Московский государственный технический университет имени Н.Э.Баумана Кафедра «Системы обработки информации и управления»

# ОТЧЕТ

Лабораторная работа №4 по курсу «Методы машинного обучения»

« Подготовка обучающей и тестовой выборки, кросс-валидация и подбор гиперпараметров на примере метода ближайших соседей.»

Исполнитель: Соболева Е.Д.

группа ИУ5-11М

Проверил: Гапанюк Ю.Е.

# Цель лабораторной работы:

Изучение сложных способов подготовки выборки и подбора гиперпараметров на примере метода ближайших соседей.

# 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 модель ближайших соседей для произвольно заданного гиперпараметра К. Оцените качество модели с помощью трех подходящих для задачи метрик.
- 5. Постройте модель и оцените качество модели с использованием кросс-валидации. Проведите эксперименты с тремя различными стратегиями кросс-валидации.
- 6. Произведите подбор гиперпараметра К с использованием GridSearchCV и кросс-валидации.
- 7. Повторите пункт 4 для найденного оптимального значения гиперпараметра К. Сравните качество полученной модели с качеством модели, полученной в пункте 4.
- 8. Постройте кривые обучения и валидации.

# 1. Выбор набора данных (датасета) для решения задачи классификации или регресии.

# In [1]:

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.metrics import mean_absolute_error, median_absolute_error, r2_score
from sklearn.model_selection import GridSearchCV
from sklearn.model_selection import KFold, RepeatedKFold, LeavePOut, ShuffleSpli
t, StratifiedKFold
from sklearn.model_selection import cross_val_score, train_test_split
from sklearn.model_selection import learning_curve, validation_curve
from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor
# Enable inline plots
%matplotlib inline
```

# In [2]:

```
data = pd.read_csv('data/covid_19_clean_complete.csv', sep=',')
data.head()
```

# Out[2]:

	Province/State	Country/Region	Lat	Long	Date	Confirmed	Deaths	Reco
0	NaN	Afghanistan	33.0000	65.0000	1/22/20	0	0	
1	NaN	Albania	41.1533	20.1683	1/22/20	0	0	
2	NaN	Algeria	28.0339	1.6596	1/22/20	0	0	
3	NaN	Andorra	42.5063	1.5218	1/22/20	0	0	
4	NaN	Angola	-11.2027	17.8739	1/22/20	0	0	

# In [3]:

data.shape

# Out[3]:

(17136, 8)

# In [4]:

data.isnull().sum()

# Out[4]:

Province/State	11832
Country/Region	0
Lat	0
Long	0
Date	0
Confirmed	0
Deaths	0
Recovered	0
dtype: int64	

# In [5]:

data.dtypes

# Out[5]:

Province/State	object			
Country/Region	object			
Lat	float64			
Long	float64			
Date	object			
Confirmed	int64			
Deaths	int64			
Recovered	int64			

dtype: object

# 2. Заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков

# Заполнение пропусков

# In [6]:

```
data = data.fillna('')
data.isnull().sum()
```

# Out[6]:

Province/State 0 Country/Region 0 0 Lat Long 0 0 Date Confirmed 0 Deaths 0 Recovered 0 dtype: int64

# In [7]:

data.dtypes

# Out[7]:

Province/State object Country/Region object float64 Lat Long float64 Date object Confirmed int64 Deaths int64 Recovered int64

dtype: object

Кодирование категориальных признаков числовыми

#### In [8]:

```
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
le = LabelEncoder()
data['Province/State'] = le.fit_transform(data['Province/State'])
data['Date'] = le.fit_transform(data['Date'])
data['Country/Region'] = le.fit_transform(data['Country/Region'])
data.dtypes
```

# Out[8]:

Province/State int64 Country/Region int64 Lat float64 float64 Long Date int64 Confirmed int64 Deaths int64 Recovered int64 dtype: object

# In [9]:

