

```

import matplotlib.pyplot as plt
import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
from IPython.display import Markdown, display
from perceptron import Perceptron, Perceptron_ada, Perceptron_multi
from report import model_report, compare_models
from sklearn.model_selection import train_test_split

sns.set_theme()

```

Имеется датасет с данными о 333 пингвинах. По каждому пингвину известно:

- species - информация о виде пингвина;
- island - название острова в архипелаге Палмера;
- bill_length_mm - длина клюва в мм;
- bill_depth_mm - толщина клюва в мм;
- flipper_length_mm - длина крыла в мм;
- body_mass_g - масса тела в граммах;
- sex - пол особи.

Необходимо на основе этих данных построить ряд классификаторов и проверить их работу.

▼ Задание 1 (в классе). Предварительное исследование данных

▼ 1. Загрузить данные из файла «penguins.csv». Проверить, что загружены все 333 кортежа данных по всем 7 признакам

```

df = pd.read_csv("penguins.csv")
df.sample(5)

```

	species	island	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
316	Chinstrap	Dream	51.4	19.0	201	3950	male
299	Chinstrap	Dream	49.7	18.6	195	3600	male
253	Gentoo	Biscoe	50.5	15.2	216	5000	female
116	Adelie	Torgersen	40.2	17.0	176	3450	female
107	Adelie	Biscoe	42.2	19.5	197	4275	male

▼ 2. Определить типы данных

df.info()

```
→ <class 'pandas.core.frame.DataFrame'>
RangeIndex: 333 entries, 0 to 332
Data columns (total 7 columns):
 #   Column      Non-Null Count  Dtype  
--- 
 0   species     333 non-null    object  
 1   island      333 non-null    object  
 2   bill_length_mm 333 non-null  float64 
 3   bill_depth_mm 333 non-null  float64 
 4   flipper_length_mm 333 non-null int64  
 5   body_mass_g  333 non-null  int64  
 6   sex         333 non-null    object  
dtypes: float64(2), int64(2), object(3)
memory usage: 18.3+ KB
```

▼ 3. Определить параметры числовых данных

df.describe()

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g
count	333.000000	333.000000	333.000000	333.000000
mean	43.992793	17.164865	200.966967	4207.057057
std	5.468668	1.969235	14.015765	805.215802
min	32.100000	13.100000	172.000000	2700.000000
25%	39.500000	15.600000	190.000000	3550.000000
50%	44.500000	17.300000	197.000000	4050.000000
75%	48.600000	18.700000	213.000000	4775.000000
max	59.600000	21.500000	231.000000	6300.000000

▼ 4. Для нечисловых (текстовых) данных определить количество записей по каждому элементу и визуализировать гистограммы, например, так (для признака «species»)

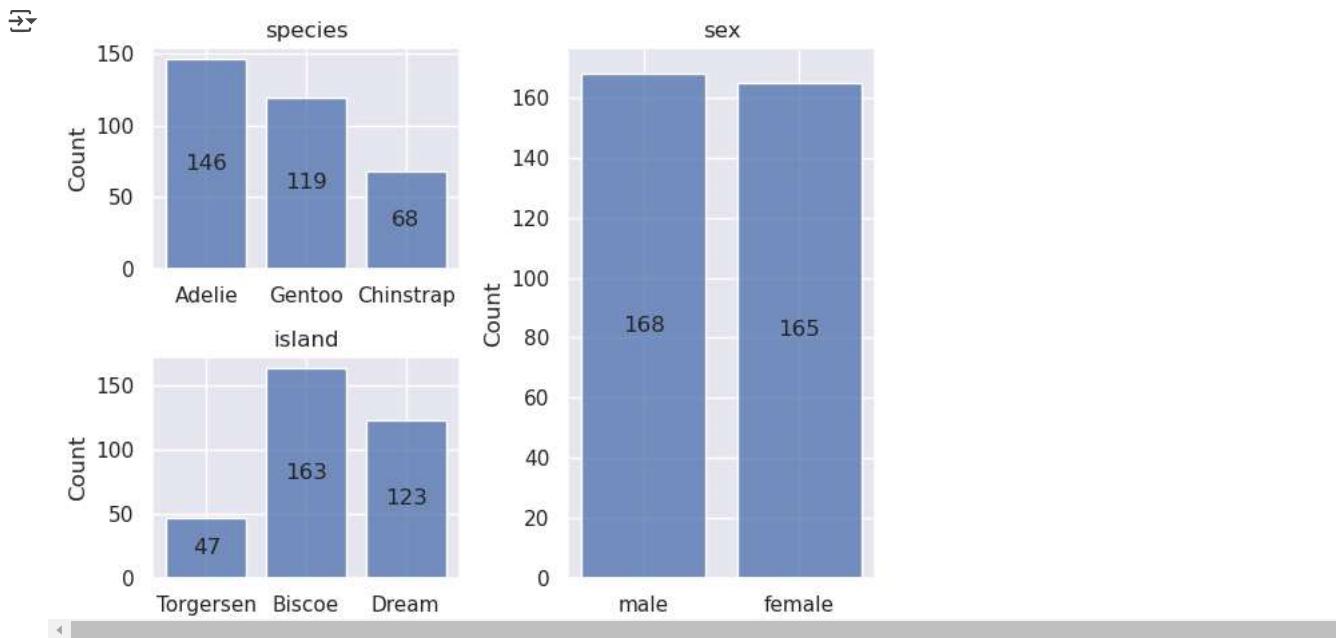
categorical = df.select_dtypes(include=['object']).columns

```
parts = [(2, 2, 1), (2, 2, 3), (1, 2, 2)]
for p, col in zip(parts, categorical):
    ax = plt.subplot(*p)
    sns.histplot(
        data=df,
        x=col,
        ax=ax,
        shrink=0.8,
    )
    for i in ax.containers:
        ax.bar_label(i)
```

```

        container=i,
        label_type="center",
    )
ax.set_xlabel("")
ax.set_title(col)
plt.tight_layout()

```



- 5. Для каждого текстового признака построить мозаику 2D диаграмм рассеяния выбирая в качестве параметров всевозможные пары числовых признаков, аналогично мозаике диаграмм для ирисов.

На основе полученных результатов сделать предварительную оценку качества классификации пингвинов по каждому из трёх текстовых признаков на основе только числовых признаков.

```

# for col in categorical:
#     sns.pairplot(df, hue=col, diag_kind="hist")

```

Признаки линейно неразделимы, за исключением вида Gentoo признака species, который линейно разделим с другими видами.

Стандартизация

Числовые признаки имеют величины разного масштаба, проведем стандартизацию

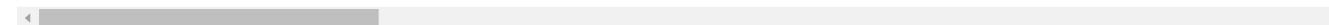
```
numeric = list(df.select_dtypes(exclude=['object']).columns)
args = df[numeric].agg(("mean", "std"))
scaled = df.copy()
scaled[numeric] -= args.loc["mean"]
scaled[numeric] /= args.loc["std"]
```

▼ Задание 2. Бинарная классификация персептроном

Замечание 1: Все классификаторы оформить в виде объектов некоторого написанного вами класса с обязательными конструктором, ме

Замечание 2: Для оценку качества работы классификатора использовать метрику качества Accuracy (точность) – доля объектов тест

Замечание 3: оценку качества работы классификатора выполнять в 2-х вариантах. Сначала используя всю выборку как обучающую и к



- ▼ 1. Используя персептрон, постройте бинарный классификатор для определения пола пингвина на основе только числовых признаков. Оцените качество работы классификатора.

```
train, test = train_test_split(df.index,
                               test_size=0.3,
                               random_state=42)
```

```
model_num = model_report(
    model=Perceptron,
    dataset=scaled,
    X=numeric,
    y="sex",
    train=train,
    train_args=dict(
        epoch=20,
        eta=1e-1
    )
)
```



Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
299	1.043619	0.728778	-0.425733	-0.753906	male
210	1.061905	-0.185282	2.071455	1.854090	male
129	-0.528976	0.170185	-0.782474	-0.381335	male
20	-1.589563	0.881121	-0.996518	-0.505525	female
86	-1.827281	-0.032939	-1.139215	-1.002287	female

Параметры обучения:

epoch	eta
20	0.1

Динамика качества обучения

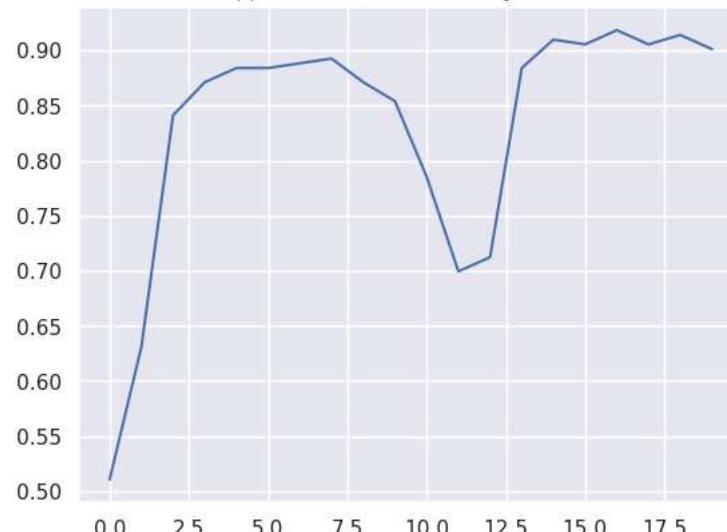
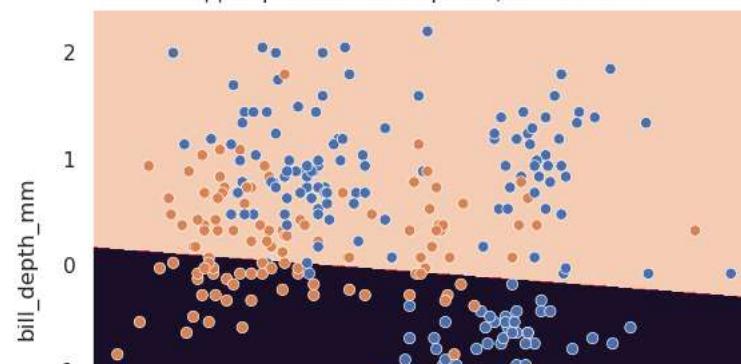
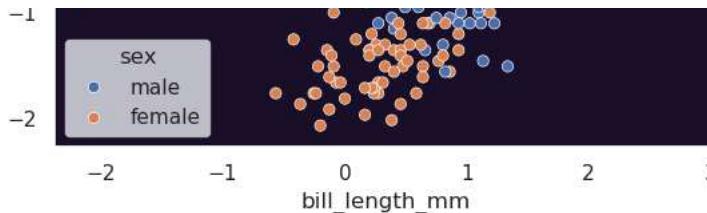


