# Лабораторная работа "Линейные модели, SVM и деревья решений"

# Цель работы

Изучение линейных моделей, SVM и деревьев решений.

## Задание

- 1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.
- 2. В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.
- 3. С использованием метода train\_test\_split разделите выборку на обучающую и тестовую.
- 4. Обучите 1) одну из линейных моделей, 2) SVM и 3) дерево решений. Оцените качество моделей с помощью трех подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.
- 5. Произведите для каждой модели подбор одного гиперпараметра с использованием GridSearchCV и кросс-валидации.
- 6. Повторите пункт 4 для найденных оптимальных значений гиперпараметров. Сравните качество полученных моделей с качеством моделей, полученных в пункте 4.

# Выбор датасета

Выбранный датасет: Glass Classification

Атрибуты означают следующее:

- 1. Id number: 1 to 214 (removed from CSV file)
- 2. RI: refractive index
- 3. Na: Sodium (unit measurement: weight percent in corresponding oxide, as are attributes 4-10)
- 4. Mg: Magnesium
- 5. Al: Aluminum
- 6. Si: Silicon
- 7. K: Potassium
- 8. Ca: Calcium
- 9. Ba: Barium
- 10. Fe: Iron
- 11. Type of glass: (class attribute)
  - 1 building\_windows\_float\_processed
  - 2 building\_windows\_non\_float\_processed
  - 3 vehicle\_windows\_float\_processed
  - 4 vehicle\_windows\_non\_float\_processed (none in this database)
  - 5 containers
  - 6 tableware

# Загрузка датасета

```
# Подключение Google диска для загрузки датасета
from google.colab import drive
drive.mount('/gdrive', force_remount=True)
%load_ext tensorboard.notebook

□ Go to this URL in a browser: https://accounts.google.com/o/oauth2/auth?cli
Enter your authorization code:
............
Mounted at /gdrive
```

## Проверка и удаление пропусков

₽		RI	Na	Мg	Al	Si	K	Ca	Ва	Fe	Туре
	0	1.52101	13.64	4.49	1.10	71.78	0.06	8.75	0.0	0.0	1
	1	1.51761	13.89	3.60	1.36	72.73	0.48	7.83	0.0	0.0	1
	2	1.51618	13.53	3.55	1.54	72.99	0.39	7.78	0.0	0.0	1
	3	1.51766	13.21	3.69	1.29	72.61	0.57	8.22	0.0	0.0	1
	4	1.51742	13.27	3.62	1.24	73.08	0.55	8.07	0.0	0.0	1

```
data.dtypes
```

```
RΙ
               float64
Гэ
               float64
     Na
               float64
     Mg
     Al
               float64
     Si
               float64
     K
               float64
     Ca
               float64
               float64
     Ва
     Fe
               float64
                 int64
     Type
     dtype: object
data.isnull().sum()
     RΙ
               0
\Box
               0
     Na
     Mq
               0
     Al
               0
     Si
     K
               0
               0
     Ca
               0
     Ва
     Fe
               0
     Туре
               0
     dtype: int64
data.shape
\Gamma \rightarrow (214, 10)
```

Пропуски в данных не обнаружено. Продолжим изучение датасета.

# ▼ train\_test\_split

# Обучение

Обучите 1) одну из линейных моделей, 2) SVM и 3) дерево решений. Оцените качество моделей с помощью трех подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.

```
from sklearn.linear_model import SGDClassifier
from sklearn.svm import LinearSVC
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
template = "Значение на тренируемой выборке: {:.2%} \
значение на тестовой выборке: {:.2%}"
class Classifier():
       _init__(self, method, x_train, y_train, x_test, y_test):
    self. method = method
    self.x train = x train
    self.y_train = y_train
    self.x test = x test
    self.y_test = y_test
    self.target_1 = []
    self.target_2 = []
  def training(self):
    self._method.fit(self.x_train, self.y_train)
    self.target_1 = self._method.predict(self.x_train)
    self.target_2 = self._method.predict(self.x_test)
  def result(self, metric):
    print(template.format(metric(self.y_train, self.target_1),
                      metric(self.y_test, self.target_2)))
```

# ▼ Линейные модели

#### SVM

# ▼ Дерево решений

```
tree = Classifier(DecisionTreeClassifier(random_state=1), data_X_train, data_y_train, data_x_test, data_y_test)
tree.training()
tree.result(accuracy_score)

☐→ Значение на тренируемой выборке: 100.00% значение на тестовой выборке: 74.

tree.result(balanced_accuracy_score)

☐→ Значение на тренируемой выборке: 100.00% значение на тестовой выборке: 84.

tree.result(cohen_kappa_score)

☐→ Значение на тренируемой выборке: 100.00% значение на тестовой выборке: 64.
```

# Подбор гиперпараметра К с использованием GridSearchCV и кросс-валидации

Видно, что из-за большого числа столбцов лучшим способом становится дерево решений при

Линейные модели

стандартных гиперпараметрах.

```
n_{range} = np.array(range(5,95,10))
n_range = n_range / 100
tuned_parameters = [{'ll_ratio': n_range}]
tuned_parameters
    [{'ll ratio': array([0.05, 0.15, 0.25, 0.35, 0.45, 0.55, 0.65, 0.75, 0.85]
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
cl_lin_gs = GridSearchCV(SGDClassifier(), tuned parameters, cv=5,
                      scoring='accuracy'
cl_lin_gs.fit(data_X_train, data_y_train)
cl_lin_gs.best_params_
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/model selection/ search.py:
С⇒
      DeprecationWarning)
     {'l1_ratio': 0.65}
plt.plot(n_range, cl_lin_gs.cv_results_['mean_test_score'])
     [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f159bbb9b00>]
Гэ
     0.425
     0.400
```

#### ▼ SVM

0.375

0.350

0.325

0.300

0.250

```
n_range = np.array(range(1,5,1))
tuned_parameters = [{'C': n_range}]
tuned_parameters

[{'C': array([1, 2, 3, 4])}]
```

0.1

0.2

0.3

0.4

0.5

0.6

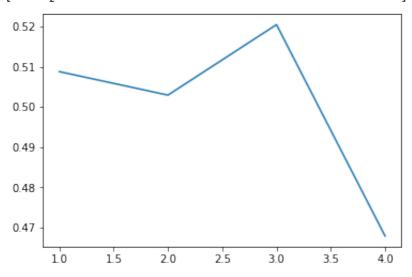
0.8

```
scoring='accuracy')
cl svm gs.fit(data_X_train, data_y_train)
cl_svm_gs.best_params_
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
Гэ
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergenc
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergenc
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergenc
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/model selection/ search.py:
      DeprecationWarning)
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
      "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
    {'C': 3}
```

#### plt.plot(n\_range, cl\_svm\_gs.cv\_results\_['mean\_test\_score'])

cl svm gs = GridSearchCV(LinearSVC(), tuned parameters, cv=3,

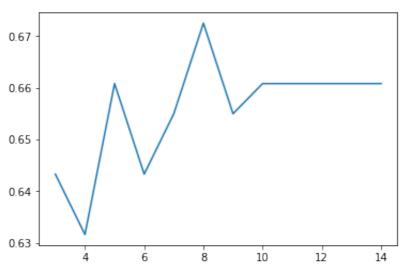
#### □→ [<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f15992d5ba8>]



#### Дерево решений

plt.plot(n\_range, cl\_tree\_gs.cv\_results\_['mean\_test\_score'])

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x7f15992ca550>]



#### ▼ Сравнение модели с произвольным и лучшим параметром К

∑→ Значение на тренируемой выборке: 39.18% значение на тестовой выборке: 48.8

linear.result(accuracy score)

Г⇒ Значение на тренируемой выборке: 47.37% значение на тестовой выборке: 32.5

```
svm2 = Classifier(LinearSVC(C=3.0), data_X_train,
                   data_y_train, data_X_test, data_y_test)
svm2.training()
svm2.result(accuracy_score)
    Значение на тренируемой выборке: 56.14% значение на тестовой выборке: 44.1
    /usr/local/lib/python3.6/dist-packages/sklearn/svm/base.py:929: Convergence
       "the number of iterations.", ConvergenceWarning)
svm.result(accuracy_score)
    Значение на тренируемой выборке: 17.54% значение на тестовой выборке: 23.2
tree2 = Classifier(DecisionTreeClassifier(random state=1, max depth=12), data X ;
                   data_y_train, data_X_test, data_y_test)
tree2.training()
tree2.result(accuracy score)
    Значение на тренируемой выборке: 100.00% значение на тестовой выборке: 74.
tree.result(accuracy_score)
    Значение на тренируемой выборке: 100.00% значение на тестовой выборке: 74.
Качество улучшилось у SGD и LinearSVC. Дерево не улучшило своей точности.
```