Практическое задание 1

Попробуйте видоизменить параметры разобранной на уроке двухслойной нейронной сети таким образом, чтобы улучшить ее точность.
Проведите анализ — что приводит к ухудшению точности нейронной сети?
Что приводит к увеличению ее точности?

In [44]:

```
res = pd.DataFrame(columns=('n', 'iter', 'accuracy'))
# result = pd.DataFrame()
res
```

Out[44]:

n	iter	accuracy

In [41]:

```
res.index
```

Out[41]:

```
Index([], dtype='object')
```

In [43]:

```
res.loc[len(res.index)] = [0.1, 1000, 97]
res
```

Out[43]:

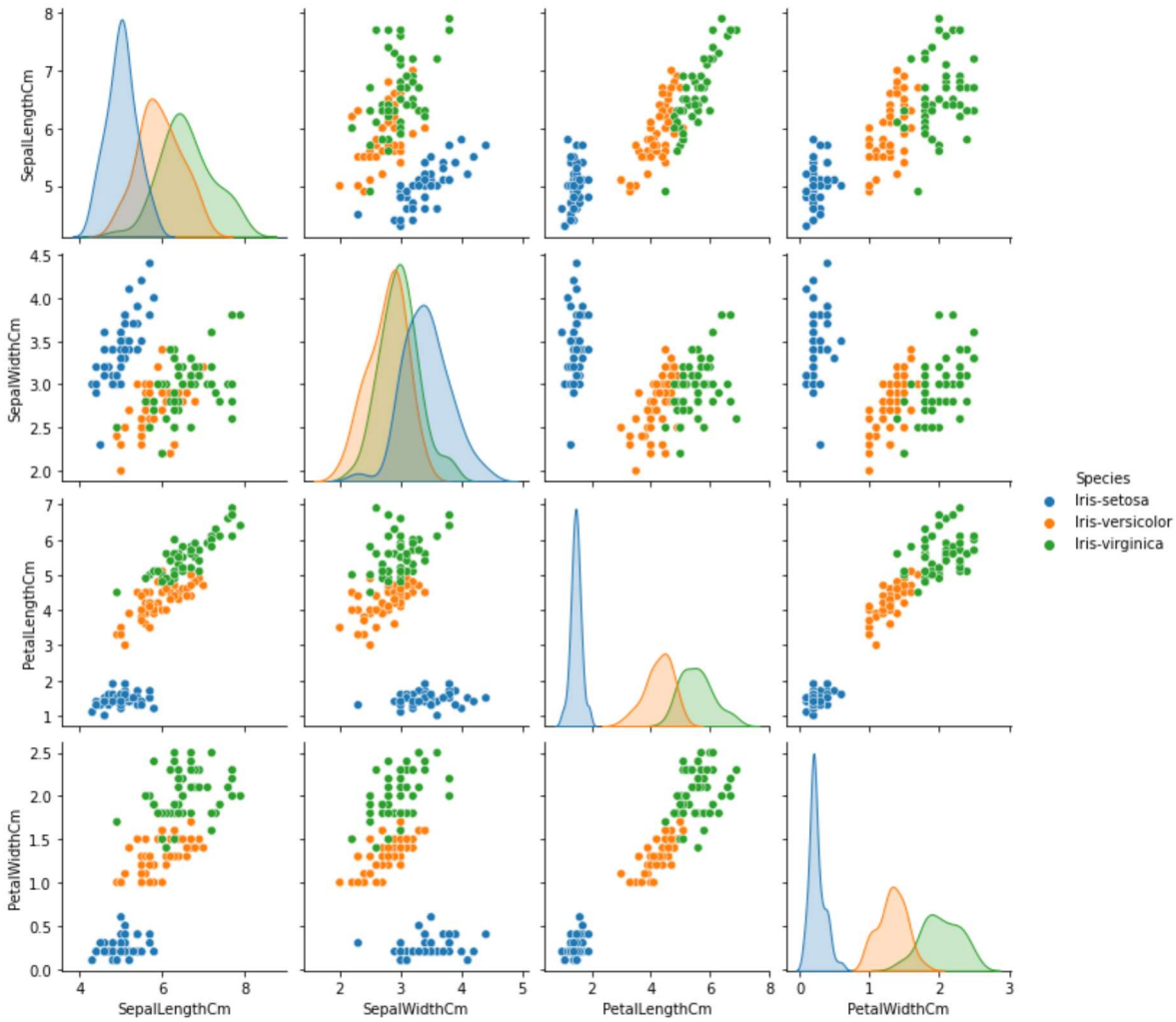
	n	iter	accuracy
0	0.1	1000.0	97.0
1	0.1	1000.0	97.0

