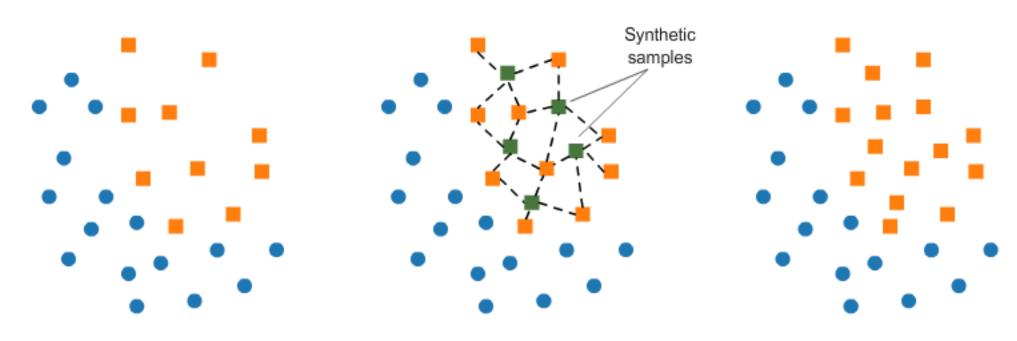
#### Случайный выбор с дублированием

### Запуск

```
iDLE Shell 3.11.2
                                                                                                           <u>File Edit Shell Debug Options Window Help</u>
           76
         70
         29
         17
         13
    Name: Type, dtype: int64
           76
         76
         76
         76
        76
          76
    Name: Type, dtype: int64
                                                                                                          Ln: 151 Col: 0
```

#### Пример сложной стратегии Oversampling Синтетическая передискретизации (SMOTE)

**SMOTE** – это такой вид алгоритма Oversampling при котором создают новые элементы не путём копирования старых, а путем создания новых синтетических элементов, расположенных между несколькими реальными элементами миноритарного класса.



Источник изображения – https://www.kaggle.com/rafjaa/resampling-strategies-for-imbalanced-datasets

#### **SMOTE**

#### **SMOTE**

### Запуск

```
▶ IDLE Shell 3.11.2
                                                                                                            <u>File Edit Shell Debug Options Window Help</u>
           76
         70
          29
         17
         13
    Name: Type, dtype: int64
           76
         76
         76
         76
        76
          76
    Name: Type, dtype: int64
                                                                                                           Ln: 151 Col: 0
```

#### Формирование выборки

Может быть несколько ситуаций, когда использовать все имеющиеся данные нельзя.

Например, данных слишком много и алгоритм машинного обучения не сможет выполниться за разумное время. При этом большое число данных определенно не их разнообразием логическим, а просто большим числом повторений похожих ситуаций.

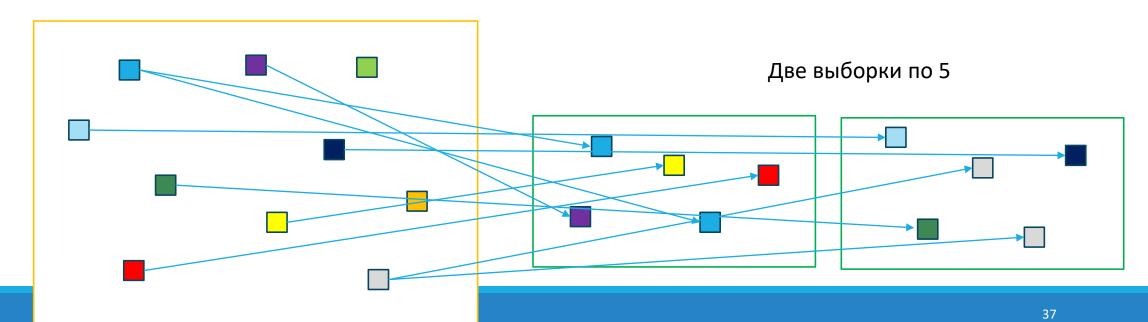
Некоторые алгоритмы требуют выделения обучающей, проверочной и тестовой выборок. Задача разделений на три (или две) выборки эквивалентна задаче выделения выборки меньшего размера.

# Методы формирования выборки Простой случайный выбор с возвращением

У нас есть данные, объём которых N строк.

