



**Федеральное государственное бюджетное  
образовательное учреждение высшего образования  
«Московский государственный технический  
университет  
имени Н.Э. Баумана  
(национальный исследовательский университет)» (МГТУ  
им. Н.Э. Баумана)**

---

**Факультет «Информатика и вычислительная техника»  
Кафедра ИУ5 «Системы обработки информации и управления»**

**Курс «Технологии машинного обучения»**

**Отчет по лабораторной работе №5  
«Ансамбли моделей машинного обучения»**

**Выполнил:  
студент группы ИУ5-62Б  
Воронцова А.В.**

**Проверил:  
преподаватель каф. ИУ5  
Гапанюк Ю.Е.**

**Подпись и дата:**

**Подпись и дата:**

**Москва, 2022 г.**

**Цель лабораторной работы:** изучение ансамблей моделей машинного обучения.

### **Описание задания**

1. Выберите набор данных (датасет) для решения задачи классификации или регрессии.
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 следующие ансамблевые модели:
  - одну из моделей группы бэггинга (бэггинг или случайный лес или сверхслучайные деревья);
  - одну из моделей группы бустинга;
  - одну из моделей группы стекинга.
5. **(+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.

**Текст программы и результаты ее выполнения**

```
In [3]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn.datasets import *
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
%matplotlib inline
sns.set(style="ticks")
```

```
In [4]: data = pd.read_csv('penguins_size.csv', sep=',')
```

```
In [5]: data.dtypes
```

```
Out[5]: species          object
island          object
culmen_length_mm    float64
culmen_depth_mm    float64
flipper_length_mm   float64
body_mass_g        float64
sex              object
dtype: object
```

```
In [6]: data = data.dropna(axis=0, how='any')
data.shape
data
```

```
Out[6]:
```

	species	island	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g
0	Adelie	Torgersen	39.1	18.7	181.0	3750.0
1	Adelie	Torgersen	39.5	17.4	186.0	3800.0
2	Adelie	Torgersen	40.3	18.0	195.0	3250.0
4	Adelie	Torgersen	36.7	19.3	193.0	3450.0
5	Adelie	Torgersen	39.3	20.6	190.0	3650.0
...	...	...	...	...	...	...
338	Gentoo	Biscoe	47.2	13.7	214.0	4925.0
340	Gentoo	Biscoe	46.8	14.3	215.0	4850.0
341	Gentoo	Biscoe	50.4	15.7	222.0	5750.0
342	Gentoo	Biscoe	45.2	14.8	212.0	5200.0
343	Gentoo	Biscoe	49.9	16.1	213.0	5400.0

334 rows x 7 columns

In [7]: data.info()

```
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
Int64Index: 334 entries, 0 to 343
Data columns (total 7 columns):
#   Column                Non-Null Count  Dtype
---  -
0   species                334 non-null   object
1   island                 334 non-null   object
2   culmen_length_mm       334 non-null   float64
3   culmen_depth_mm        334 non-null   float64
4   flipper_length_mm      334 non-null   float64
5   body_mass_g            334 non-null   float64
6   sex                    334 non-null   object
dtypes: float64(4), object(3)
memory usage: 20.9+ KB
```

```
In [8]: #Кодирование категориальных признаков
data["species"].value_counts()
data["species"] = data["species"].astype('category')

data["island"] = data["island"].astype('category')
data["sex"] = data["sex"].astype('category')

#Назначить закодированную переменную новосу столбцу с помощью метода doc
data["species_cat"] = data["species"].cat.codes
data["island_cat"] = data["island"].cat.codes
data["sex_cat"] = data["sex"].cat.codes
data

data_cat = data.drop(['species', 'island', 'sex'], axis=1, inplace=True)
data
```

Out [8]:

	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	species_cat	island
0	39.1	18.7	181.0	3750.0	0	
1	39.5	17.4	186.0	3800.0	0	
2	40.3	18.0	195.0	3250.0	0	
4	36.7	19.3	193.0	3450.0	0	
5	39.3	20.6	190.0	3650.0	0	
...	...	...	...	...	...	...
338	47.2	13.7	214.0	4925.0	2	
340	46.8	14.3	215.0	4850.0	2	
341	50.4	15.7	222.0	5750.0	2	

In [9]: *#Загрузка датасета*

```
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
from sklearn.preprocessing import PolynomialFeatures, MinMaxScaler, Stan
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error, mean_absolute_
from sklearn.model_selection import train_test_split, GridSearchCV
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor, GradientBoostingRegr
from heamy.estimator import Regressor
from heamy.pipeline import ModelsPipeline
from heamy.dataset import Dataset
from sklearn.neural_network import MLPRegressor
from gmdhpy import gmdh
from warnings import simplefilter

simplefilter('ignore')
```

In [10]: 

```
print('Признаки, имеющие максимальную по модулю корреляцию с body_mass_g')
best_params = data.corr()['body_mass_g'].map(abs).sort_values(ascending=
best_params = best_params[best_params.values > 0.35]
best_params
```

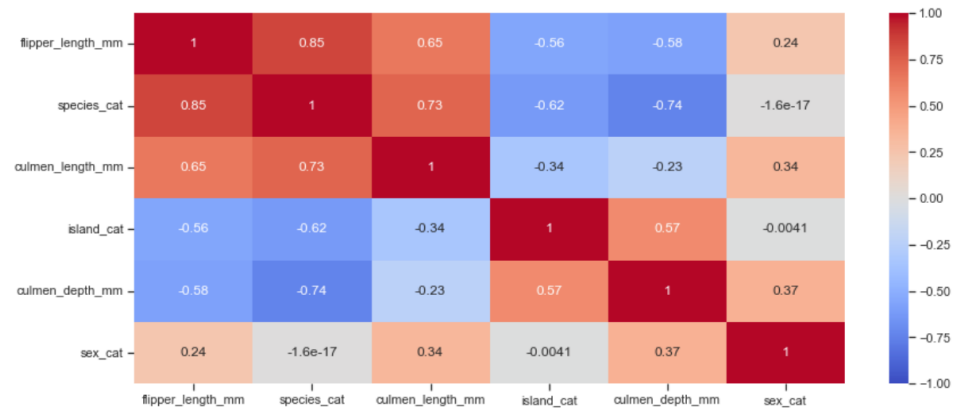
Признаки, имеющие максимальную по модулю корреляцию с body\_mass\_g

Out[10]:

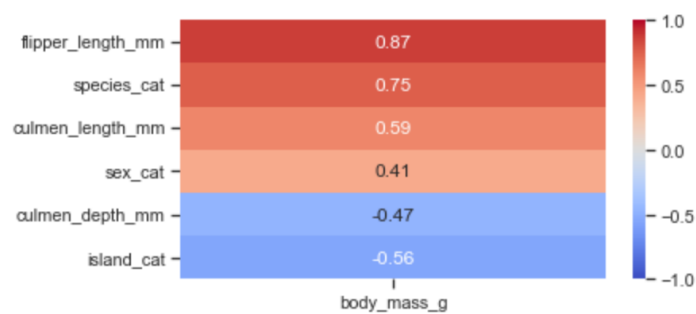
flipper_length_mm	0.873211
species_cat	0.751020
culmen_length_mm	0.589066
island_cat	0.560518
culmen_depth_mm	0.472987
sex_cat	0.411531

Name: body\_mass\_g, dtype: float64

```
In [11]: plt.figure(figsize=(14, 6))
sns.heatmap(data[best_params.index].corr(), vmin=-1, vmax=1, cmap='coolw
plt.show()
```



```
In [12]: plt.figure(figsize=(6, 3))
sns.heatmap(pd.DataFrame(data[np.append(best_params.index.values, 'body_
plt.show()
```



```
In [13]: #разделение выборки
from sklearn.model_selection import train_test_split
y = data['body_mass_g']
X = data.drop('body_mass_g', axis=1)
x_train, x_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3,
x_train
```

Out [13]:

Out[13]:

	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	species_cat	island_cat	sex_cat
228	43.3	13.4	209.0	2	0	1
48	36.0	17.9	190.0	0	1	1
5	39.3	20.6	190.0	0	2	2
45	39.6	18.8	190.0	0	1	2
174	43.2	16.6	187.0	1	1	1
...	...	...	...	...	...	...
284	45.8	14.2	219.0	2	0	1
263	49.6	15.0	216.0	2	0	2
137	40.2	20.1	200.0	0	1	2
256	42.6	13.7	213.0	2	0	1
158	46.1	18.2	178.0	1	1	1

233 rows x 6 columns

In [14]: y\_train

Out[14]: 228 4400.0  
48 3450.0  
5 3650.0  
45 4600.0  
174 2900.0  
...  
284 4700.0  
263 4750.0  
137 3975.0  
256 4950.0  
158 3250.0

Name: body\_mass\_g, Length: 233, dtype: float64

In [15]: *#Масштабирование данных*

```
from sklearn.preprocessing import MinMaxScaler
scaler = MinMaxScaler().fit(x_train)
x_train = pd.DataFrame(scaler.transform(x_train), columns = x_train.columns)
x_test = pd.DataFrame(scaler.transform(x_test), columns = x_train.columns)
x_train.describe()
```

Out [15]:

	culmen_length_mm	culmen_depth_mm	flipper_length_mm	species_cat	island_cat	sex
count	233.000000	233.000000	233.000000	233.000000	233.000000	233.00
mean	0.409151	0.494781	0.497262	0.463519	0.324034	0.73
std	0.203907	0.238422	0.242362	0.444991	0.352243	0.25
min	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.000000	0.00
25%	0.245283	0.320988	0.310345	0.000000	0.000000	0.50
50%	0.426415	0.518519	0.431034	0.500000	0.500000	0.50
75%	0.581132	0.679012	0.724138	1.000000	0.500000	1.00
max	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.000000	1.00

In [16]: *#Метрики*

```
def print_metrics(y_test, y_pred):  
    print(f"R^2: {r2_score(y_test, y_pred)}")  
    print(f"MSE: {mean_squared_error(y_test, y_pred)}")  
    print(f"MAE: {mean_absolute_error(y_test, y_pred)}")
```

In [17]: *#Модель №1: Случайный лес*

```
print_metrics(y_test, RandomForestRegressor(random_state=17).fit(x_train, y_train))  
  
R^2: 0.8585748677944316  
MSE: 92003.40160891089  
MAE: 244.8242574257426
```

In [18]: *#Подбор гиперпараметров*

```
rf = RandomForestRegressor(random_state=17)  
params = {'n_estimators': [100, 1000], 'criterion': ['squared_error', 'absolute_error'],  
          'max_features': ['auto', 'sqrt'], 'min_samples_leaf': [1, 3, 5]}  
grid_cv = GridSearchCV(estimator=rf, cv=5, param_grid=params, n_jobs=-1)  
grid_cv.fit(x_train, y_train)  
print(grid_cv.best_params_)
```

In [19]: 

```
best_rf = grid_cv.best_estimator_  
best_rf.fit(x_train, y_train)  
y_pred_rf = best_rf.predict(x_test)  
print_metrics(y_test, y_pred_rf)
```

```
R^2: 0.8498984748235618  
MSE: 97647.78499796336  
MAE: 243.3208201202506
```

In [20]:

*#Модель №2: Градиентный бустинг*

```
print_metrics(y_test, GradientBoostingRegressor(random_state=17).fit(x_train, y_train))  
  
R^2: 0.8560004614890622  
MSE: 93678.16855820481  
MAE: 252.10924337629007
```

In [21]:

```
gb = GradientBoostingRegressor(random_state=17)  
params = {'loss': ['squared_error', 'absolute_error', 'huber'], 'n_estimators': [100, 1000],  
          'criterion': ['friedman_mse', 'squared_error', 'mse', 'mae'],  
          'max_features': ['auto', 'sqrt'], 'min_samples_leaf': [1, 3, 5]}  
grid_cv = GridSearchCV(estimator=gb, cv=5, param_grid=params, n_jobs=-1)  
grid_cv.fit(x_train, y_train)  
print(grid_cv.best_params_)
```



```
In [22]: best_gb = grid_cv.best_estimator_  
best_gb.fit(x_train, y_train)  
y_pred_gb = best_gb.predict(x_test)  
print_metrics(y_test, y_pred_gb)
```

R<sup>2</sup>: 0.8706910637536225  
MSE: 84121.27185289699  
MAE: 227.22187272647665

```
In [55]: #Модель №3: Стекинг  
from heamy. estimator import Regressor, Classifier  
from heamy.pipeline import ModelsPipeline  
from heamy.dataset import Dataset  
dataset = Dataset(x_train, y_train, x_test)
```

```
In [56]: from sklearn.linear_model import LinearRegression  
from sklearn.metrics import r2_score, mean_squared_error, mean_absolute_  
  
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor, GradientBoostingRegr  
from heamy. estimator import Regressor  
from heamy.pipeline import ModelsPipeline  
  
from warnings import simplefilter  
  
simplefilter('ignore')  
model_lr = Regressor(dataset=dataset, estimator=LinearRegression, name='  
model_rf = Regressor(dataset=dataset, estimator=RandomForestRegressor,  
                      parameters={'criterion': 'absolute_error', 'n_estim  
model_gb = Regressor(dataset=dataset, estimator=GradientBoostingRegresso  
                      parameters={'loss': 'huber', 'random_state': 17}, n
```

```
In [ ]: pipeline = ModelsPipeline(model_lr, model_rf)  
stack_ds = pipeline.stack(k=10, seed=1)  
stacker = Regressor(dataset=stack_ds, estimator=GradientBoostingRegresso  
results = stacker.validate(k=10, scorer=mean_absolute_error)
```

Metric: mean\_absolute\_error Folds accuracy: [191.39424868214826, 223.5971668487191,  
216.86376824238184, 272.97770520828004, 275.15017993431206, 225.94857678271197,  
236.4669684146994, 268.2067712261299, 198.22714693578052, 262.2396119721167] Mean  
accuracy: 237.10721442472794 Standard Deviation: 29.413190351082335 Variance:  
865.1357666290029

```
In [ ]: y_pred_stack = stacker.predict()
print_metrics(y_test, y_pred_stack)
```

R<sup>2</sup>: 0.7207185369761542 MSE: 120930.14007496767 MAE: 247.18161038788267

```
In [46]: #Модель №4: Многослойный перцептрон
print_metrics(y_test, MLPRegressor(random_state=17).fit(x_train, y_train))
```

R<sup>2</sup>: -26.36325982292853  
MSE: 17801029.728991445  
MAE: 4143.502524498616

```
In [47]: mlp = MLPRegressor(random_state=17)
params = {'solver': ['lbfgs', 'sgd', 'adam'], 'hidden_layer_sizes': [(10, 10),
    'alpha': [1e-4, 3e-4, 5e-4], 'max_iter': [500, 1000]}
grid_cv = GridSearchCV(estimator=mlp, cv=5, param_grid=params, n_jobs=-1)
grid_cv.fit(x_train, y_train)
print(grid_cv.best_params_)
```

```
In [48]: best_mlp = grid_cv.best_estimator_
best_mlp.fit(x_train, y_train)
y_pred_mlp = best_mlp.predict(x_test)
print_metrics(y_test, y_pred_mlp)
```

R<sup>2</sup>: 0.8674220652679304  
MSE: 86247.90221800696  
MAE: 230.966913503115

```
In [54]: print("Случайный лес")
print_metrics(y_test, y_pred_rf)

print("\nГрадиентный бустинг")
print_metrics(y_test, y_pred_gb)

print("\nМногослойный перцептрон")
print_metrics(y_test, y_pred_mlp)
```

Случайный лес  
R<sup>2</sup>: 0.8498984748235618  
MSE: 97647.78499796336  
MAE: 243.3208201202506

Градиентный бустинг  
R<sup>2</sup>: 0.8706910637536225  
MSE: 84121.27185289699  
MAE: 227.22187272647665

Многослойный перцептрон  
R<sup>2</sup>: 0.8674220652679304  
MSE: 86247.90221800696  
MAE: 230.966913503115