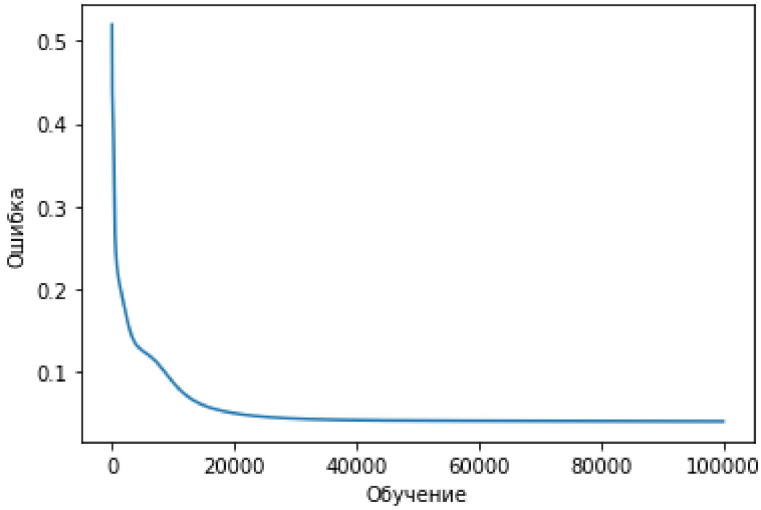
In [65]:

```
'''
Исходный код к уроку 1.
Построение двухслойной нейронный сети для классификации цветков ириса
'''

import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

import warnings
warnings.simplefilter(action='ignore', category=FutureWarning)

# sklearn здесь только, чтобы разделить выборку на тренировочную и тестовую
from sklearn.model_selection import train_test_split


### Шаг 1. Определение функций, которые понадобяться для обучения
# преобразование массива в бинарный вид результатов
def to_one_hot(Y):
    n_col = np.amax(Y) + 1
    binarized = np.zeros((len(Y), n_col))
    for i in range(len(Y)):
        binarized[i, Y[i]] = 1.
    return binarized

# преобразование массива в необходимый вид
def from_one_hot(Y):
    arr = np.zeros((len(Y), 1))

    for i in range(len(Y)):
        l = layer2[i]
        for j in range(len(l)):
            if(l[j] == 1):
                arr[i] = j+1
    return arr

# сигмоида и ее производная
def sigmoid(x):
    return 1/(1+np.exp(-x))

def sigmoid_deriv(x):
    return sigmoid(x)*(1 - sigmoid(x))

# нормализация массива
def normalize(X, axis=-1, order=2):
    l2 = np.atleast_1d(np.linalg.norm(X, order, axis))
    l2[l2 == 0] = 1
    return X / np.expand_dims(l2, axis)


### Шаг 2. Подготовка тренировочных данных
# получения данных из csv файла. укажите здесь путь к файлу Iris.csv
iris_data = pd.read_csv("Iris.csv")
# print(iris_data.head()) # расскоментируйте, чтобы посмотреть структуру данных

# репрезентация данных в виде графиков
g = sns.pairplot(iris_data.drop("Id", axis=1), hue="Species")
plt.show() # расскоментируйте, чтобы посмотреть
```

```
# замена текстовых значений на цифровые
iris_data['Species'].replace(['Iris-setosa', 'Iris-virginica', 'Iris-versicolor'], [0, 1, 2

# формирование входных данных
columns = ['SepalLengthCm', 'SepalWidthCm', 'PetalLengthCm', 'PetalWidthCm']
x = pd.DataFrame(iris_data, columns=columns)
x = normalize(x.values)

# формирование выходных данных(результатов)
columns = ['Species']
y = pd.DataFrame(iris_data, columns=columns)
y = y.values
y = y.flatten()
y = to_one_hot(y)

# Разделение данных на тренировочные и тестовые
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.33)

### Шаг 3. Обученние нейронной сети
# присваевание случайных весов
w0 = 2*np.random.random((4, 5)) - 1 # для входного слоя   - 4 входа, 3 выхода
w1 = 2*np.random.random((5, 3)) - 1 # для внутреннего слоя - 5 входов, 3 выхода

# скорость обучения (learning rate)
n = 0.01

# массив для ошибок, чтобы потом построить график
errors = []
R = 100000
# процесс обучения
for i in range(R):

    # прямое распространение(feed forward)
    layer0 = X_train
    layer1 = sigmoid(np.dot(layer0, w0))
    layer2 = sigmoid(np.dot(layer1, w1))

    # обратное распространение(back propagation) с использованием градиентного спуска
    layer2_error = y_train - layer2
    layer2_delta = layer2_error * sigmoid_deriv(layer2)

    layer1_error = layer2_delta.dot(w1.T)
    layer1_delta = layer1_error * sigmoid_deriv(layer1)

    w1 += layer1.T.dot(layer2_delta) * n
    w0 += layer0.T.dot(layer1_delta) * n

    error = np.mean(np.abs(layer2_error))
    errors.append(error)
    accuracy = (1 - error) * 100


### Шаг 4. Демонстрация полученных результатов
# черчение диаграммы точности в зависимости от обучения
plt.plot(errors)
plt.xlabel('Обучение')
plt.ylabel('Ошибка')
plt.show() # расскоментируйте, чтобы посмотреть

print("Точность нейронной сети " + str(round(accuracy,2)) + "%")
```

```
# res.loc[len(res.index)] = [n, R, str(round(accuracy,2)) + "%"]
```






```
Точность нейронной сети 96.04%
```

In [56]:

```
res.to_csv('res.csv',index=False)
```

In [57]:

```
result = pd.read_csv('res.csv')
result
```

Out[57]:

	n	iter	accuracy
0	0.10	100000	99.23%
1	0.10	100000	96.86%
2	0.01	100000	96.35%
3	0.01	1000000	99.98%

Ответ

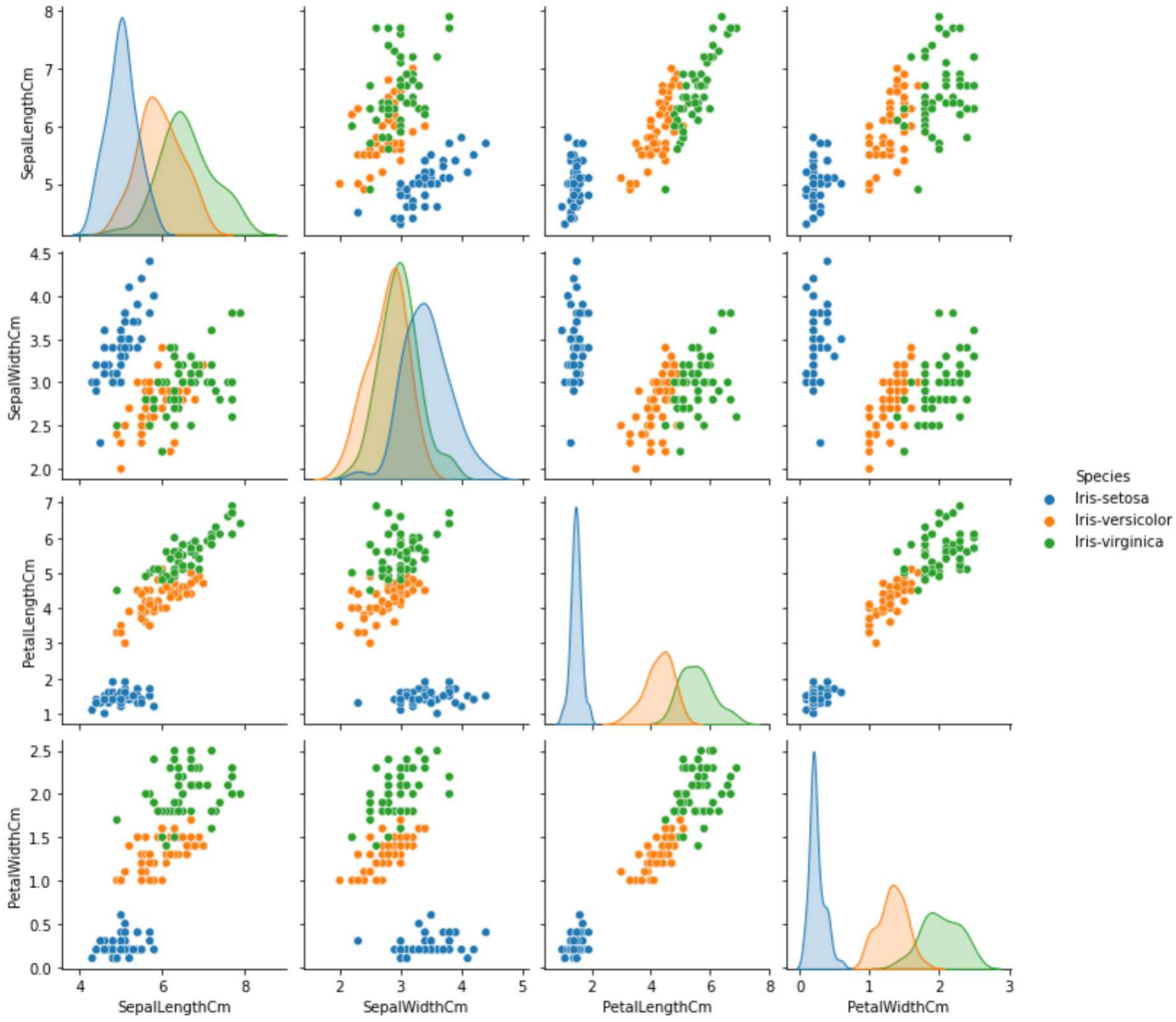
К улучшению приводит уменьшение шага и увеличение кол-ва итераций, но это может быть ресурсозатратно к ухудшению соответственно уменьшение шага и малое кол-во итераций Но по таблице в первой строке видно, больший шаг в сравнении с последующими, но результат очень хороший, все таки не всегда нужно ставить размер шага небольшой и много шагов, я думаю нужно найти оптимальное кол-во , это сэкономит время и ресурсы

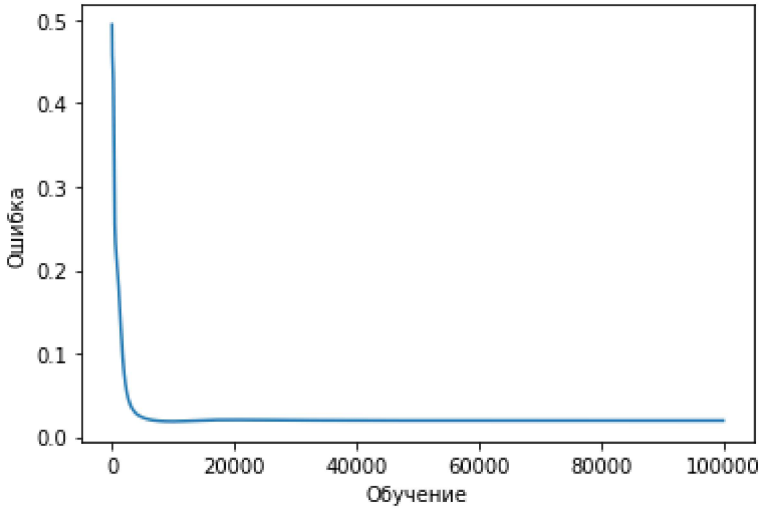
In [77]:

```
'''
Исходный код к уроку 1.
Построение двухслойной нейронный сети для классификации цветков ириса
'''

import numpy as np
import pandas as pd
import seaborn as sns
import matplotlib.pyplot as plt

import warnings
warnings.simplefilter(action='ignore', category=FutureWarning)

# sklearn здесь только, чтобы разделить выборку на тренировочную и тестовую
from sklearn.model_selection import train_test_split


### Шаг 1. Определение функций, которые понадобяться для обучения
# преобразование массива в бинарный вид результатов
def to_one_hot(Y):
    n_col = np.amax(Y) + 1
    binarized = np.zeros((len(Y), n_col))
    for i in range(len(Y)):
        binarized[i, Y[i]] = 1.
    return binarized

# преобразование массива в необходимый вид
def from_one_hot(Y):
    arr = np.zeros((len(Y), 1))

    for i in range(len(Y)):
        l = layer2[i]
        for j in range(len(l)):
            if(l[j] == 1):
                arr[i] = j+1
    return arr

# сигмоида и ее производная
def sigmoid(x):
    return 1/(1+np.exp(-x))

def sigmoid_deriv(x):
    return sigmoid(x)*(1 - sigmoid(x))

# нормализация массива
def normalize(X, axis=-1, order=2):
    l2 = np.atleast_1d(np.linalg.norm(X, order, axis))
    l2[l2 == 0] = 1
    return X / np.expand_dims(l2, axis)


### Шаг 2. Подготовка тренировочных данных
# получения данных из csv файла. укажите здесь путь к файлу Iris.csv
iris_data = pd.read_csv("Iris.csv")
# print(iris_data.head()) # расскоментируйте, чтобы посмотреть структуру данных

# репрезентация данных в виде графиков
g = sns.pairplot(iris_data.drop("Id", axis=1), hue="Species")
plt.show() # расскоментируйте, чтобы посмотреть
```

```
# замена текстовых значений на цифровые
iris_data['Species'].replace(['Iris-setosa', 'Iris-virginica', 'Iris-versicolor'], [0, 1, 2

# формирование входных данных
columns = ['SepalLengthCm', 'SepalWidthCm', 'PetalLengthCm', 'PetalWidthCm']
x = pd.DataFrame(iris_data, columns=columns)
x = normalize(x.values)

# формирование выходных данных(результатов)
columns = ['Species']
y = pd.DataFrame(iris_data, columns=columns)
y = y.values
y = y.flatten()
y = to_one_hot(y)

# Разделение данных на тренировочные и тестовые
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(x, y, test_size=0.33)

### Шаг 3. Обученние нейронной сети
# присваевание случайных весов
w0 = 2*np.random.random((4, 5)) - 1 # для входного слоя   - 4 входа, 3 выхода
w1 = 2*np.random.random((5, 3)) - 1 # для внутреннего слоя - 5 входов, 3 выхода
w2 = 2*np.random.random((3, 3)) - 1 # для внутреннего слоя - 5 входов, 3 выхода

# скорость обучения (learning rate)
n = 0.01

# массив для ошибок, чтобы потом построить график
errors = []
R = 100000
# процесс обучения
for i in range(R):

    # прямое распространение(feed forward)
    layer0 = X_train
#     print(layer0.shape)
    layer1 = sigmoid(np.dot(layer0, w0))
#     print(layer1.shape)
    layer2 = sigmoid(np.dot(layer1, w1))
#     print(layer3.shape, w2.shape)

    layer3 = sigmoid(np.dot(layer2, w2))
#     print(layer3.shape)

    # обратное распространение(back propagation) с использованием градиентного спуска
#     print(y_train.shape, layer3.shape)
    layer3_error = y_train - layer3
    layer3_delta = layer3_error * sigmoid_deriv(layer3)

    layer2_error = y_train - layer2
    layer2_delta = layer2_error * sigmoid_deriv(layer2)

    layer1_error = layer2_delta.dot(w1.T)
    layer1_delta = layer1_error * sigmoid_deriv(layer1)

    w2 += layer2.T.dot(layer3_delta) * n
    w1 += layer1.T.dot(layer2_delta) * n
    w0 += layer0.T.dot(layer1_delta) * n

    error = np.mean(np.abs(layer3_error))
```

```
    errors.append(error)
    accuracy = (1 - error) * 100


### Шаг 4. Демонстрация полученных результатов
# черчение диаграммы точности в зависимости от обучения
plt.plot(errors)
plt.xlabel('Обучение')
plt.ylabel('Ошибка')
plt.show() # расскоментируйте, чтобы посмотреть

print("Точность нейронной сети " + str(round(accuracy,2)) + "%")
# res.loc[len(res.index)] = [n, R, str(round(accuracy,2)) + "%"]
```






```
Точность нейронной сети 98.06%
```

In [ ]: