Лабораторная работа

Ансамбли моделей машинного обучения.

Цель лабораторной работы: изучение ансамблей моделей машинного обучения.

Задание: Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регресии.

В случае необходимости проведите удаление или заполнение пропусков и кодирование категориальных признаков.

С использованием метода train_test_split разделите выборку на обучающую и тестовую.

Обучите следующие ансамблевые модели:

0

р

Х

одну из моделей группы бэггинга (бэггинг или случайный лес или сверхслучайные деревья); одну из моделей группы бустинга; одну из моделей группы стекинга. (+1 балл на экзамене) Дополнительно к указанным моделям обучите еще две модели:

Модель многослойного персептрона. По желанию, вместо библиотеки scikit-learn возможно использование библиотек TensorFlow, PyTorch или других аналогичных библиотек. Модель МГУА с использованием библиотеки -

https://github.com/kvoyager/GmdhPy (или аналогичных библиотек). Найдите такие параметры запуска модели, при которых она будет по крайней мере не хуже, чем одна из предыдущих ансамблевых моделей. Оцените качество моделей с помощью одной из подходящих для задачи метрик. Сравните качество полученных моделей.

```
In [1]:
          import pandas as pd
          import numpy as np
          from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
          # скроем предупреждения о возможных ошибках для лучшей читаемости
          import warnings
          warnings.filterwarnings('ignore')
          target col = 'class'
In [2]:
          data = pd.read csv('./mushrooms.csv')
          data
Out[2]:
                                                            gill-
                                                                         gill-
                      сар-
                                                                     gill-
                                                                                gill-
                                                                                        su
                              cap-
                                    cap-
               class
                                         bruises odor
                     shape surface
                                   color
                                                      attachment spacing
                                                                         size
                                                                              color
```

t

р

k

s

n

2	е	b	S	W	t	I	f	С	b	n
3	p	Х	У	W	t	р	f	С	n	n
4	е	Х	s	g	f	n	f	W	b	k
8119	е	k	S	n	f	n	а	С	b	у
8120	е	Х	s	n	f	n	а	С	b	y
8121	е	f	s	n	f	n	а	С	b	n
8122	p	k	У	n	f	У	f	С	n	b
8123	е	Х	s	n	f	n	а	С	b	у

8124 rows × 23 columns

Предварительная обработка

Удаляем столбцы с пустыми значениями:

```
In [3]:
   data = data.dropna(axis=1, how='any')
   data
```

Out[3]:

	class	cap- shape	cap- surface	cap- color	bruises	odor	gill- attachment	gill- spacing	gill- size	gill- color	 su b
0	р	х	s	n	t	р	f	С	n	k	
1	е	х	S	у	t	а	f	С	b	k	
2	е	b	s	W	t	1	f	С	b	n	
3	р	х	у	W	t	р	f	С	n	n	
4	е	х	S	g	f	n	f	W	b	k	
8119	е	k	S	n	f	n	а	С	b	у	
8120	е	х	S	n	f	n	а	С	b	у	
8121	е	f	S	n	f	n	а	С	b	n	
8122	р	k	у	n	f	У	f	С	n	b	
8123	е	Х	s	n	f	n	а	С	b	у	

8124 rows × 23 columns

```
In [4]:
    for col in data.columns:
        null_count = data[data[col].isnull()].shape[0]
        if null_count == 0:
            column_type = data[col].dtype
            print('{} - {} - {}'.format(col, column_type, null_count))

class - object - 0
    cap-shape - object - 0
    cap-surface - object - 0
    cap-color - object - 0
    bruises - object - 0
```

```
odor - object - 0
gill-attachment - object - 0
gill-spacing - object - 0
gill-size - object - 0
gill-color - object - 0
stalk-shape - object - 0
stalk-root - object - 0
stalk-surface-above-ring - object - 0
stalk-surface-below-ring - object - 0
stalk-color-above-ring - object - 0
stalk-color-below-ring - object - 0
veil-type - object - 0
veil-color - object - 0
ring-number - object - 0
ring-type - object - 0
spore-print-color - object - 0
population - object - 0
habitat - object - 0
```

Категориальные признаки:

```
In [5]:
         le = LabelEncoder()
         for col in data.columns:
             column type = data[col].dtype
             if column type == 'object':
                 data[col] = le.fit transform(data[col]);
                 print(col)
        class
        cap-shape
        cap-surface
        cap-color
        bruises
        odor
        gill-attachment
        gill-spacing
        gill-size
        gill-color
        stalk-shape
        stalk-root
        stalk-surface-above-ring
        stalk-surface-below-ring
        stalk-color-above-ring
        stalk-color-below-ring
        veil-type
        veil-color
        ring-number
        ring-type
        spore-print-color
        population
        habitat
```

Разделение выборки на обучающую и тестовую

```
In [6]:
    from sklearn.model_selection import train_test_split
    data_x = data.loc[:, data.columns != target_col]
    data_y = data[target_col]
    train_x, test_x, train_y, test_y = train_test_split(data_x, data_y, test_y)
```

```
In [7]: train_x.shape

Out[7]: (5686, 22)

In [8]: test_x.shape

Out[8]: (2438, 22)

In [11]: from sklearn.neighbors import KNeighborsRegressor from sklearn.metrics import mean_absolute_error from sklearn.metrics import median_absolute_error, r2_score, precision_score from the standard from the sklearn.metrics import median_absolute_error, r2_score, precision_score from the sklearn.metrics import median_absolute_error.
```

Обучение моделей

```
Случайный лес
In [20]:
          from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
          ran 80 = RandomForestRegressor(n estimators=80)
          ran 80.fit(train x, train y)
         RandomForestRegressor(n_estimators=80)
Out[20]:
 In [ ]:
In [21]:
          param range = np.arange(50, 170, 10)
          tuned_parameters = [{'n_estimators': param_range}]
          tuned parameters
         [{'n_estimators': array([ 50, 60, 70, 80, 90, 100, 110, 120, 130, 14
Out[21]:
         0, 150, 160])}]
In [22]:
          from sklearn.model selection import GridSearchCV
          from sklearn.model_selection import ShuffleSplit
          gs = GridSearchCV(RandomForestRegressor(), tuned parameters,
                            cv=ShuffleSplit(n splits=10), scoring="r2",
                            return train score=True, n jobs=-1)
          gs.fit(data x, data y)
Out[22]: GridSearchCV(cv=ShuffleSplit(n_splits=10, random_state=None, test_size=No
         ne, train size=None),
                      estimator=RandomForestRegressor(), n jobs=-1,
                      param grid=[{'n estimators': array([ 50, 60, 70, 80, 90,
         100, 110, 120, 130, 140, 150, 160])}],
                      return train score=True, scoring='r2')
In [23]:
          reg = gs.best estimator
```

```
In [24]:
           import matplotlib.pyplot as plt
           plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_train_score"]);
             le-7+9.9999800000e-1
           8
           6
           4
           2
                  60
                          80
                                  100
                                          120
                                                   140
                                                           160
In [25]:
           plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
               -5+9.9990000000e-1
           7
           6
           5
           4
           3
                          80
                                  100
                                          120
                  60
                                                   140
                                                           160
In [26]:
           reg.fit(train_x, train_y)
          RandomForestRegressor(n_estimators=70)
Out[26]:
          Градиентный бустинг
In [27]:
           \textbf{from} \  \, \text{sklearn.ensemble} \  \, \textbf{import} \  \, \text{GradientBoostingRegressor}
           gr 80 = GradientBoostingRegressor(n estimators=80)
           gr 80.fit(train x, train y)
          GradientBoostingRegressor(n_estimators=80)
Out[27]:
 In [ ]:
In [28]:
```

```
gs = GridSearchCV(GradientBoostingRegressor(), tuned parameters,
                              cv=ShuffleSplit(n splits=10), scoring="r2",
                              return train score=True, n jobs=-1)
           gs.fit(data x, data y)
          GridSearchCV(cv=ShuffleSplit(n splits=10, random state=None, test size=No
Out[28]:
          ne, train size=None),
                        estimator=GradientBoostingRegressor(), n jobs=-1,
                        param_grid=[{'n_estimators': array([ 50, 60, 70, 80, 90,
          100, 110, 120, 130, 140, 150, 160])}],
                        return train score=True, scoring='r2')
In [29]:
           reg = gs.best estimator
In [30]:
           plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_train_score"]);
          0.996
          0.994
          0.992
          0.990
          0.988
          0.986
          0.984
          0.982
                    60
                            80
                                   100
                                           120
                                                  140
                                                          160
In [31]:
           plt.plot(param_range, gs.cv_results_["mean_test_score"]);
          0.996
          0.994
          0.992
          0.990
          0.988
          0.986
          0.984
          0.982
          0.980
                    60
                            80
                                   100
                                           120
                                                  140
                                                          160
In [32]:
           reg.fit(train x, train y)
          GradientBoostingRegressor(n estimators=160)
Out[32]:
```

Stacking