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 88.00%

2. Постройте 3 классификатора для определения пола пингвина на основе числовых признаков для

- ✓ каждого из видов пингвинов. Оцените их качество. Сравните точности классификаторов между собой и с классификатором п.2.1.

```
models = dict()
for spec in df.species.unique():
    part = scaled[scaled.species==spec]
    part_train = part.index.intersection(train)
    display(Markdown(f"# {spec}"))
    models[spec] = model_report(
        model=Perceptron,
        dataset=part,
        X=numeric,
        y='sex',
        train=part_train,
        train_args=dict(
            epoch=20,
            eta=1e-1
        )
    )
```



Adelie

Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
131	-0.693550	1.490495	-0.068991	-0.288192	male
92	-1.991855	-0.540750	-1.638652	-1.623238	female
123	0.019604	0.424091	0.644491	-0.257145	male
128	-1.077555	0.220967	-0.996518	-0.971239	female
53	-1.168985	0.982683	-0.497081	-0.567621	male

Параметры обучения:

epoch	eta
20	0.1

Динамика качества обучения

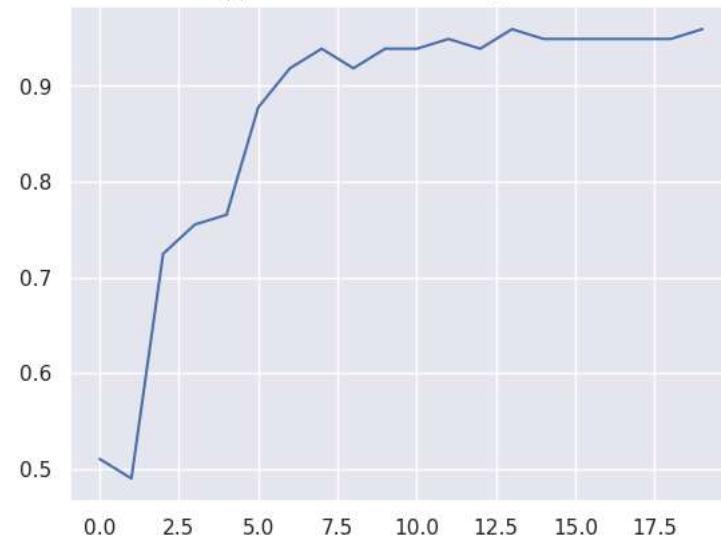
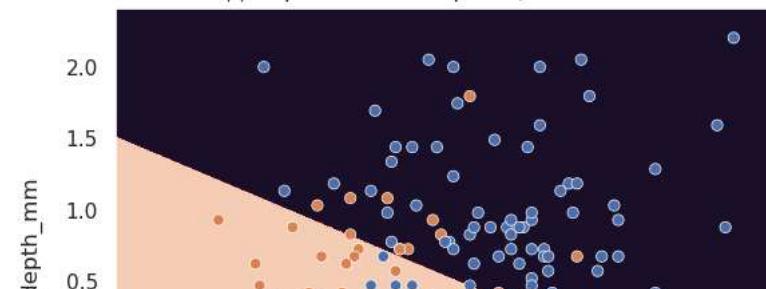
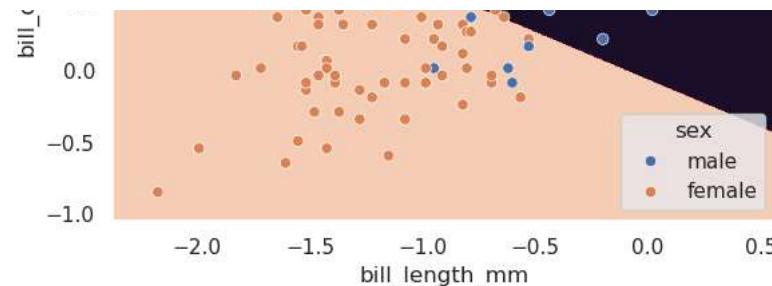


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 85.42%

Gentoo

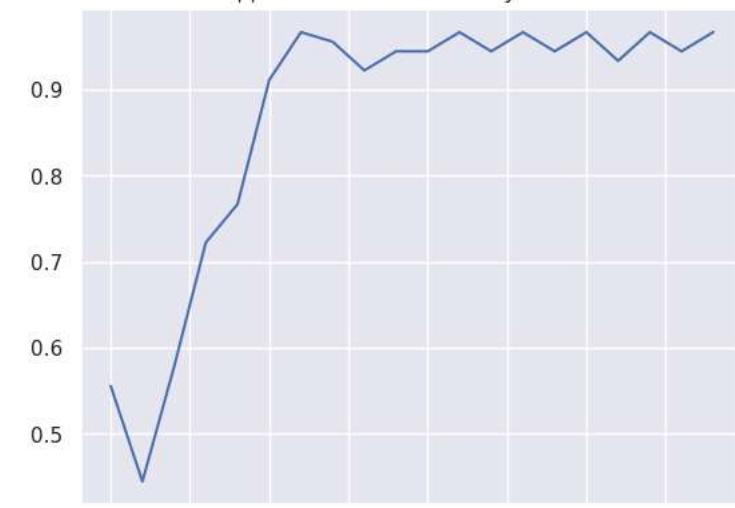
Кусочек обучающей выборки:

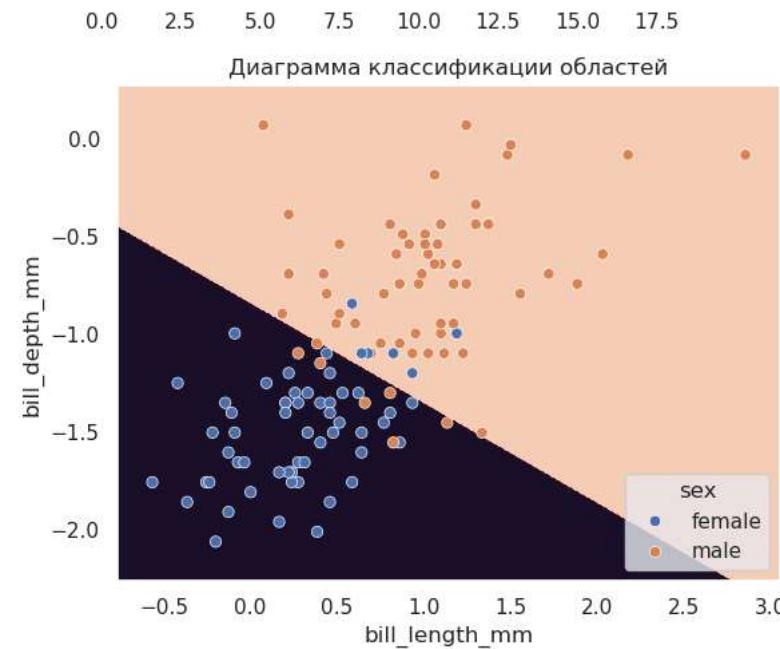
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
161	0.970475	-0.743875	1.143928	2.040376	male
190	-0.071826	-1.657935	1.143928	0.860568	female
201	-0.035254	-1.657935	0.501794	0.115426	female
227	1.098477	-0.642313	1.643366	1.419424	male
196	0.824187	-1.556373	1.357973	1.357329	male

Параметры обучения:

epoch	eta
20	0.1

Динамика качества обучения





Оценка качества:

Accuracy: 93.10%

Chinstrap

Кусочек обучающей выборки:

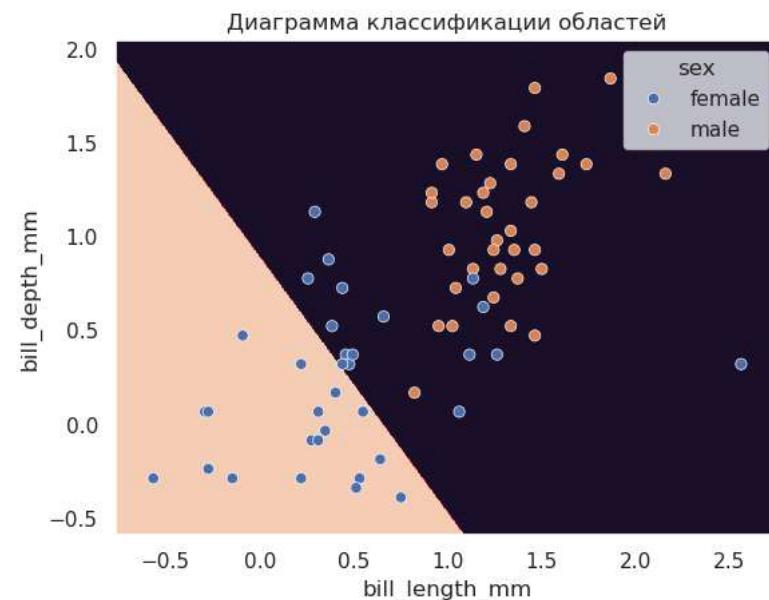
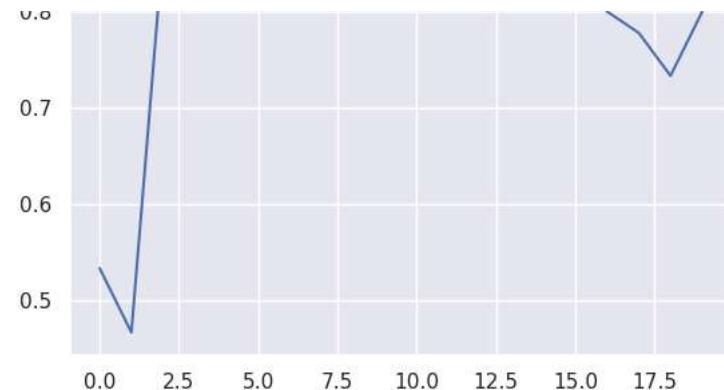
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
327	0.312180	-0.083720	-0.425733	-0.691811	female
277	0.549898	0.068623	-1.139215	-0.629716	female
271	0.385324	0.525653	-1.638652	-1.188572	female
305	0.915617	1.185808	0.644491	-0.319240	male
331	1.244765	0.931902	0.644491	-0.132954	male

Параметры обучения:

epoch	eta
20	0.1

Динамика качества обучения





Оценка качества:

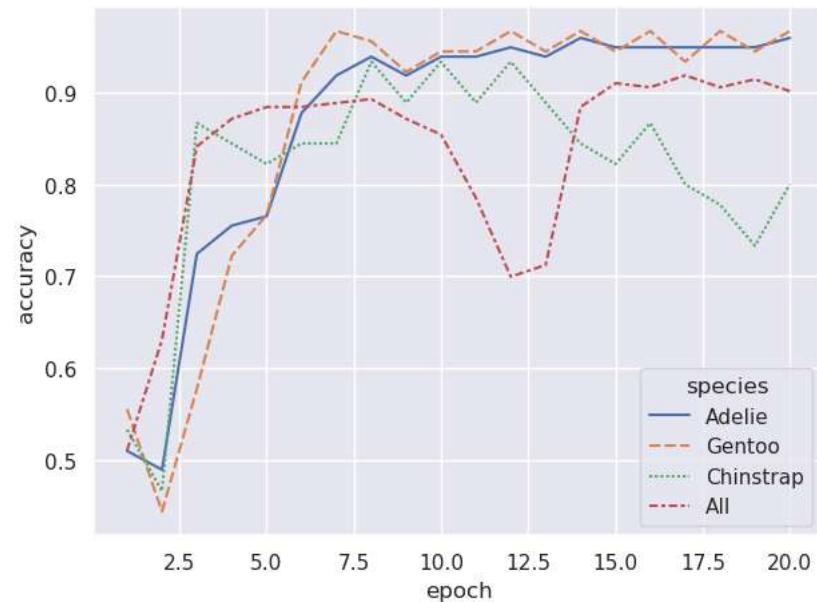
Accuracy: 82.61%

```
models["All"] = model_num
compare_models(
    models,
    dataset=scaled,
    X=numeric,
    y='sex',
    test=test,
)
```



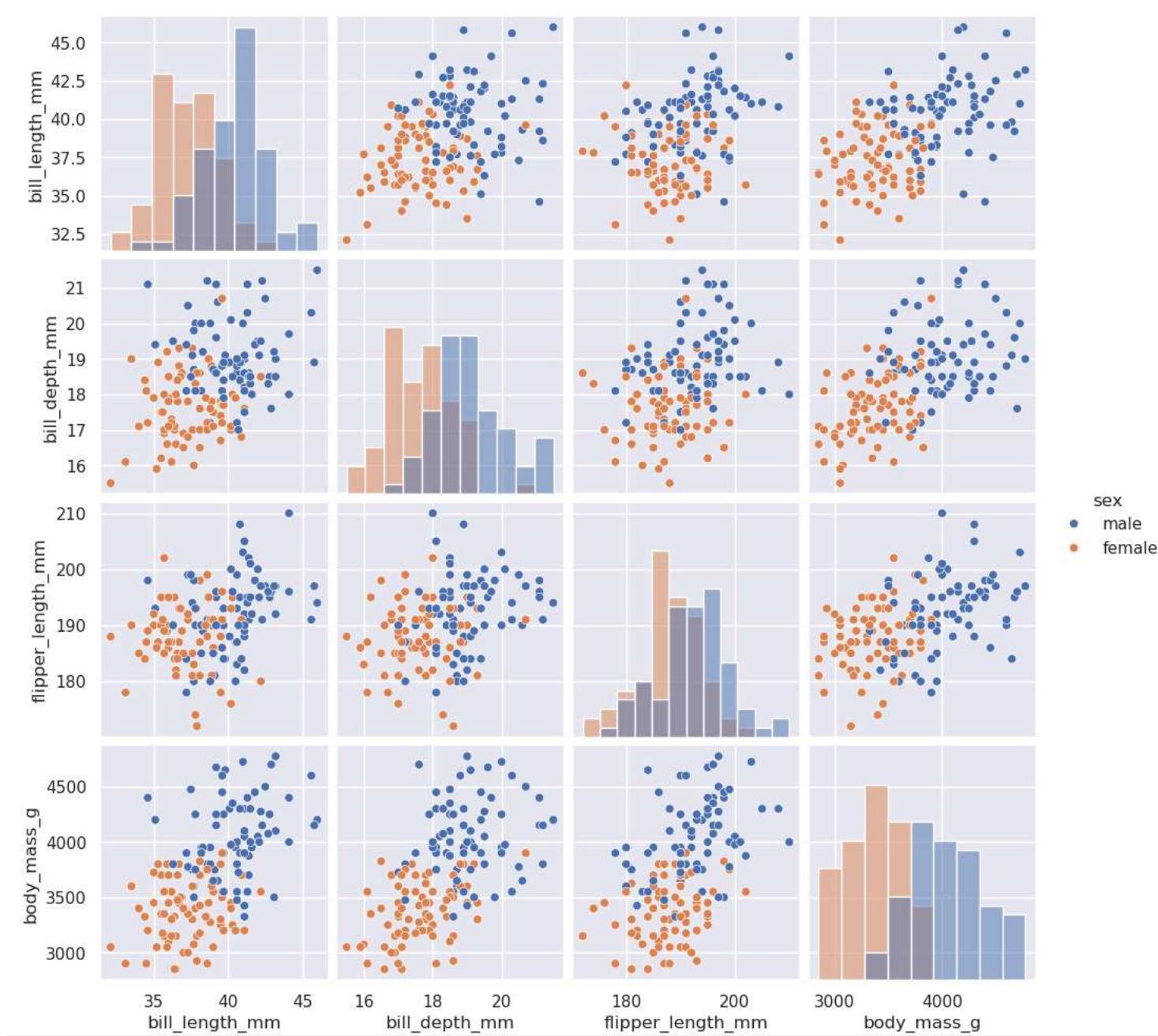
Сравнение моделей

	Adelie	Gentoo	Chinstrap	All
accuracy	0.854167	0.931034	0.826087	0.88

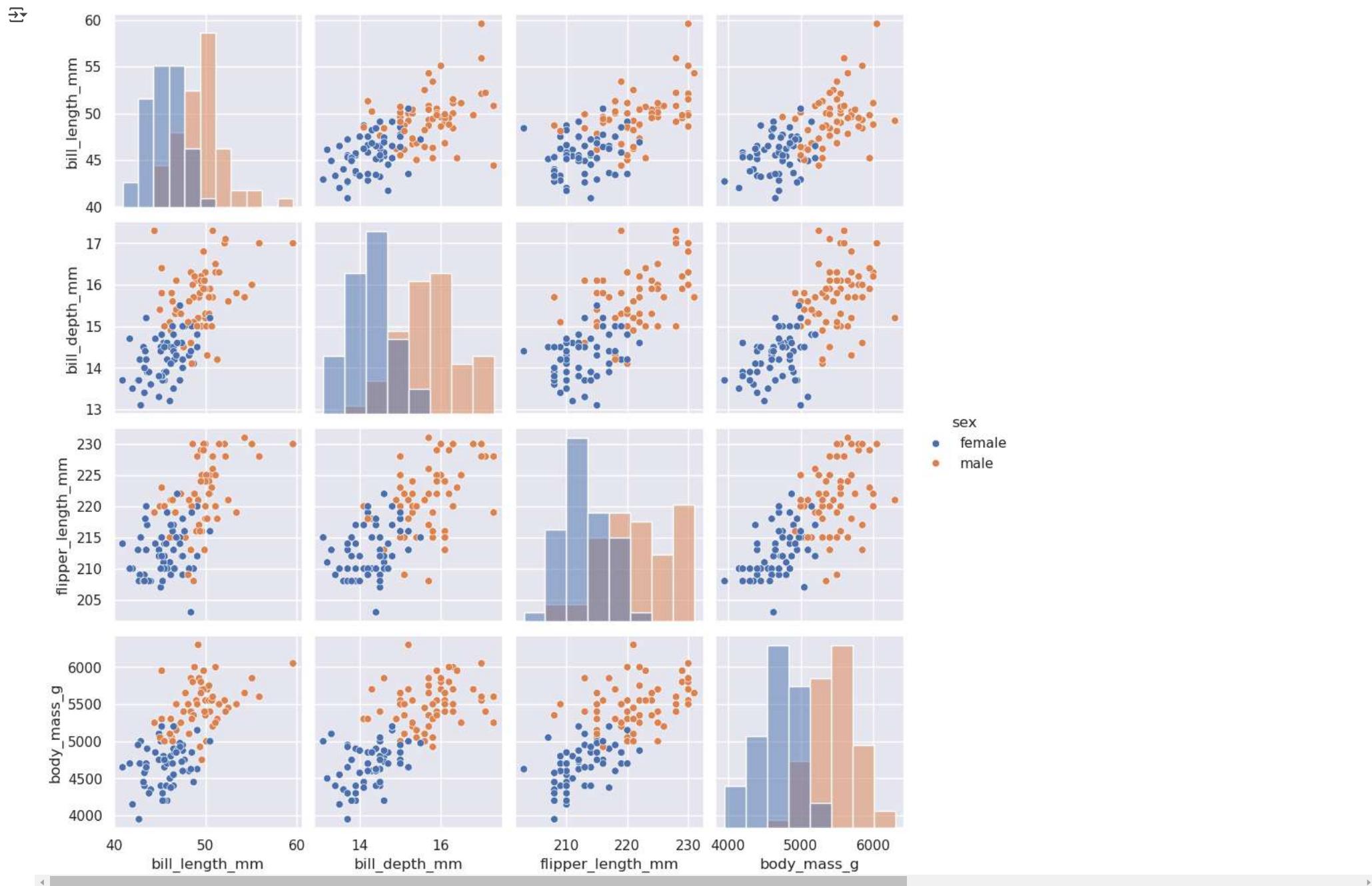


На некоторых(Adelie) видах лучше получается разделять (лучше accuracy), т.к. признак 'sex' более линейно разделим.

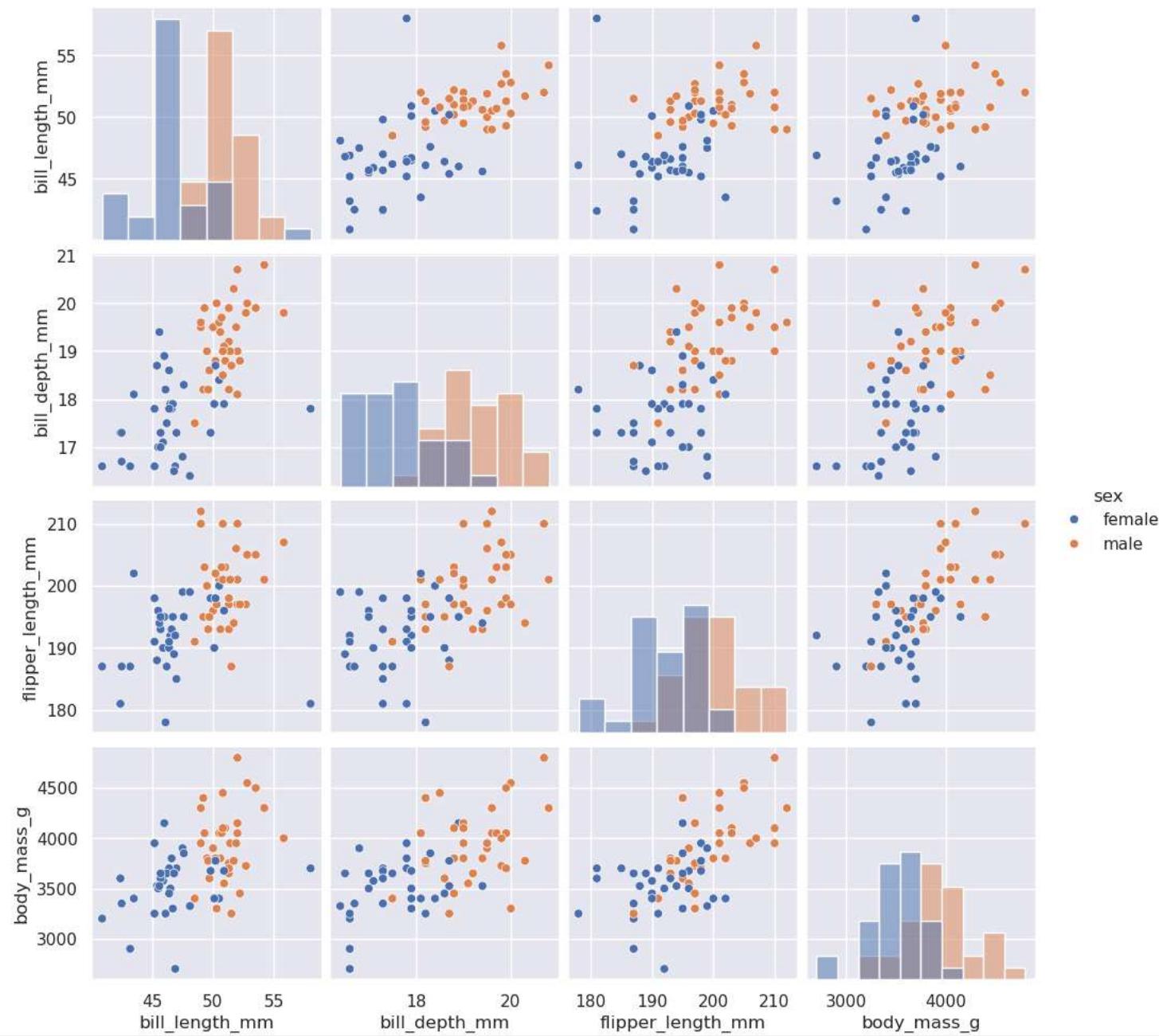
```
sns.pairplot(df[df['species'] == 'Adelie'], hue="sex", diag_kind="hist")
plt.show()
```



```
sns.pairplot(df[df['species'] == 'Gentoo'], hue="sex", diag_kind="hist")
plt.show()
```



```
sns.pairplot(df[df['species'] == 'Chinstrap'], hue="sex", diag_kind="hist")
plt.show()
```



3. Попробуйте каждый из 3-х классификаторов п.2.2 проверить на всей выборке (т.е. на пингвинах разных видов).

```
for spec, model in models.items():
    model.print_accuracy(
        scaled.loc[test, numeric],
        scaled.loc[test, 'sex'],
        text=f'{spec} Accuracy'
    )
→ Adelie Accuracy: 76.00%
  Gentoo Accuracy: 81.00%
  Chinstrap Accuracy: 68.00%
  All Accuracy: 88.00%
```

Получился результат на новых данных хуже,

▼ Задание 3. Бинарная классификация с использованием ADALINE.

Повторите пп.1-3 предыдущего задания, построив классификатор на основе адаптивного нейрона.

- ▼ 1. Используя персепtron, постройте бинарный классификатор для определения пола пингвина на основе только числовых признаков. Оцените качество работы классификатора.

```
model_num_ada = model_report(
    model=Perceptron_ada,
    dataset=scaled,
    X=numeric,
    y="sex",
    train=train,
    train_args=dict(
        eta=1e-3,
        epoch=40
    )
)
```



Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
89	-0.583834	0.881121	0.501794	0.115426	male
136	-2.174715	-0.845437	-0.925170	-1.436953	female
270	0.220750	0.322529	-0.211688	-0.319240	female
41	-0.528976	0.931902	-1.353259	-0.971239	male
225	1.555627	-0.794656	1.429321	1.543615	male

Параметры обучения:

eta	epoch
0.001	40

Динамика качества обучения

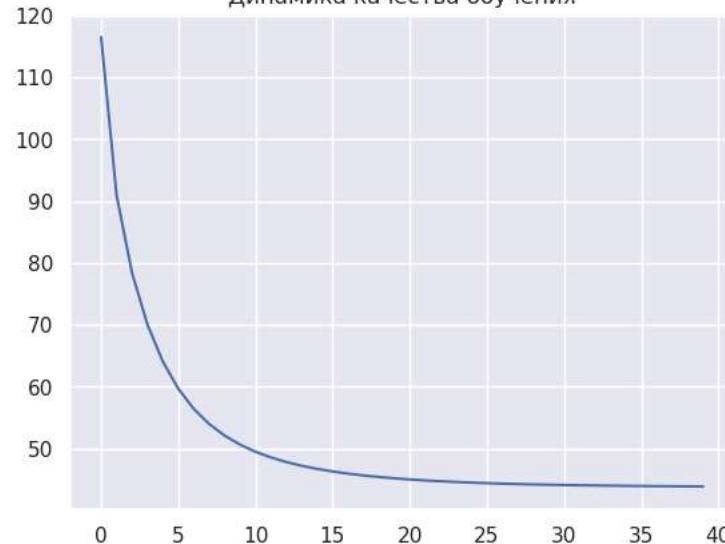
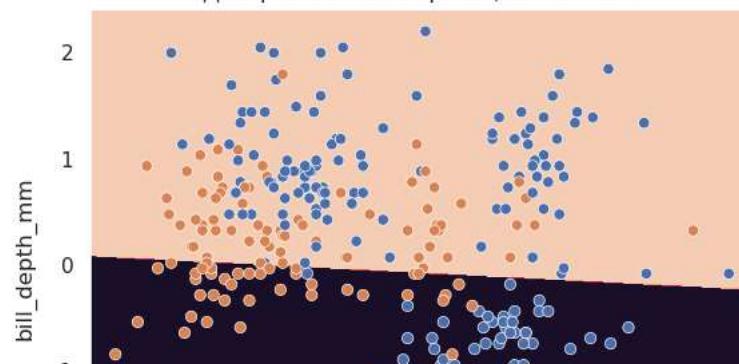
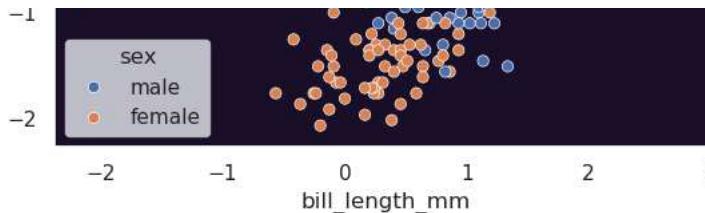


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 87.00%

2. Постройте 3 классификатора для определения пола пингвина на основе числовых признаков для

- ✓ каждого из видов пингвинов. Оцените их качество. Сравните точности классификаторов между собой и с классификатором п.2.1.

```
models_ada = dict()
for spec in df.species.unique():
    part = scaled[scaled.species == spec]
    part_train = part.index.intersection(train)
    display(Markdown(f"# {spec}"))
    models_ada[spec] = model_report(
        model=Perceptron_ada,
        dataset=part,
        X=numeric,
        y='sex',
        train=part_train,
        train_args=dict(
            epoch=40,
            eta=1e-3
        )
    )
```



Adelie

Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
56	-1.168985	-0.083720	-1.139215	-0.753906	female
18	-1.059269	0.474872	-1.139215	-0.319240	male
53	-1.168985	0.982683	-0.497081	-0.567621	male
105	0.293894	1.592057	-0.711125	0.487997	male
125	-0.163256	1.033465	-0.283036	-0.878096	male

Параметры обучения:

epoch	eta
40	0.001

Динамика качества обучения

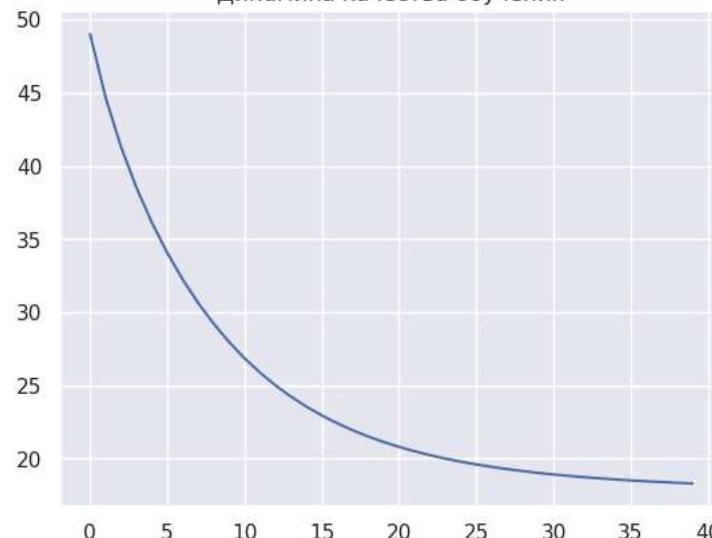
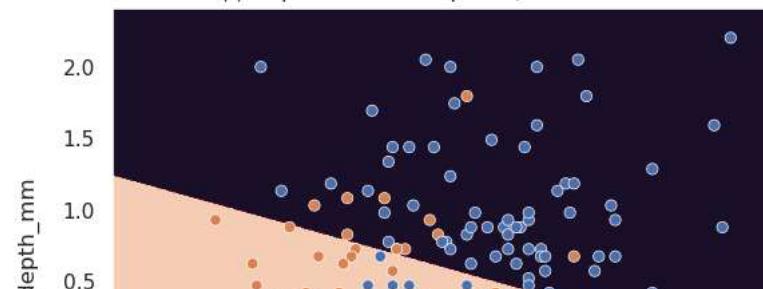
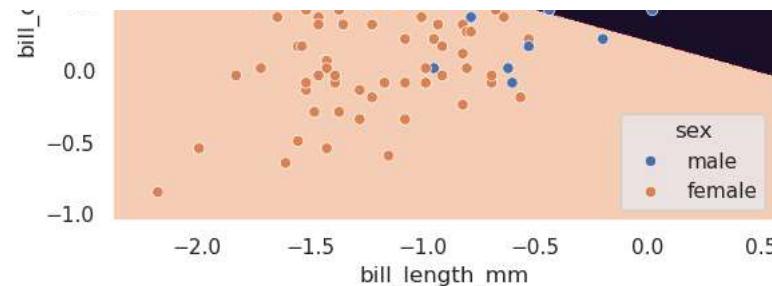


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 81.25%

Gentoo

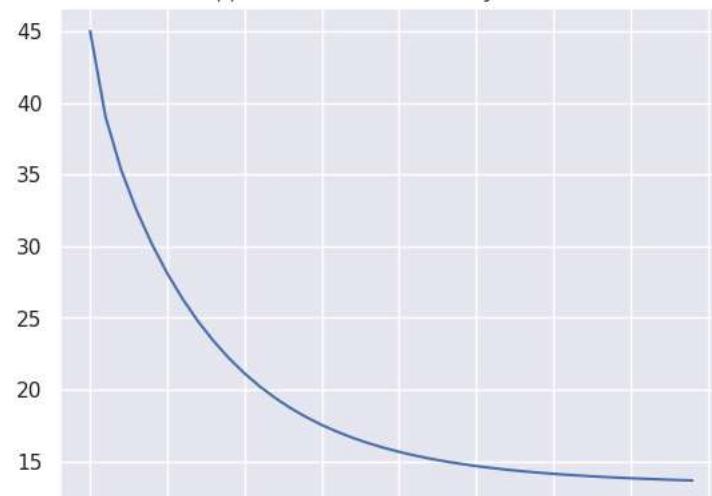
Кусочек обучающей выборки:

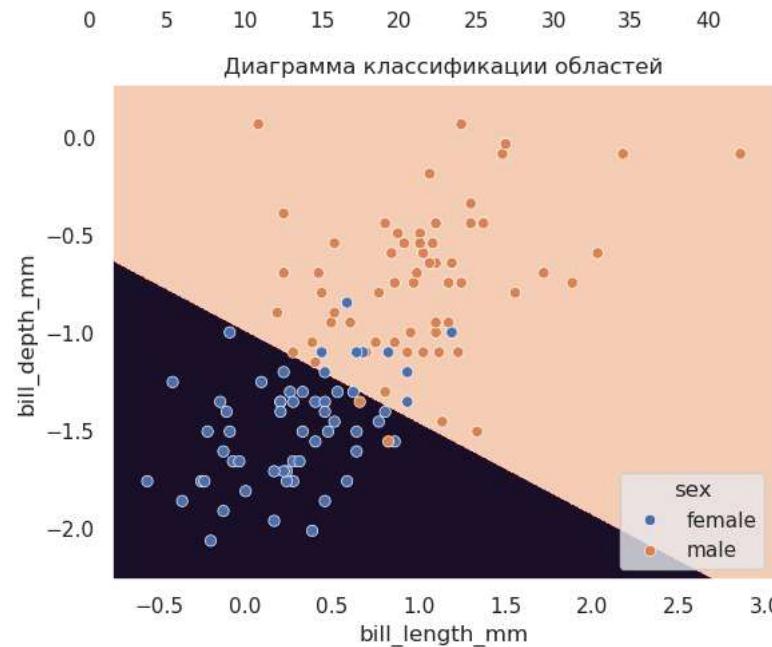
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
190	-0.071826	-1.657935	1.143928	0.860568	female
215	0.440182	-0.794656	1.429321	0.984758	male
196	0.824187	-1.556373	1.357973	1.357329	male
227	1.098477	-0.642313	1.643366	1.419424	male
166	1.135049	-1.454811	1.215277	1.854090	male

Параметры обучения:

epoch	eta
40	0.001

Динамика качества обучения





Оценка качества:

Accuracy: 89.66%

Chinstrap

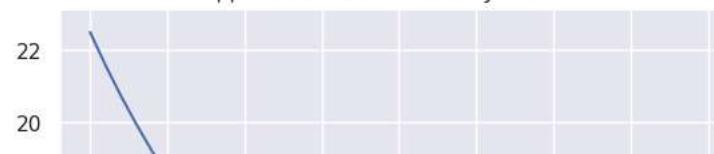
Кусочек обучающей выборки:

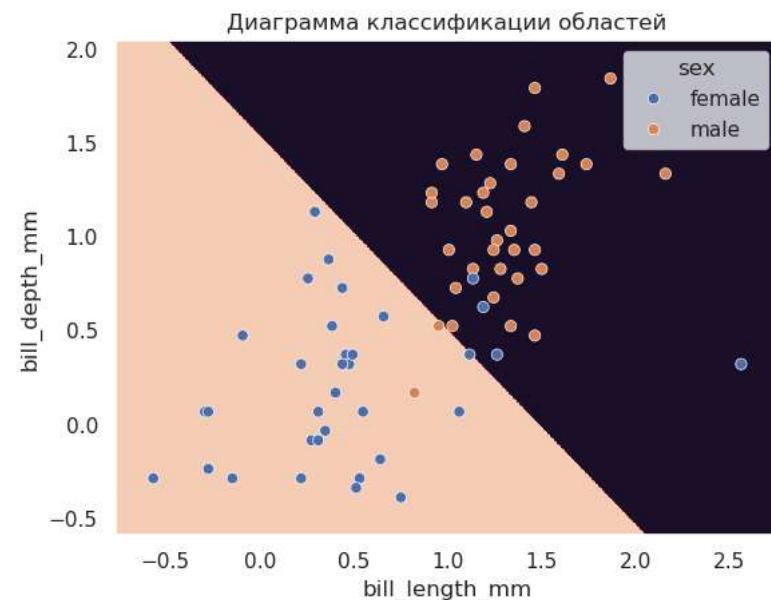
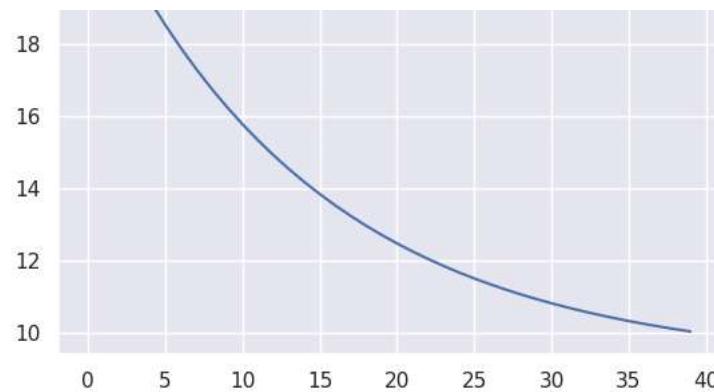
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex
314	1.061905	0.068623	-0.211688	-0.660763	female
304	1.738487	1.388932	0.287750	0.363807	male
285	-0.291258	0.068623	-1.424608	-0.753906	female
326	0.513326	-0.337626	-0.853822	-0.691811	female
306	0.403610	0.170185	-0.996518	-0.691811	female

Параметры обучения:

epoch	eta
40	0.001

Динамика качества обучения





Оценка качества:

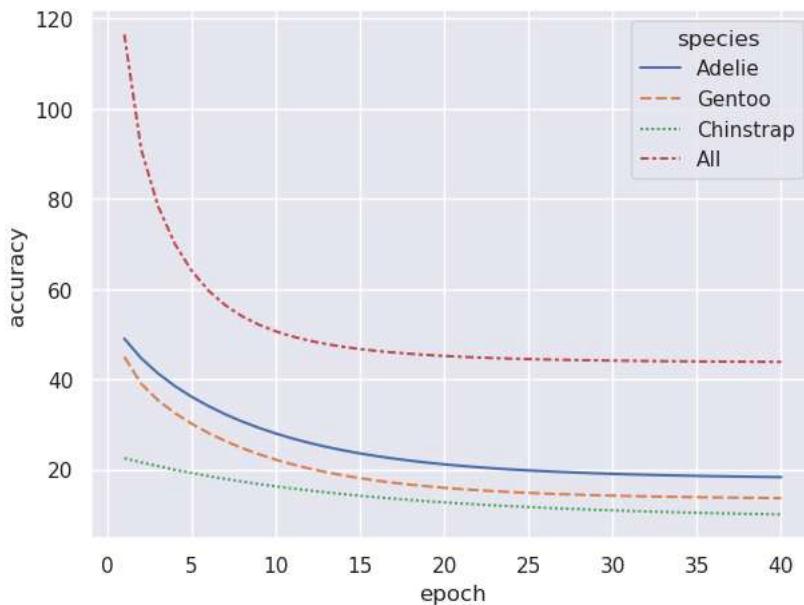
Accuracy: 86.96%

```
models_ada["All"] = model_num_ada
compare_models(
    models_ada,
    dataset=scaled,
    X=numeric,
    y='sex',
    test=test,
)
```



Сравнение моделей

	Adelie	Gentoo	Chinstrap	All
accuracy	0.8125	0.896552	0.869565	0.87



3. Попробуйте каждый из 3-х классификаторов п.2.2 проверить на всей выборке (т.е. на пингвинах разных видов).

```
for spec, model in models_ada.items():
    model.print_accuracy(scaled[numeric], df.sex, text=f'{spec} Accuracy')

→ Adelie Accuracy: 85.89%
Gentoo Accuracy: 84.08%
Chinstrap Accuracy: 72.07%
All Accuracy: 89.79%
```

4. Включите в список признаков вид пингвина, представив его числом (1,2,3) для разных видов.

Оцените качество классификации и сравните с результатом пункта 3.1.

```
scaled['spec_num'] = np.select(  
    condlist=[df.species == c  
              for c in df.species.unique()],  
    choicelist=(1, 2, 3)  
)  
scaled.sample(5)
```

	species	island	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex	spec_num
294	Chinstrap	Dream	1.610485	1.439714	0.287750	0.425902	male	3
280	Chinstrap	Dream	1.189907	1.236589	0.002357	-0.195050	male	3
47	Adelie	Biscoe	-0.364402	1.185808	-0.068991	-0.195050	male	1
322	Chinstrap	Dream	0.970475	1.388932	0.145053	-0.195050	male	3
279	Chinstrap	Dream	0.348752	-0.032939	-0.782474	-0.784954	female	3

```
_ = model_report(  
    model=Perceptron_ada,  
    dataset=scaled,  
    X=numeric+[ 'spec_num' ],  
    y='sex',  
    train=train,  
    train_args=dict(  
        eta=1e-3,  
        epoch=40,  
    )  
)
```



Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	spec_num	sex
243	1.299623	-0.337626	1.714714	1.295234	2	male
232	0.641327	-1.607154	0.787187	0.829520	2	female
283	0.440182	0.728778	-0.782474	-0.940192	3	female
304	1.738487	1.388932	0.287750	0.363807	3	male
160	0.330466	-1.302467	0.644491	-0.008764	2	female

Параметры обучения:

eta	epoch
0.001	40

Динамика качества обучения

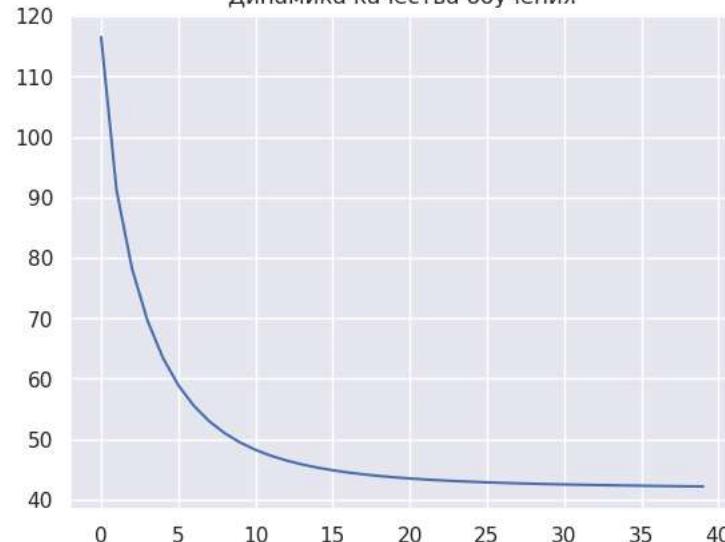
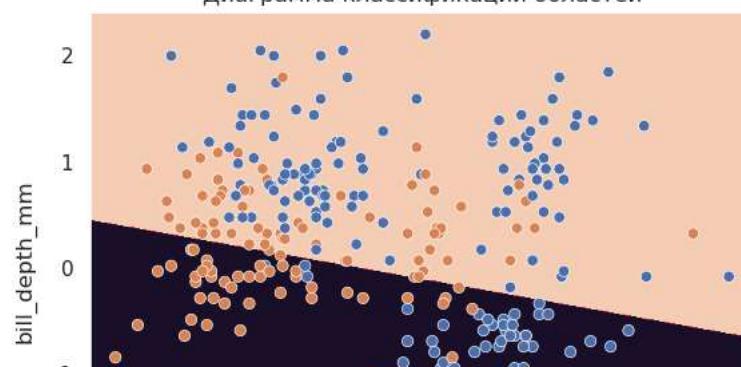
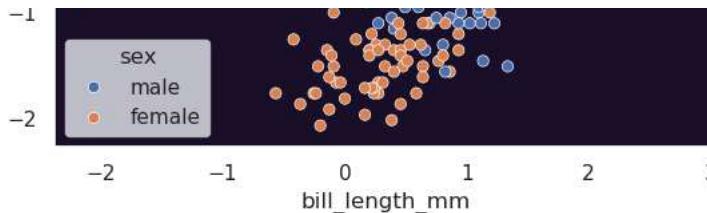


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 86.00%

Качество не улучшилось

- 5. Замените признак вид на три бинарных признака Adelie, Chinstrap, Gentoo, в каждом из которых значение 1 соответствует тому, что данный пингвин принадлежит соответствующему виду:



```
for spec in df.species.unique():
    scaled[spec] = (df.species == spec)*2-1
scaled.sample(5)
```

	species	island	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex	spec_num	Adelie	Gentoo	Chinstrap
99	Adelie	Biscoe	-0.784980	0.881121	-1.210563	-0.816001	male	1	1	-1	-1
302	Chinstrap	Dream	1.464197	1.795182	0.644491	0.736378	male	3	-1	-1	1
140	Adelie	Dream	-0.876409	0.728778	-0.782474	0.053331	male	1	1	-1	-1
147	Gentoo	Biscoe	1.098477	-0.439188	2.071455	1.854090	male	2	-1	1	-1
21	Adelie	Biscoe	-0.620406	0.728778	-1.281911	-0.816001	male	1	1	-1	-1

```
numNspec = numeric+list(df.species.unique())
_= model_report(
  model=Perceptron_ada,
  dataset=scaled,
  X=numNspec,
  y='sex',
  train=train,
  train_args=dict(
    eta=1e-3,
    epoch=40,
  )
)
```



Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	Adelie	Gentoo	Chinstrap	sex
54	-1.516419	-0.134501	-1.139215	-1.312762	1	-1	-1	female
277	0.549898	0.068623	-1.139215	-0.629716	-1	-1	1	female
48	-1.735851	0.474872	-0.996518	-1.623238	1	-1	-1	female
210	1.061905	-0.185282	2.071455	1.854090	-1	1	-1	male
142	-1.461561	0.322529	-0.425733	-0.940192	1	-1	-1	female

Параметры обучения:

eta	epoch
0.001	40

Динамика качества обучения

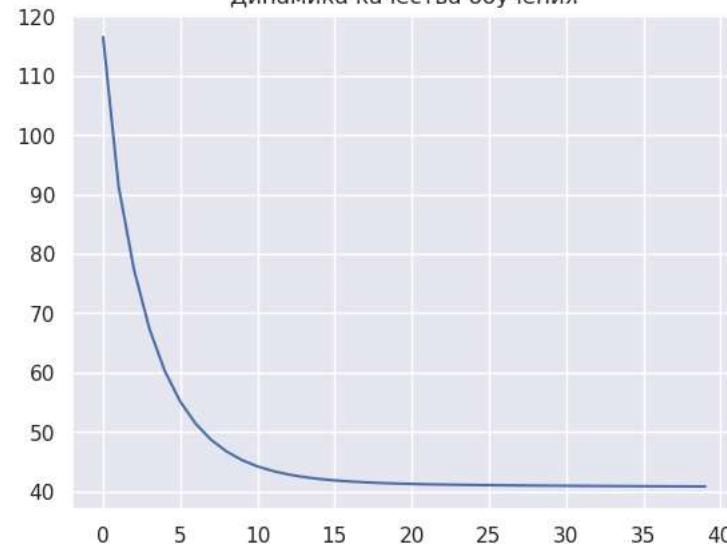
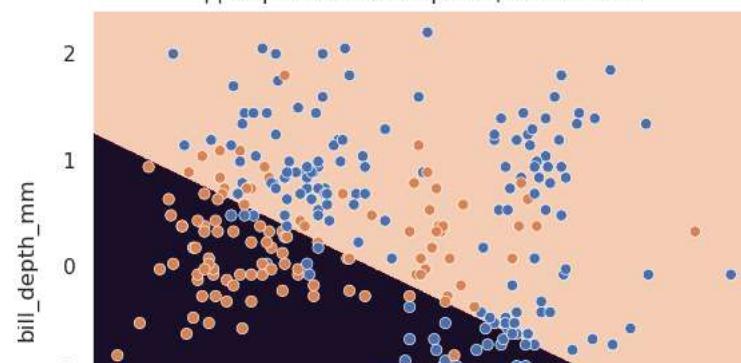
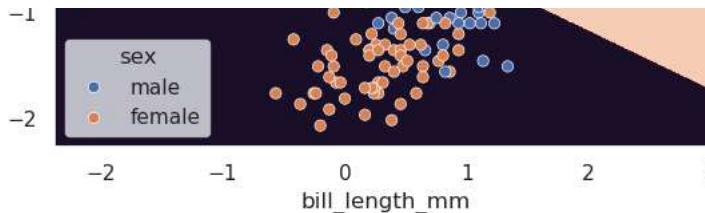


Диаграмма классификации областей





Оценка качества:

Accuracy: 88.00%

Выполните классификацию по полу, используя уже 7 числовых признаков. Сравните качество классификации с предыдущими вариантами.

Качество немного улучшилось

- 6. Выполните классификацию по каждому из видов пингвина, используя 5 числовых признаков (4 размера-веса и пол: 1-male, 0-female). Сравните качество классификаторов.

```
scaled['sex_num'] = (df['sex'] == 'male')*2-1
scaled.sample(5)
```

	species	island	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex	spec_num	Adelie	Gentoo	Chinstrap	sex_num
126	Adelie	Dream	-1.315273	0.677997	-0.568429	-0.878096	female	1	1	-1	-1	-1
198	Gentoo	Biscoe	1.116763	-1.099343	1.714714	0.984758	male	2	-1	1	-1	1
256	Gentoo	Biscoe	1.372767	-0.439188	2.071455	1.605710	male	2	-1	1	-1	1
81	Adelie	Dream	-1.296987	0.728778	-0.853822	-0.878096	female	1	1	-1	-1	-1
284	Chinstrap	Dream	0.952189	0.525653	-0.425733	0.239616	male	3	-1	-1	1	1

```
numNsex = list(numeric)+["sex_num"]

models = dict()
for spec in df.species.unique():
    display(Markdown(f"# {spec}"))
    models[spec] = model_report(
        model=Perceptron_ada,
        dataset=scaled,
        X=numNsex,
        y=spec,
        train=train,
        train_args=dict(
            eta=1e-3,
            random_state=42,
        )
    )
```

```
for spec, model in models.items():
    model.print_accuracy(
        scaled.loc[test, numNsex],
        scaled.loc[test, spec],
        f'{spec} Test Accuracy'
    )
```



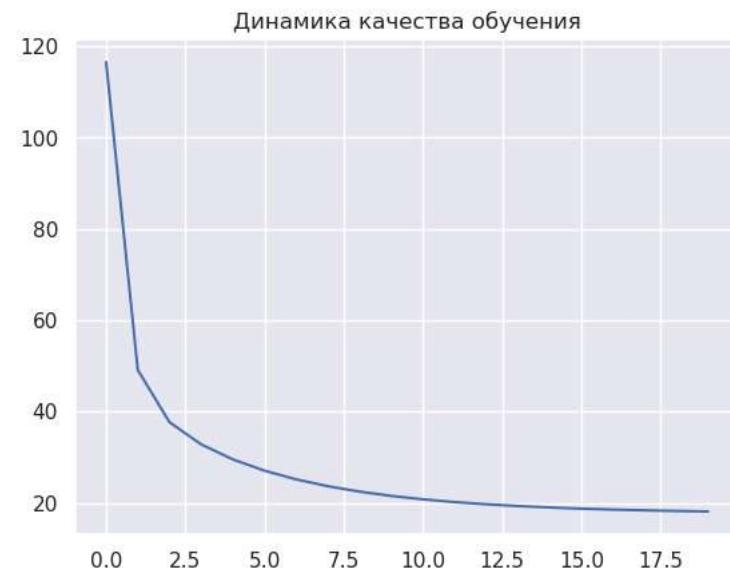
Adelie

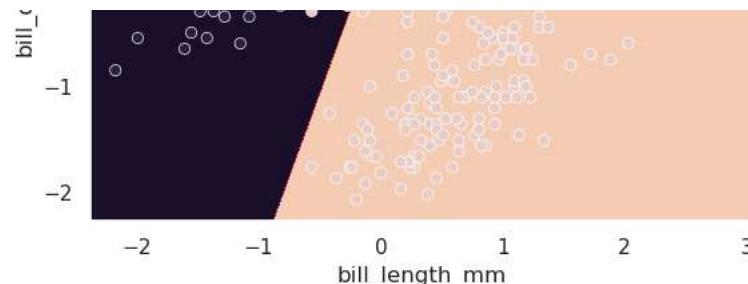
Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Adelie
133	-0.784980	0.373310	-0.568429	0.053331	1	1
151	0.458468	-1.861060	0.644491	0.425902	-1	-1
65	-0.784980	0.627216	-0.782474	-0.381335	1	1
277	0.549898	0.068623	-1.139215	-0.629716	-1	-1
314	1.061905	0.068623	-0.211688	-0.660763	-1	-1

Параметры обучения:

eta	random_state
0.001	42





Оценка качества:

Accuracy: 98.00%

Gentoo

Кусочек обучающей выборки:

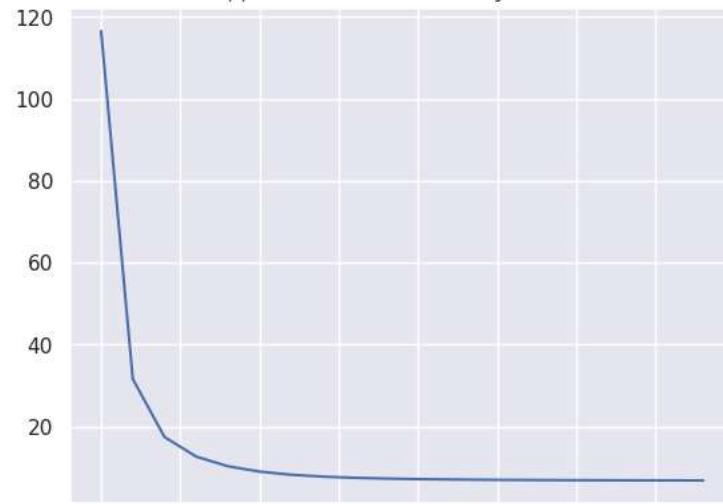
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Gentoo
252	0.751043	-1.048562	0.573143	1.605710	1	1
279	0.348752	-0.032939	-0.782474	-0.784954	-1	-1
255	-0.090112	-0.997781	0.858536	0.550092	-1	1
287	-0.144970	-0.286845	-0.996518	-1.623238	-1	-1
217	0.458468	-1.200905	1.143928	1.233139	-1	1

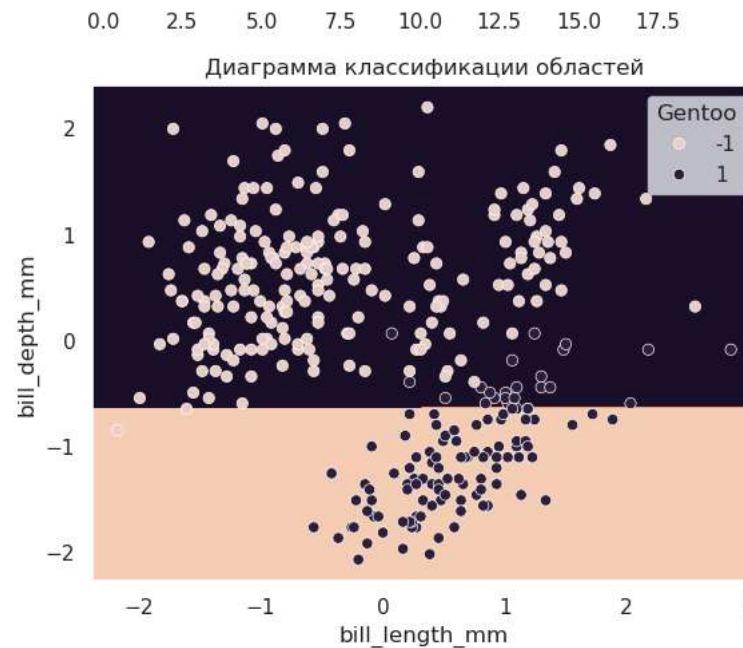
Параметры обучения:

eta random_state

0.001 42

Динамика качества обучения





Оценка качества:

Accuracy: 100.00%

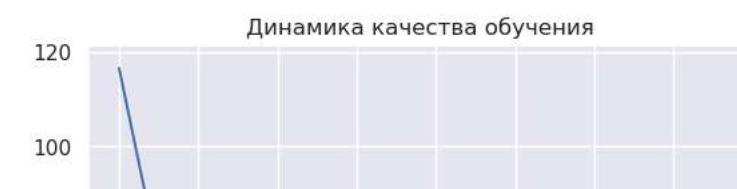
Chinstrap

Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Chinstrap
117	-0.474118	0.677997	0.073705	-0.412383	1	-1
87	-0.803266	0.474872	-1.067867	0.301712	1	-1
50	-0.912981	0.170185	-1.067867	-0.816001	-1	-1
165	0.860759	-1.048562	1.500670	1.419424	1	-1
97	-1.132413	1.439714	-0.782474	0.053331	1	-1

Параметры обучения:

eta	random_state
0.001	42



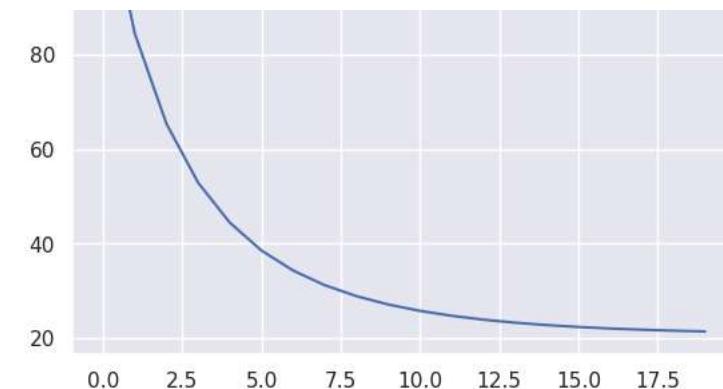
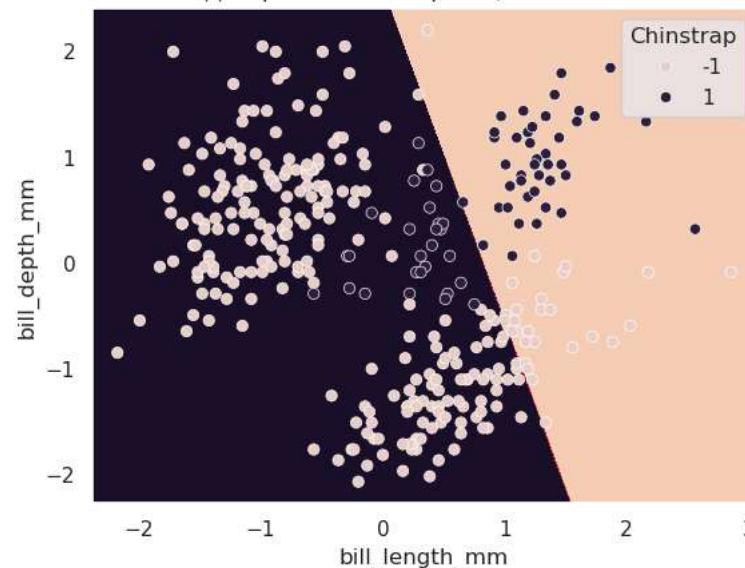


Диаграмма классификации областей

**Оценка качества:**

Accuracy: 97.00%

Adelie Test Accuracy: 98.00%

Gentoo Test Accuracy: 100.00%

Chinstrap Test Accuracy: 97.00%

7. Повторите предыдущий пункт, добавив к 5 числовым признакам ещё три бинарных, представляющих принадлежность к тому или иному острову.

```
numNsexNspec = numNsex + list(df.species.unique())
```

```
models = dict()
for spec in df.species.unique():
    display(Markdown(f"# {spec}"))
    models[spec] = model_report(
        model=Perceptron_ada,
        dataset=scaled,
        X=numNsexNspec,
        y=spec,
        train=train,
        train_args=dict(
            eta=1e-3,
            random_state=42,
        )
    )
```

```
for spec, model in models.items():
    model.print_accuracy(
        scaled.loc[test, numNsexNspec],
        scaled.loc[test, spec],
        f"{spec} Test Accuracy"
    )
```