```
data.head()
```

# Out[9]:

	Province/State	Country/Region	Lat	Long	Date	Confirmed	Deaths	Recove
0	0	0	33.0000	65.0000	0	0	0	
1	0	1	41.1533	20.1683	0	0	0	
2	0	2	28.0339	1.6596	0	0	0	
3	0	3	42.5063	1.5218	0	0	0	
4	0	4	-11.2027	17.8739	0	0	0	
4								<b>•</b>

# 3. Разделение выборки на обучающую и тестовую с использованием метода train\_test\_split p.

# Х - признаки

# У - целевые значения

# In [10]:

```
# X = data.drop('Deaths',axis = 1).values
# y = data['Deaths'].values

X = data.drop('Recovered',axis = 1).values
y = data['Recovered'].values

# X = data.drop('Confirmed',axis = 1).values
# y = data['Confirmed'].values
```

```
In [11]:
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y,
test size=0.26, random state=1)
In [12]:
X train.shape
Out[12]:
(12680, 7)
In [13]:
X test.shape
Out[13]:
(4456, 7)
In [14]:
y_train.shape
Out[14]:
(12680,)
In [15]:
y test.shape
Out[15]:
(4456,)
```

4. Обучение модели ближайших соседей для произвольно заданного гиперпараметра К. Оценка качества модели с помощью трех подходящих для задачи метрик.

# 4.1. Mean absolute error

```
In [17]:
```

```
mae4 = mean_absolute_error(y_test, kn_regressor.predict(X_test))
mae4
```

# Out[17]:

40.97425621954346

# 4.2. Median absolute error

```
In [18]:
```

```
med_ae4 = median_absolute_error(y_test, kn_regressor.predict(X_test))
med_ae4
```

# Out[18]:

0.0

#### 4.3. r2 score

```
In [19]:
```

```
r2_4 = r2_score(y_test, kn_regressor.predict(X_test))
r2_4
```

# Out[19]:

0.959735318140834

# 5. Построение модели и оценка качества модели с использованием кроссвалидации. Проведение эксперимента с тремя различными стратегиями кросс-валидации.

```
In [20]:
```

```
kn_regressor = KNeighborsRegressor(n_neighbors=5)
```

#### K-Fold

# In [21]:

# Out[21]:

```
array([-1.27751804e+02, -1.54274253e+01, -1.04007771e+00, 9.3135834
7e-01, 8.80184066e-01, 9.16143382e-01, 9.73594491e-01, 9.9050225
5e-01, 9.84883938e-01, -1.21750825e-01])
```

```
In [22]:
```

```
cv_score.mean()
```

#### Out[22]:

-13.866439117157578

# Repeated K-Fold

```
In [23]:
```

# Out[23]:

```
array([0.68378344, 0.97013857, 0.98104506, 0.98200024, 0.98012187, 0.98525221, 0.95034814, 0.76347546, 0.89407031, 0.98466968])
```

# In [24]:

```
cv_score.mean()
```

# Out[24]:

0.9174904983129245

#### **Shuffle Split**

# In [25]:

```
cv_strategy = ShuffleSplit(n_splits=5, test_size=0.25)
cv_score = cross_val_score(kn_regressor, X, y, cv=cv_strategy, scoring="r2")
cv_score
```

# Out[25]:

array([0.96649471, 0.20545483, 0.88645067, 0.86829366, 0.98402359])

#### In [26]:

```
cv_strategy = ShuffleSplit(n_splits=5, test_size=0.4)
for train, test in cv_strategy.split(X):
    print("%s %s" % (train, test))
```

```
[ 7766 12847 14526 ... 1206 6194 13842] [ 5721 11083 8444 ... 7 15 4629 7421] [ 2008 9125 8357 ... 11849 16759 286] [ 5137 8468 14259 ... 7 55 14920 2263] [ 8018 9796 6178 ... 15454 5151 9583] [ 8714 11028 6794 ... 77 94 3967 12983] [ 10589 13612 9827 ... 13908 9085 3902] [8310 8899 248 ... 4086 8 628 8411] [ 506 10674 11948 ... 14809 10756 14230] [ 793 11171 8334 ... 150 08 2589 12688]
```

```
In [27]:
```

```
cv_score.mean()
```

# Out[27]:

0.7821434917444716

# 6. Подбор гиперпараметра K с использованием GridSearchCV и кроссвалидации.

```
In [28]:
n range = np.array(range(1, 15, 1))
tuned parameters = [{'n neighbors': n range}]
n range
Out[28]:
array([ 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14])
In [291:
grid search = GridSearchCV(KNeighborsRegressor(), tuned parameters,
                           cv=RepeatedKFold(n splits=5, n repeats=2),
                           scoring="r2", return train score=True,
                           n jobs=-1
In [30]:
grid search.fit(X, y)
Out[30]:
GridSearchCV(cv=RepeatedKFold(n repeats=2, n splits=5, random state=
None),
             error score=nan,
             estimator=KNeighborsRegressor(algorithm='auto', leaf si
ze=30,
                                           metric='minkowski',
                                           metric params=None, n job
s=None,
                                           n_neighbors=5, p=2,
                                           weights='uniform'),
             iid='deprecated', n jobs=-1,
             param_grid=[{'n_neighbors': array([ 1,  2,  3,  4,  5,
6, 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13, 14])}],
             pre_dispatch='2*n_jobs', refit=True, return_train_score
=True,
             scoring='r2', verbose=0)
In [31]:
grid_search.best_params_
Out[31]:
{'n_neighbors': 1}
```

# In [32]:

grid\_search.best\_score\_

# Out[32]:

0.9633345750733049

# In [33]:

```
grid_search.best_estimator_
```

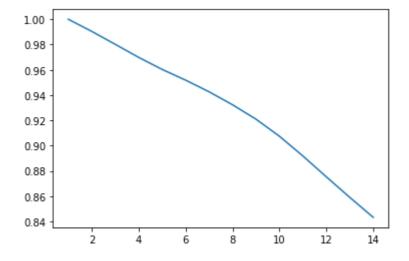
# Out[33]:

# In [34]:

```
plt.plot(n_range, grid_search.cv_results_["mean_train_score"])
```

# Out[34]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x7fd142a6cf90>]

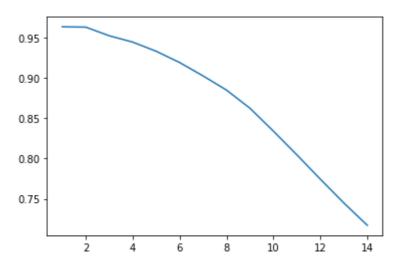


# In [35]:

```
plt.plot(n_range, grid_search.cv_results_["mean_test_score"])
```

# Out[35]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x7fd1422db490>]



# 7. Обучение модели ближайших соседей для найденного оптимального значения гиперпараметра К. Оценка качества модели с помощью трех метрик. Сравнение качества полученной модели с качеством модели, полученной в пункте 4.

```
In [36]:
```

```
kn_regressor_best = KNeighborsRegressor(**grid_search.best_params_)
```

# In [37]:

```
kn_regressor_best.fit(X_train, y_train)
```

# Out[37]:

# Сравнение качества модели с п.4

```
7.1. Mean absolute error
```

```
In [38]:
mae7 = mean_absolute_error(y_test, kn_regressor_best.predict(X_test))
mae7
Out[38]:
37.915170556552965
Из п.4
In [39]:
mae4
Out[39]:
40.97425621954346
7.2. Median absolute error
In [40]:
med ae7 = median absolute error(y test, kn regressor best.predict(X test))
med ae7
Out[40]:
0.0
Из п.4
In [41]:
med_ae4
Out[41]:
0.0
7.3. r2 score
In [42]:
r2_7 = r2_score(y_test, kn_regressor_best.predict(X_test))
r2_7
Out[42]:
0.959695197003704
```

localhost:8888/nbconvert/html/LAB 4 GAP/lab4.ipynb?download=false

Из п.4

```
In [43]:
r2_4
Out[43]:
0.959735318140834
```

# 8. Построение кривых обучения и валидации.

# In [44]:

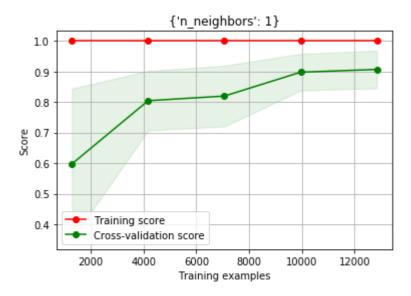
```
def plot_learning_curve(estimator, title, X, y, ylim=None, cv=None):
    train sizes=np.linspace(.1, 1.0, 5)
    plt.figure()
    plt.title(title)
    if ylim is not None:
        plt.ylim(*ylim)
    plt.xlabel("Training examples")
    plt.ylabel("Score")
    train_sizes, train_scores, test_scores = learning_curve(
        estimator, X, y, cv=cv, n jobs=-1, train sizes=train sizes)
    train scores mean = np.mean(train scores, axis=1)
    train scores std = np.std(train scores, axis=1)
    test scores mean = np.mean(test scores, axis=1)
    test scores std = np.std(test scores, axis=1)
    plt.grid()
    plt.fill between(train sizes,
                     train_scores_mean - train_scores_std,
                     train scores mean + train scores std,
                     alpha=0.1, color="r")
    plt.fill between(train sizes,
                     test scores mean - test scores std,
                     test scores mean + test scores std,
                     alpha=0.1, color="q")
    plt.plot(train sizes, train scores mean,
             'o-', color="r", label="Training score")
    plt.plot(train sizes, test scores mean,
             'o-', color="g", label="Cross-validation score")
    plt.legend(loc="best")
    return plt
```

# Кривая обучения

# In [45]:

# Out[45]:

<module 'matplotlib.pyplot' from '/home/lisobol/tensorflow\_env/my\_te
nsorflow/lib/python3.7/site-packages/matplotlib/pyplot.py'>



# In [46]:

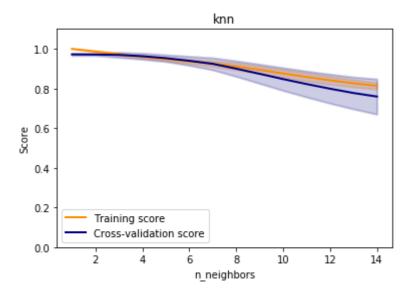
```
def plot validation curve(estimator, title, X, y, param name, param range, cv, s
coring="accuracy"):
   train scores, test scores = validation curve(estimator,
                                                 param name=param name,
                                                 param_range=param range,
                                                 cv=cv,
                                                  scoring=scoring,
                                                  n jobs=-1
   train scores mean = np.mean(train scores, axis=1)
   train scores std = np.std(train scores, axis=1)
   test scores mean = np.mean(test scores, axis=1)
   test scores std = np.std(test scores, axis=1)
   plt.title(title)
   plt.xlabel(param name)
   plt.ylabel("Score")
   plt.ylim(0.0, 1.1)
   lw = 2
   plt.plot(param range, train scores mean, label="Training score",
             color="darkorange", lw=lw)
   plt.fill between(param range,
                     train scores mean - train scores std,
                     train scores mean + train scores std, alpha=0.2,
                     color="darkorange", lw=lw)
   plt.plot(param range, test scores mean,
             label="Cross-validation score",
             color="navy", lw=lw)
   plt.fill between(param range, test scores mean - test scores std,
                     test scores mean + test scores std, alpha=0.2,
                     color="navy", lw=lw)
   plt.legend(loc="best")
    return plt
```

# Кривая валидации

# In [47]:

# Out[47]:

<module 'matplotlib.pyplot' from '/home/lisobol/tensorflow\_env/my\_te
nsorflow/lib/python3.7/site-packages/matplotlib/pyplot.py'>



# Вывод:

В данной лабораторной работе были подготовлены данные, подобраны гиперпараметры на примере метода ближайших соседей.