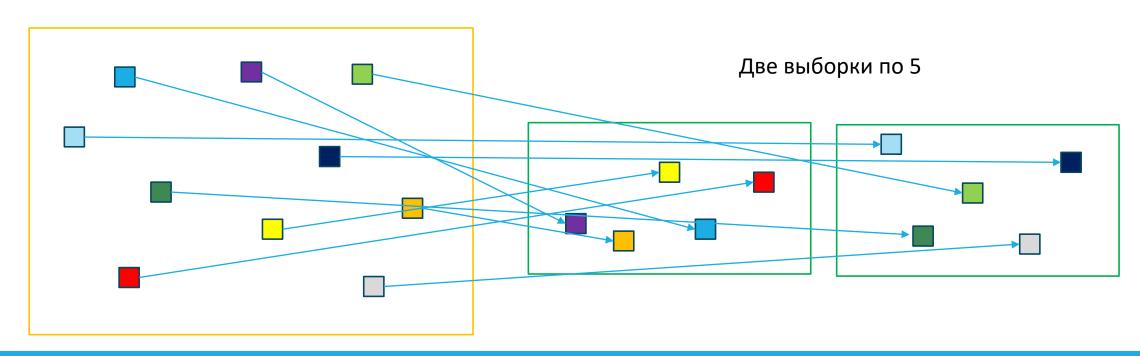
Задача получить выборку размеров в n строк (n < N).

При простом случайным выборе с возвращением мы по очереди случайным образом берём элемент из исходных данных и копируем его значение в выборку. Сам элемент при этом из исходного набора не исчезает и впоследствии может попасть в выборку при следующих итерациях.



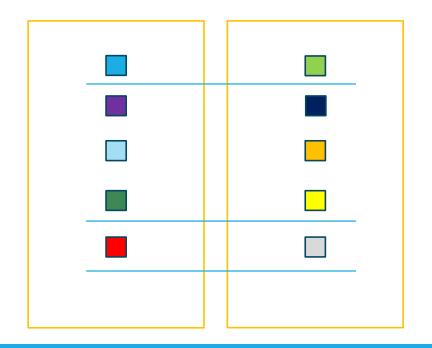
# Методы формирования выборки Простой случайный выбор без возвращения

При простом случайным выборе без возвращения мы по одному случайным образом берём элемент из исходных данных и переносим его в выборку. Сам элемент при этом из исходного набора исчезает и впоследствии не может попасть в выборку при следующих итерациях повторно.

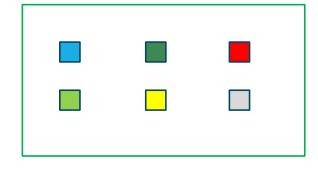


# Методы формирования выборки Систематическая случайная выборка

При систематической случайной выборке исходный набор данных разбивается на k = N/n кусков. Из первого куска элемент выбирается случайным образом. А из всех остальных кусков просто берутся элементы с такими же номерами.



1 выборка размером 6, случайно выпали индексы 1, 4, 5

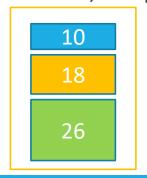


# Методы формирования выборки Стратифицированная выборка

При стратифицированной выборке основная задача сохранить пропорцию с которой встречаются элементы разных классов. Для этого все данные делаться на отдельные наборы, в каждом из которых представители одного класса. Составляется пропорции на основе которой из каждого класса выбирается меньшее число элементов.

Например, пусть у нас в исходном наборе 30 записей. Из них 15 класса А, 5 класса В и 10 класса С. Пусть нам нужно собрать выборку в 12 элементов.

Тогда A/B = 3, A/C = 3/2, B/C = 1/2, A/N = 1/2, B/N = 1/6, C/N = 1/3. Все эти пропорции должны сохраниться и в выборке. Таким образом, нам надо выбрать случайным образом 6 строк класса A, 2 строки класса B и 4 строки класса C.

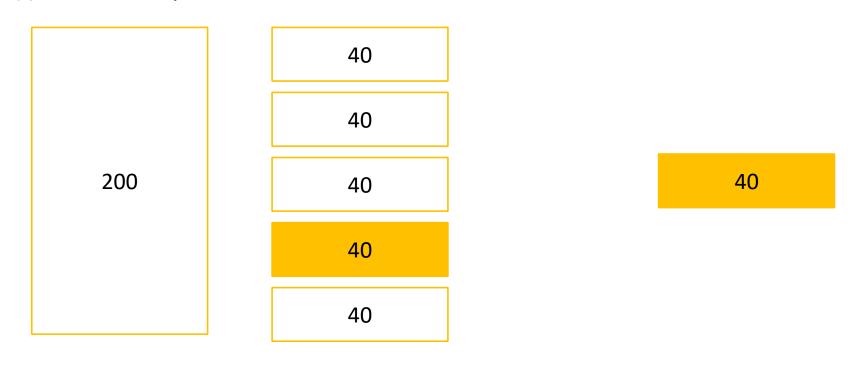


Уменьшаем размер выборки в два раза



# Методы формирования выборки Кластерная выборка

При кластерной выборке исходный набор данных нарезается на части, размером, требуемым для выборки. Из этих частей случайным образом выбирается одна. Такой подход самый быстрый.



### Пример 2. Разбиение со стратификацией

```
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
print ("Стратификация")
train table, test table = train test split(
    table,
    test size = 0.4, random state = 22222, stratify = table['Type'])
test table = test table.reset index()
train table = train table.reset index()
train_x = train_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train y = train table['Type']
test x = test table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
test y = test table['Type']
print(train y.value counts())
print(test y.value counts())
                                                                                      Ln: 64 Col: 6
```

## Пример 2. Разбиение со стратификацией

```
print("Стратификация")
train_table, test_table = train_test_split(table,
  test_size = 0.4, random_state = 22222, stratify = table['Type'])
test_table = test_table.reset_index()
train_table = train_table.reset_index()
train_x = train_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train_y = train_table['Type']
test_x = test_table[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
test_y = test_table['Type']
print(train_y.value_counts())
print(test_y.value_counts())
```

## Результат

```
Стратификация
2 46
1 42
7 17
3 10
5 8
6 5
Name: Type, dtype: int64
2 30
1 28
7 12
3 7
5 5
6 4
Name: Type, dtype: int64
```

#### Пример 2. SVM и DT

```
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)
File Edit Format Run Options Window Help
print("SVM при стратифицированном разбиении")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train x, train y)
res = clf1.predict(test x)
print(classification report(test y, res))
print("DT при стратифицированном разбиении")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random state = 22222)
clf2.fit(train x, train y)
res = clf2.predict(test x)
print(classification report(test y, res))
                                                                                       Ln: 78 Col: 41
```

#### Пример 2. SVM и DT

```
print("SVM при стратифицированном разбиении")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train_x, train_y)
res = clf1.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
print("DT при стратифицированном разбиении")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf2.fit(train_x, train_y)
res = clf2.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
```

#### Результат

```
SVM при стратифицированном разбиении
Warning (from warnings module):
  File "C:\Users\User\AppData\Local\Programs\Python\Python37\lib\site-packages\s
klearn\metrics\ classification.py", line 1268
    warn prf(average, modifier, msg start, len(result))
UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0
.0 in labels with no predicted samples. Use `zero division` parameter to control
 this behavior.
              precision
                           recall f1-score
                                              support
                             0.71
                                       0.65
                   0.59
                                                   28
                   0.58
                             0.70
                                       0.64
                                                   30
                   0.00
                             0.00
                                     0.00
                   1.00
                             0.40
                                     0.57
                             0.25
                                     0.40
                   1.00
                             1.00
                   0.92
                                       0.96
                                                   12
                                       0.65
                                                   86
    accuracy
                                       0.54
                   0.68
                             0.51
                                                   86
  macro avg
weighted avg
                   0.63
                             0.65
                                       0.62
                                                   86
```

# Результат

DT	при страти	фицированном	разбиени	и	
		precision	recall	f1-score	support
	1	0.56	0.50	0.53	28
	2	0.55	0.60	0.57	30
	3	0.20	0.29	0.24	7
	5	0.50	0.20	0.29	5
	6	0.00	0.00	0.00	4
	7	0.80	1.00	0.89	12
	accuracy			0.55	86
	macro avg	0.43	0.43	0.42	86
we:	ighted avg	0.53	0.55	0.53	86

## Сравним результаты\*

Метрика	SVM	SVM + Страт.	DT	DT + Страт.
Accuracy	0,65	0,65	0,71	0,55
Precision avg	0,53	0,68	0,53	0,43
Recall avg	0,42	0,51	0,56	0,43

Метод SVM при корректном разбиении только повысил качество, а вот для Decision Tree оказалось, что результат плачевен! Попробуем его улучшить, оставив стратифицированное разбиение.

<sup>\* –</sup> сравнение не совсем корректно, из-за разных тестовых выборок, но мы пренебрежём данным моментом. В идеале, нужна общая валидационная выборка.

#### Идея 1

Если одно дерево справилось плохо, то может быть три дерева отработают лучше?

Данный подход называется ансамблевым. При таком подходе за счёт объединения нескольких «плохих» классификаторов получают новый «хороший». Различают идеи на основе бустинга (boosting) и бэггинга (bagging). Сегодня мы рассмотрим алгоритм на основе бэггинга Бреймана, но сначала попробуем что-то совсем простое.

Помимо полученного дерева построим ещё два. Одно будет при классификации не учитывать параметр Na, другое не будет учитывать параметр Ca. Если оба этих дерева дадут одинаковый ответ и он не совпадёт с ответом первого дерева, то правильным ответом будем считать новый вариант. Иначе, правильный ответ старый.

#### Пример 3. Два новых дерева

```
Eile Edit Format Run Options Window Help

print("Bosьмём ещё два DT. Одно без Na, другое без Ca")

clf3 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)

clf3.fit(train_x[['RI','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']], train_y)

res3 = clf3.predict(test_x[['RI','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']])

clf4 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)

clf4.fit(train_x[['RI','Ma','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']])

res4 = clf4.predict(test_x[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ba','Fe']])

Ln:88 Col:69
```

#### Пример 3. Два новых дерева

```
print("Возьмём ещё два DT. Одно без Na, другое без Ca")
clf3 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf3.fit(train x[['RI','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']], train y)
res3 = clf3.predict(test_x[['RI','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']])
clf4 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf4.fit(train_x[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ba','Fe']], train_y)
res4 = clf4.predict(test_x[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ba','Fe']])
```

### Пример 3. Соберём новый результат

```
*example2-2runner.py - C\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*

File Edit Format Run Options Window Help

sr = pd.Series (res)
sr3 = pd.Series (res3)
sr4 = pd.Series (res4)

res_f = pd.DataFrame ({"a": sr, "b": sr3, "c": sr4})
res_f["res"] = res_f["a"]
for i in range (0, res_f["a"].size):
    if res_f["b"][i] == res_f["c"][i]:
        res_f["res"][i] = res_f["c"][i]
print (classification_report(test_y, res_f["res"]))

Ln:99 Col:50
```

### Пример 3. Соберём новый результат

```
sr = pd.Series(res)
sr3 = pd.Series(res3)
sr4 = pd.Series(res4)
res_f = pd.DataFrame({"a": sr, "b": sr3, "c": sr4})
res_f["res"] = res_f["a"]
for i in range(0, res_f["a"].size):
  if res_f["b"][i] == res_f["c"][i]:
    res_f["res"][i] = res_f["c"][i]
print(classification_report(test_y, res_f["res"]))
```

# Результат

Возъмём ещё д	ва DT. Одно precision		ругое без f1-score	Ca support
1	0.61	0.50	0.55	28
2	0.60	0.60	0.60	30
3	0.36	0.57	0.44	7
5	0.67	0.40	0.50	5
6	0.67	0.50	0.57	4
7	0.75	1.00	0.86	12
accuracy			0.60	86
macro avg	0.61	0.60	0.59	86
weighted avg	0.61	0.60	0.60	86

## Сравним результаты

Метрика	SVM	SVM + Страт.	DT	DT + Страт.	3DT
Accuracy	0,65	0,65	0,71	0,55	0,60
Precision avg	0,53	0,68	0,53	0,43	0,61
Recall avg	0,42	0,51	0,56	0,43	0,60

Одно дерево нам удалось обогнать!

#### Идея 2

После стратификации дерево решение выдало плохой результат. Отчасти это связано с тем, что в обучающей выборке мало представителей некоторых классов и их дискриминируют из-за количества. Попробуем решить проблему за счёт увеличения числа записей данных классов. Такой подход называется обогащением или Oversampling.

Мы используем самописный алгоритм, создающий копии существующих записей нужное число раз.

#### Пример 4. Расчёт статистики

```
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
print ("Обогащение")
table stat = {}
for i in range(0, train table['Type'].size):
    if train table['Type'][i] in table stat:
         table stat[train table['Type'][i]].append(table.iloc[i])
    else:
         table stat[train table['Type'][i]] = []
         table stat[train table['Type'][i]].append(table.iloc[i])
maximum = len(table stat[1])
print(maximum)
for key in table stat:
     if len(table stat[key]) > maximum:
         maximum = len(table stat[key])
print(maximum)
                                                                                       Ln: 115 Col: 14
```

### Пример 4. Расчёт статистики

```
print("Обогащение")
table_stat = {}
for i in range(0, train_table['Type'].size):
  if train_table['Type'][i] in table_stat:
    table_stat[train_table['Type'][i]].append(table.iloc[i])
  else:
    table_stat[train_table['Type'][i]] = []
    table_stat[train_table['Type'][i]].append(table.iloc[i])
maximum = len(table_stat[1])
print(maximum)
for key in table_stat:
  if len(table_stat[key]) > maximum:
    maximum = len(table stat[key])
print(maximum)
```

### Пример 4. Обогащение

```
\geq *example2-2runner.py - C:\User\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
import random
random.seed(22222)
print(train table)
for key in table stat:
    while len(table_stat[key]) < maximum:</pre>
          i = random.randint(0, len(table stat[key]) - 1)
         table stat[key].append(table stat[key][i])
         train table = train table.append(table stat[key][i])
for key in table stat:
    print(len(table_stat[key]))
print(train table)
train x = \text{train table}[['RI','Na','Mg','Al','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train y = train table['Type']
                                                                                         Ln: 131 Col: 29
```

## Пример 4. Обогащение

```
import random
random.seed(22222)
print(train_table)
for key in table_stat:
  while len(table_stat[key]) < maximum:
   i = random.randint(0, len(table_stat[key]) - 1)
    table_stat[key].append(table_stat[key][i])
    train_table = train_table.append(table_stat[key][i])
for key in table_stat:
  print(len(table_stat[key]))
print(train_table)
train_x = train_table[['RI','Na','Mg','AI','Si','K','Ca','Ba','Fe']]
train_y = train_table['Type']
```

#### Пример 4. Классификация

```
- 0
*example2-2runner.py - C:\Users\User\Desktop\Students\STDBPY\Term2\Lection2\example2-2runner.py (3.7.2)*
File Edit Format Run Options Window Help
print("SVM после обогащения")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train x, train y)
res = clf1.predict(test x)
print(classification report(test y, res))
print("DT после обогащения")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random state = 22222)
clf2.fit(train x, train y)
res = clf2.predict(test x)
print(classification report(test y, res))
                                                                                         Ln: 145 Col: 41
```

## Пример 4. Классификация

```
print("SVM после обогащения")
clf1 = svm.SVC(kernel = 'rbf')
clf1.fit(train_x, train_y)
res = clf1.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
print("DT после обогащения")
clf2 = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf2.fit(train_x, train_y)
res = clf2.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
```

#### Результат

```
SVM после обогащения
Warning (from warnings module):
 File "C:\Users\User\AppData\Local\Programs\Python\Python37\lib\site-packages\s
klearn\metrics\ classification.py", line 1268
    warn prf(average, modifier, msg start, len(result))
UndefinedMetricWarning: Precision and F-score are ill-defined and being set to 0
.0 in labels with no predicted samples. Use `zero division` parameter to control
this behavior.
              precision
                           recall f1-score
                                              support
                   0.58
                             0.79
                                       0.67
                                                    28
                                       0.62
                   0.59
                             0.67
                                                    30
                   0.00
                             0.00
                                       0.00
                   1.00
                             0.40
                                       0.57
                   1.00
                             0.50
                                       0.67
                   1.00
                             0.83
                                       0.91
                                                    12
                                       0.65
                                                   86
    accuracy
                                       0.57
                   0.69
                             0.53
                                                   86
  macro avg
weighted avg
                   0.64
                             0.65
                                       0.63
                                                   86
```

# Результат

precision recall f1-score suppor	
1 0.73 0.68 0.70 2	:t
1 0.73 0.66 0.70 2	
2 0.58 0.63 0.60 3	30
3 0.20 0.14 0.17	7
5 0.80 0.80 0.80	5
6 1.00 0.75 0.86	4
7 0.79 0.92 0.85 1	.2
	_
accuracy 0.66	86
macro avg 0.68 0.65 0.66 8	86
weighted avg 0.66 0.66 0.66 8	86

# Сравним результаты

Метрика	SVM	SVM + Страт.	SVM об.	DT	DT + Страт.	3DT	DT об.
Accuracy	0,65	0,65	0,65	0,71	0,55	0,60	0,66
Precision avg	0,53	0,68	0,69	0,53	0,43	0,61	0,68
Recall avg	0,42	0,51	0,53	0,56	0,43	0,60	0,65

Опять лучше!

#### Random Forest

Алгоритм Random Forest строит большое число деревьев полной глубины (если не задано ограничение) по различным кускам выборки и различному подмножеству параметров. Итоговый класс выбирается «голосованием».

#### Пример 5. Random Forest

#### Пример 5. Random Forest

```
print("Random Forest")
from sklearn.ensemble import RandomForestClassifier
clf2 = RandomForestClassifier(n_estimators = 200, max_features = 2,
                criterion = 'gini', random_state = 22222)
clf2.fit(train_x, train_y)
res = clf2.predict(test_x)
print(classification_report(test_y, res))
```

# Результат

Random Forest				
	precision	recall	f1-score	support
1	0.69	0.79	0.73	28
2	0.72	0.87	0.79	30
3	1.00	0.14	0.25	7
5	1.00	0.20	0.33	5
6	1.00	0.75	0.86	4
7	0.92	1.00	0.96	12
accuracy			0.76	86
macro avg	0.89	0.62	0.65	86
weighted avg	0.79	0.76	0.73	86

# Сравним результаты

Метрика	SVM	SVM + Страт.	SVM об.	DT	DT + Страт.	3DT	DT об.	RF
Accuracy	0,65	0,65	0,65	0,71	0,55	0,60	0,66	0,76
Precision avg	0,53	0,68	0,69	0,53	0,43	0,61	0,68	0,89
Recall avg	0,42	0,51	0,53	0,56	0,43	0,60	0,65	0,62

#### Попробуем более сложные разбиения

Используем две новых стратегии:

- □ Tomek Links и стратификацию для обычного дерева решений и SVM;
- SMOTE для обычного дерева решений и SVM.

При этом Tomek Links мы применим к тому разбиению, которое у нас было при стратификации. Тестовая выборка не измениться. Поменяется только обучающая.

SMOTE мы применим к самому первому разбиению (без стратификации и обогащения). Тестовая выборка, опять, не измениться. Обогатиться только обучающая.

# Сравним результаты

Метри ка	SVM	SVM + Cтрат.	SVM oб.	DT	DT + Страт.	3DT	DT об.	RF	SVM + Cтрат + TL	DT + Страт + TL	SVM + SMOTE	DT + SMOTE
Accura cy	0,65	0,65	0,65	0,71	0,55	0,60	0,66	0,76	0,65	0,59	0,71	0,86
Precisi on avg	0,53	0,68	0,69	0,53	0,43	0,61	0,68	0,89	0,68	0,57	0,74	0,88
Recall avg	0,42	0,51	0,53	0,56	0,43	0,60	0,65	0,62	0,51	0,49	0,76	0,80

#### Интернет ресурсы и литература

- 1. <a href="https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html">https://scikit-learn.org/stable/modules/svm.html</a>
- 2. https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.svm.SVC.html#sklearn.svm.SVC
- 3. <a href="https://scikit-learn.org/stable/auto-examples/plot-roc-curve-visualization-api.html#sphx-glr-auto-examples-plot-roc-curve-visualization-api-py">https://scikit-learn.org/stable/auto-examples/plot-roc-curve-visualization-api-py</a>
- 4. <a href="https://scikit-learn.org/stable/tutorial/statistical-inference/model-selection.html">https://scikit-learn.org/stable/tutorial/statistical-inference/model-selection.html</a>
- 5. <a href="https://scikit-learn.org/0.22/modules/generated/sklearn.model-selection.cross-validate.html">https://scikit-learn.org/0.22/modules/generated/sklearn.model-selection.cross-validate.html</a>
- 6. https://scikit-learn.org/0.20/modules/generated/sklearn.metrics.auc.html#sklearn.metrics.auc
- 7. <a href="https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/">https://habr.com/ru/company/ods/blog/328372/</a>
- 8. <a href="https://github.com/esokolov/ml-course-msu/blob/master/ML15/lecture-notes/Sem05">https://github.com/esokolov/ml-course-msu/blob/master/ML15/lecture-notes/Sem05</a> metrics.pdf
- 9. <u>https://imbalanced-learn.org/stable/</u>