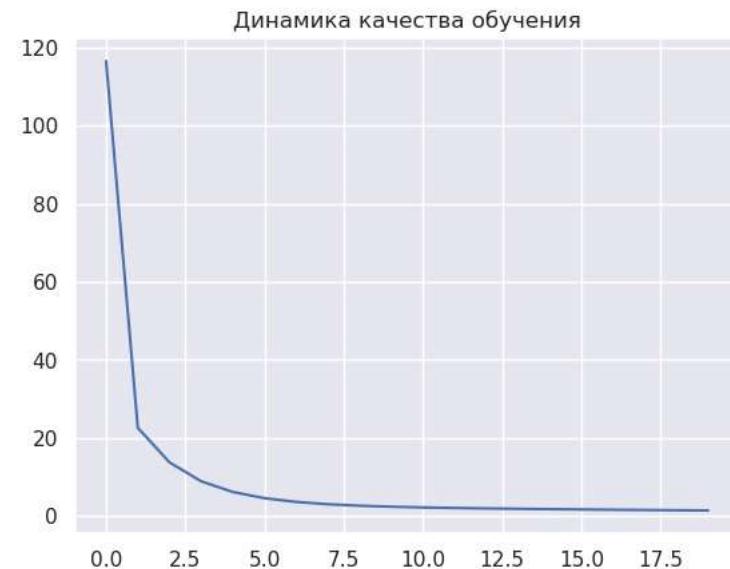
Adelie

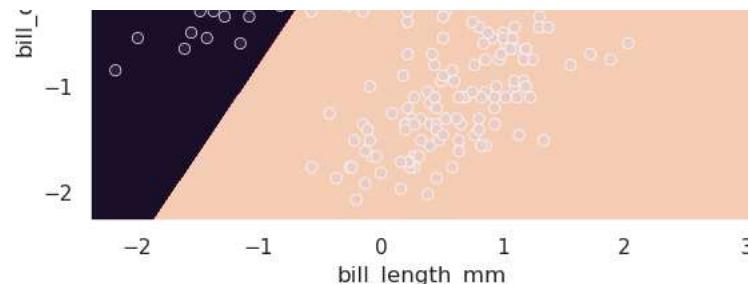
Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Adelie	Gentoo	Chinstrap	Adelie
289	0.495040	0.373310	-0.425733	-1.126477	-1	-1	-1	1	-1
29	-1.388417	-0.083720	-0.425733	-1.095429	-1	1	-1	-1	1
256	1.372767	-0.439188	2.071455	1.605710	1	-1	1	-1	-1
103	-0.144970	0.931902	-0.283036	0.705330	1	1	-1	-1	1
53	-1.168985	0.982683	-0.497081	-0.567621	1	1	-1	-1	1

Параметры обучения:

eta	random_state
0.001	42





Оценка качества:

Accuracy: 100.00%

Gentoo

Кусочек обучающей выборки:

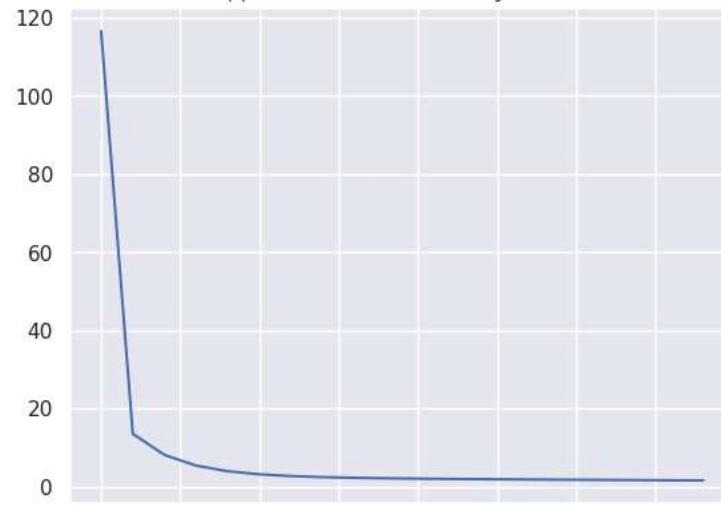
	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Adelie	Gentoo	Chinstrap	Gentoo
210	1.061905	-0.185282	2.071455	1.854090	1	-1	1	-1	1
91	-0.675264	0.677997	-0.354384	0.177521	1	1	-1	-1	-1
131	-0.693550	1.490495	-0.068991	-0.288192	1	1	-1	-1	-1
150	0.659613	-1.353248	1.001232	1.481520	1	-1	1	-1	1
100	-0.986125	0.017842	-0.140340	-0.567621	-1	1	-1	-1	-1

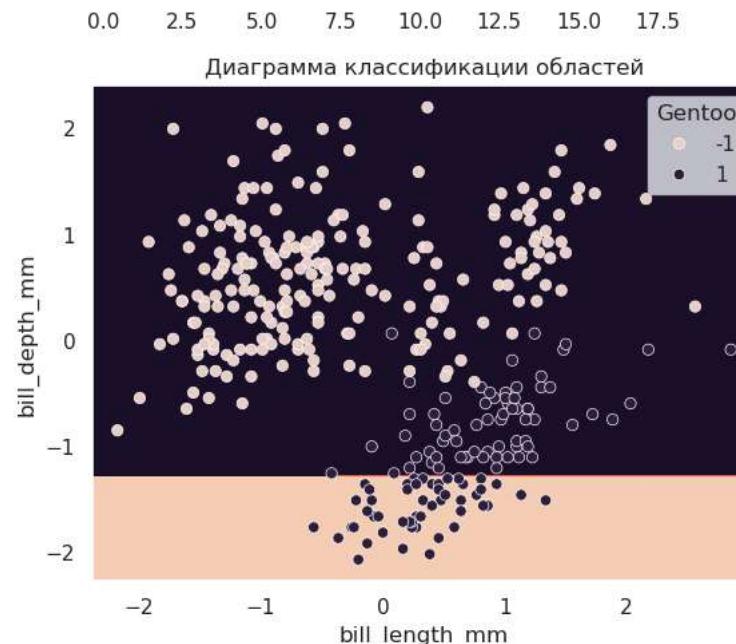
Параметры обучения:

eta random_state

0.001 42

Динамика качества обучения





Оценка качества:

Accuracy: 100.00%

Chinstrap

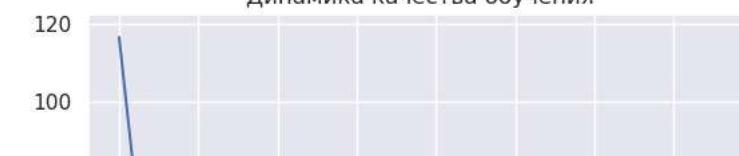
Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	sex_num	Adelie	Gentoo	Chinstrap	Chinstrap
65	-0.784980	0.627216	-0.782474	-0.381335	1	1	-1	-1	-1
29	-1.388417	-0.083720	-0.425733	-1.095429	-1	1	-1	-1	-1
279	0.348752	-0.032939	-0.782474	-0.784954	-1	-1	-1	1	1
286	0.824187	0.170185	-0.711125	-1.002287	1	-1	-1	1	1
2	-0.675264	0.424091	-0.425733	-1.188572	-1	1	-1	-1	-1

Параметры обучения:

eta	random_state
0.001	42

Динамика качества обучения



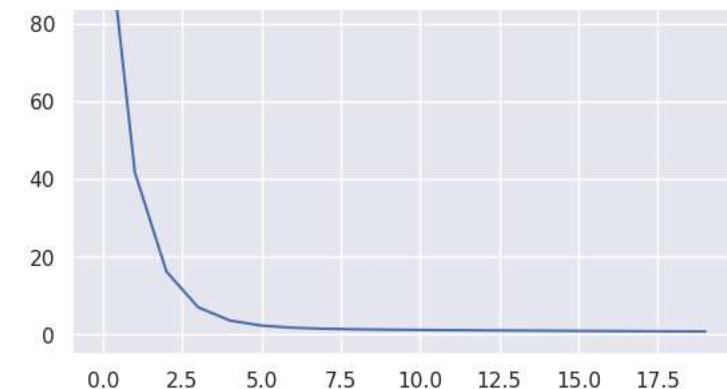
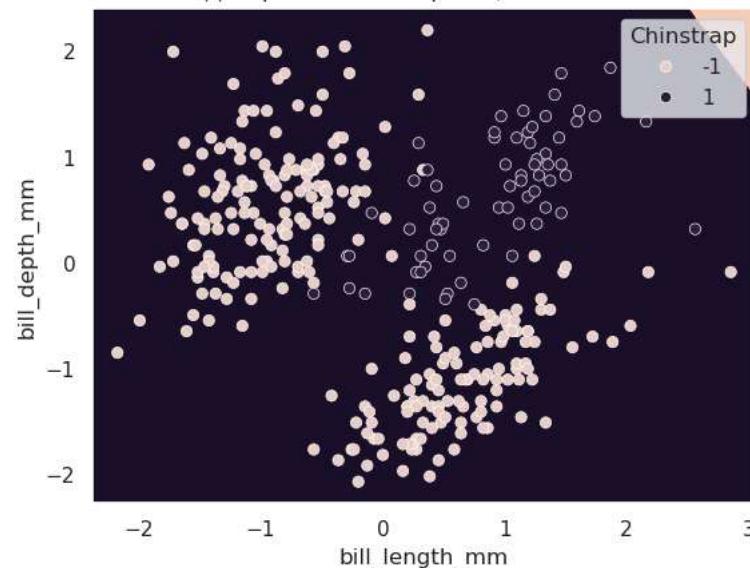


Диаграмма классификации областей

**Оценка качества:**

Accuracy: 100.00%

Adelie Test Accuracy: 100.00%

Gentoo Test Accuracy: 100.00%

Chinstrap Test Accuracy: 100.00%

✓ Задание 4. Множественная классификация с использованием ADALINE.

Постройте сеть из 4 нейронов. На первом слое три из них определяют принадлежность к одному из трёх видов пингвинов. На втором слое на основе оценок 1-го слоя выносится суждение о том, какому из видов принадлежит конкретный объект. Нейрон этого слоя тоже надо обучить. Провести расчёты в трёх вариантах: используя 4 числовых слоя (только размеры-веса), используя 5 числовых слоёв (+пол), используя 8 числовых слоёв (+остров). Оценить качество полученных классификаторов. Сделать вывод.

✓ 1. Используя 4 числовых слоя

```
_ = model_report(  
    model=Perceptron_multi,  
    dataset=scaled,  
    X=numeric,  
    y="species",  
    train=train,  
    train_args=dict(  
        epoch=40,  
        eta=1e-3,  
    )  
)
```



Кусочек обучающей выборки:

	bill_length_mm	bill_depth_mm	flipper_length_mm	body_mass_g	species
99	-0.784980	0.881121	-1.210563	-0.816001	Adelie
192	1.189907	-0.642313	1.714714	1.481520	Gentoo
227	1.098477	-0.642313	1.643366	1.419424	Gentoo
244	0.824187	-1.099343	1.286625	0.798473	Gentoo
70	-0.565548	-0.185282	-0.711125	-0.629716	Adelie

Параметры обучения: