Д/31

Студеникина Мария

```
# Импорт библиотек для проведения расчетов
import pandas as pd
import numpy as np
import torch
import torch.nn as nn
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.model selection import train test split
# Подключаем библиотеку, чтобы убрать варнинги и сделать чище выводы
import warnings
warnings.filterwarnings('ignore')
/Users/manya/anaconda3/lib/python3.9/site-packages/scipy/
__init__.py:146: UserWarning: A NumPy version >=1.16.5 and <1.23.0 is
required for this version of SciPy (detected version 1.24.3
  warnings.warn(f"A NumPy version >={np minversion} and
<{np maxversion}"</pre>
# Загружаем данные
data = pd.read csv('dataset binary classification.csv', sep = ';',
names = ['A', 'B', 'C', 'D', '0/1'])
X = data.iloc[:,:-1].values
y = data.iloc[:,-1:].values
# Пример данных
data
                      В
                               \mathbf{C}
                                            0/1
            Α
0
      3.62160
                8.66610
                        -2.8073 -0.44699
                                              0
1
                                              0
      4.54590
              8.16740 -2.4586 -1.46210
2
      3.86600 -2.63830
                          1.9242 0.10645
                                              0
3
      3.45660 9.52280 -4.0112 -3.59440
                                              0
4
      0.32924 -4.45520
                         4.5718 -0.98880
                                              0
1367 0.40614
              1.34920
                         -1.4501 -0.55949
                                             1
              -4.87730
1368 -1.38870
                         6.4774 0.34179
                                              1
1369 -3.75030 -13.45860 17.5932 -2.77710
                                              1
1370 -3.56370
                         12.3930 -1.28230
               -8.38270
                                              1
1371 -2.54190 -0.65804 2.6842 1.19520
                                              1
[1372 rows x \ 5 columns]
# Нормализация переменных
X = (X - X.min())/(X.max() - X.min())
y = (y - y.min())/(y.max() - y.min())
```

```
X = torch.tensor(X).to(torch.float32)
y = torch.tensor(y).to(torch.float32)
```

В первых двух строках кода, переменные X и у нормализуются до значения между 0 и 1. Число X вычитается из минимального значения X и делится на разность между максимальным и минимальным значениями X. Аналогичные операции выполняются и для y.

В третьей и четвертой строках кода, переменные X и у преобразуются в объекты tensor, который используется в библиотеке torch для работы с данными. Тип данных tensor устанавливается как float32.

```
# Разделение на выборки
X_train, X_val, y_train, y_val = train_test_split(X, y,
train_size=0.7, random_state=42)
```

С помощью функции train_test_split разделяем данные на тренировочную и валидационнуб выборки (70:30)

```
# Построение персептрона
class MLP(nn.Module):
    def __init__(self, input_size, size):
        super(MLP, self).__init__()
        self.mlp1 = nn.Linear(input_size, size,)
        self.mlp2 = nn.Linear(size, size)
        self.mlp3 = nn.Linear(size, 1)

def forward(self, x):
        x = self.mlp1(x)
        x = nn.Sigmoid()(x)
        x = self.mlp2(x)
        x = nn.Sigmoid()(x)
        x = self.mlp3(x)
        x = nn.Sigmoid()(x)
        return x
```

Класс MLP является производным классом от nn.Module, который является базовым классом для всех модулей нейронной сети в PyTorch. Это означает, что MLP будет наследовать функциональность и методы класса nn.Module.

Функция **init** (конструктор) класса MLP принимает два аргумента: input_size (размер входа) и size (размер скрытого слоя).

- super(MLP, self).__init__() вызывает конструктор базового класса nn.Module, чтобы выполнить необходимые инициализации.
- self.mlp1 = nn.Linear(input_size, size) создает линейный слой (nn.Linear) с input_size входом и size выходами

 self.mlp2 = nn.Linear(size, 1) создает линейный слой (nn.Linear) с input_size входом и 1 выходом

Определяется структура многослойного перцептрона (MLP) с линейными слоями и активационной функцией ReLU. Первый линейный слой принимает вход размером 1 и имеет input_size выходов. Второй линейный слой принимает input_size входов и имеет size выходов. Третий линейный слой принимает size входов и имеет один выход. Активационная функция ReLU используется для нелинейного преобразования выходов каждого слоя.

Metog forward в классе MLP определяет прямой проход (forward pass) через многослойный перцептрон. Он принимает входные данные х и выполняет последовательное применение линейных слоев и активационной функции для получения выхода.

- self.mlp1(x) применяет первый линейный слой к входным данным x, возвращая результат.
- self.mlp1(x) применяет второй линейный слой к x, возвращая результат.

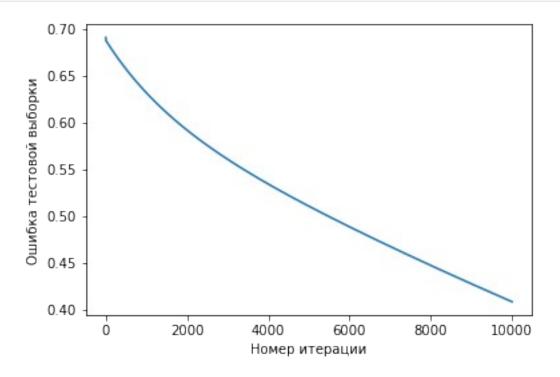
To есть, весь метод forward представляет собой последовательное применение линейных слоев и функции Sigmoid() для вычисления выхода многослойного перцептрона.

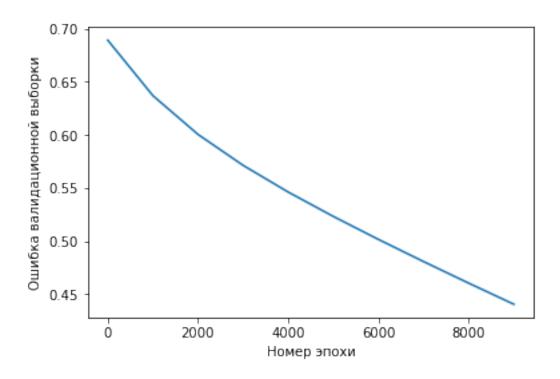
```
def funk(s 1, s 2, s 3, s 4):
    mlp = MLP(s 1, s 2)
    optimazer = torch.optim.SGD(mlp.parameters(), lr = 0.01)
    # Объединение в массив для дальнейшего перемешивания данных для
улучшения точности обучения
    X y train = torch.cat((X train,y train), 1)
    # создание списков для записи переменных для построения графиков
    num epoch = []
    Err train = []
    Err val = []
    # задание количества эпох
    \max epoches = s 3
    for epoch in np.arange(max epoches):
        # перемешиваем данные каждую эпоху для лучшей точности
        X y train mix = X y train[torch.randperm(X y train.size()[0])]
        # разделяем на х и у
        x_1 = X_y_{train_mix[:,:-1]}
        y_1 = X_y_{train_mix[:,-1:]}
        # прогнозируем следующие значения
        y prog = mlp(x 1)
```

```
# считаем ошибку и добавляем полученное значение в список
        loss = nn.functional.binary cross entropy(y prog, y 1)
        Err train.append(loss.item())
        optimazer.zero grad()
        loss.backward()
        optimazer.step()
        if (epoch % s 4 == 0):
            y_val_2 = mlp(X_val)
            loss val = nn.functional.binary cross entropy(y val 2,
y_val)
            num epoch.append(epoch)
            Err val.append(loss val .item())
            # вычисления процента обучения выборки
            current = 0
            for i in np.arange(X val.size()[0]):
                if(abs(y_val[i] - torch.round(y_val_2[i])) < 10 ** (-
9)):
                    current += 1
            accuracy = current/X_val.size()[0]
            print('Epoch № {}: Error = {}, Accuracy =
{}'.format(epoch, loss val, accuracy))
    # график 1
    iter = np.arange(max epoches)
    fig, ax 1 = plt.subplots()
    ax 1.plot(iter, Err_train)
    ax 1.set(xlabel = 'Номер итерации', ylabel = 'Ошибка тестовой
выборки')
    # график 2
    fig, ax 2 = plt.subplots()
    ax 2.plot(num epoch, Err val)
    ax_2.set(xlabel = 'Номер эпохи', ylabel = 'Ошибка валидационной
выборки')
    plt.show
```

Двухслойный персептрон MLP(4, 512)

```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z = funk(4, 512, 10000, 1000)
Epoch № 0: Error = 0.6890445947647095, Accuracy = 0.5558252427184466
Epoch № 1000: Error = 0.6368432641029358, Accuracy =
0.6601941747572816
Epoch № 2000:
               Error = 0.6003211736679077, Accuracy =
0.6674757281553398
Epoch № 3000:
              Error = 0.571182370185852, Accuracy =
0.6796116504854369
Epoch № 4000:
              Error = 0.5460212826728821,
                                           Accuracy =
0.7111650485436893
Epoch № 5000:
              Error = 0.5230796337127686,
                                           Accuracy = 0.75
Epoch № 6000:
               Error = 0.5014248490333557,
                                           Accuracy =
0.7597087378640777
Epoch № 7000:
              Error = 0.48056456446647644, Accuracy =
0.7839805825242718
Epoch № 8000:
               Error = 0.4602530896663666,
                                           Accuracy =
0.8276699029126213
Epoch № 9000: Error = 0.4403880536556244, Accuracy =
0.8446601941747572
```





Error большая, Accuracy высокая.

Вариант 2

Двухслойный персептрон MLP(4, 2048)

```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z = funk(4, 2048, 10000, 1000)
Epoch № 0: Error = 0.6958074569702148, Accuracy = 0.5558252427184466
Epoch № 1000:
              Error = 0.5459161400794983, Accuracy =
0.7038834951456311
Epoch № 2000:
              Error = 0.47668102383613586, Accuracy =
0.8058252427184466
Epoch № 3000:
              Error = 0.42443785071372986,
                                            Accuracy =
0.8519417475728155
Epoch № 4000: Error = 0.38190165162086487,
0.8883495145631068
Epoch № 5000:
              Error = 0.3464365005493164,
0.9150485436893204
Epoch № 6000: Error = 0.3164413273334503, Accuracy =
0.9368932038834952
```

Epoch № 7000: Error = 0.2907923460006714, Accuracy =

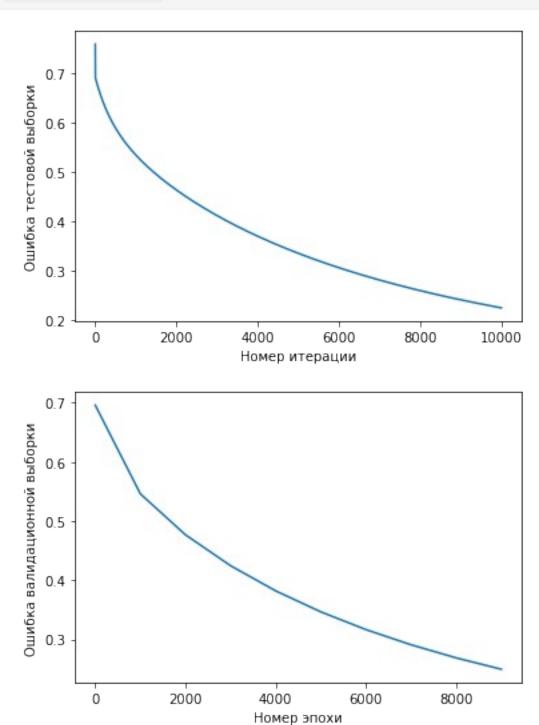
0.9441747572815534

Epoch № 8000: Error = 0.26866236329078674, Accuracy =

0.9563106796116505

Epoch № 9000: Error = 0.24942435324192047, Accuracy =

0.9635922330097088

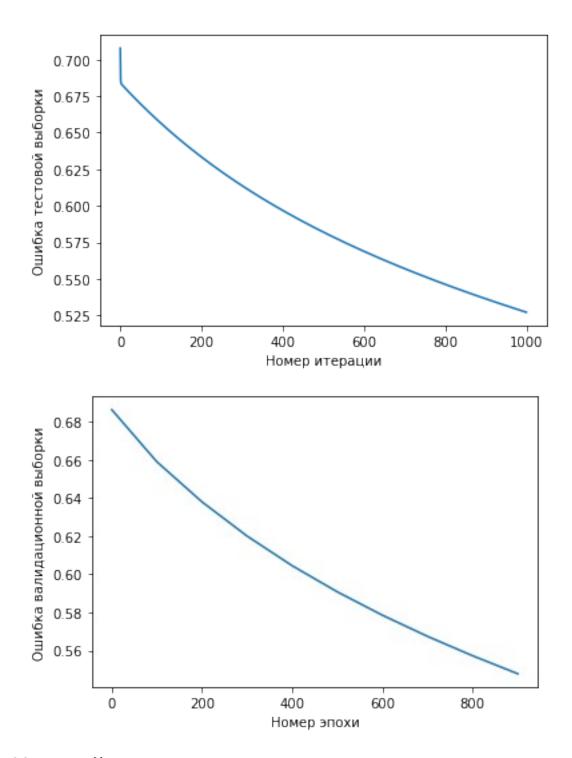


Если сравнивать вариант 1 и вариант 2, то можно заметить, что Error стала намного меньше, а Ассигасу увеличилась. Второй вариант лучше.

Вариант 3

Двухслойный персептрон MLP(4, 2048)

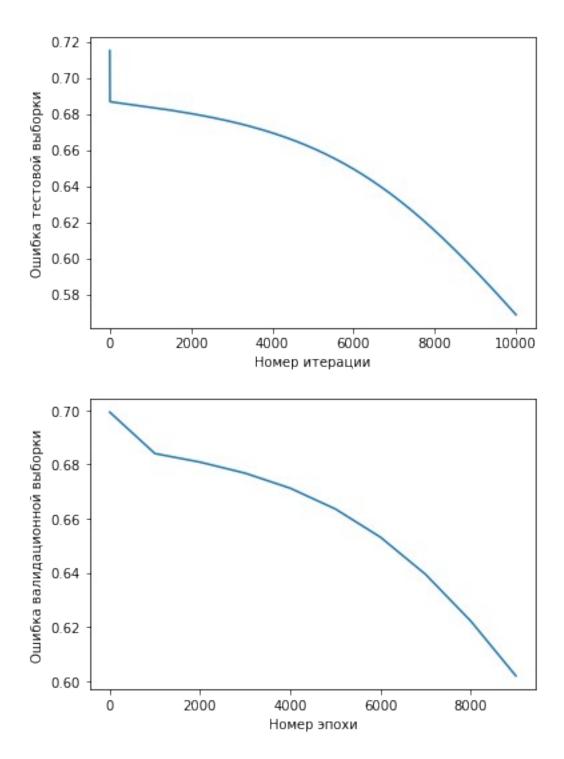
```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z = funk(4, 2048, 1000, 100)
Epoch № 0: Error = 0.6862704753875732, Accuracy = 0.5558252427184466
Epoch № 100: Error = 0.6589629054069519, Accuracy =
0.5849514563106796
Epoch № 200: Error = 0.6379634737968445, Accuracy =
0.6601941747572816
Epoch № 300: Error = 0.6200359463691711, Accuracy =
0.6601941747572816
Epoch № 400: Error = 0.604488730430603, Accuracy =
0.6674757281553398
Epoch № 500: Error = 0.5907946228981018, Accuracy =
0.6820388349514563
Epoch № 600: Error = 0.578554630279541, Accuracy =
0.6771844660194175
Epoch № 700: Error = 0.5674675703048706, Accuracy =
0.6868932038834952
Epoch № 800: Error = 0.5573054552078247, Accuracy =
0.6941747572815534
Epoch № 900: Error = 0.5478945374488831, Accuracy =
0.7087378640776699
```



Если сравнивать вариант 2 и вариант 3, то можно заметить, что Error стала намного больше, а Accuracy уменьшилась. Второй вариант лучше.

Трехслойный персептрон MLP(4, 512)

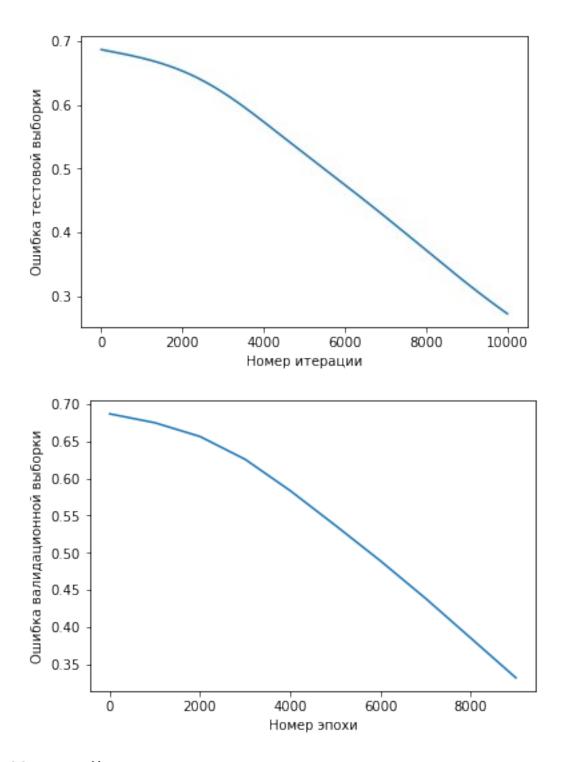
```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z = funk(4, 512, 10000, 1000)
Epoch № 0: Error = 0.6992334723472595, Accuracy = 0.4441747572815534
Epoch № 1000: Error = 0.6839654445648193, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 2000: Error = 0.6807999014854431, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 3000: Error = 0.6767200231552124, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 4000: Error = 0.6711703538894653, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 5000: Error = 0.6635134220123291, Accuracy =
0.5776699029126213
Epoch № 6000: Error = 0.6530866026878357, Accuracy =
0.633495145631068
Epoch № 7000: Error = 0.639356791973114, Accuracy =
0.6601941747572816
Epoch № 8000: Error = 0.6221652626991272, Accuracy =
0.6553398058252428
Epoch № 9000: Error = 0.6019193530082703, Accuracy =
0.6529126213592233
```



Если сравнивать с предыдущими вариантами, то можно заметить, что второй вариант лучше.

Трехслойный персептрон MLP(4, 2048)

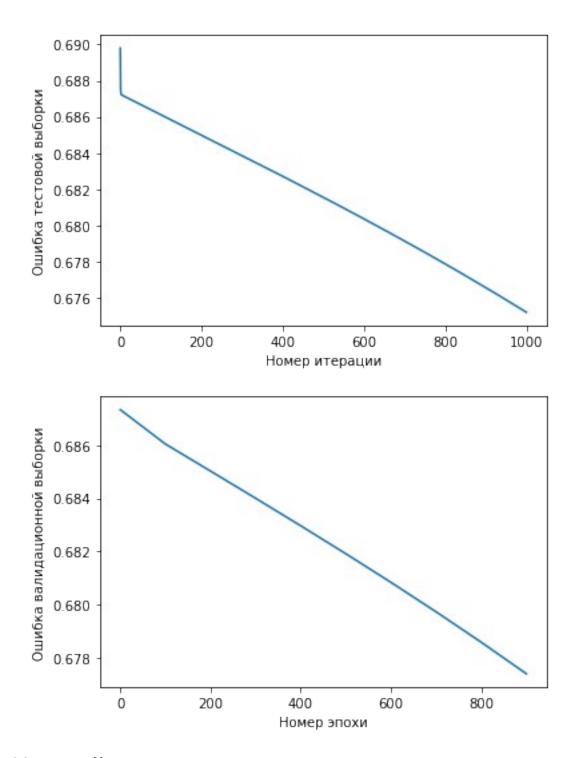
```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z = funk(4, 2048, 10000, 1000)
Epoch № 0: Error = 0.6868457794189453, Accuracy = 0.5558252427184466
Epoch № 1000: Error = 0.6748900413513184, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 2000: Error = 0.6563910245895386, Accuracy =
0.6140776699029126
Epoch № 3000: Error = 0.6257156729698181, Accuracy =
0.6529126213592233
Epoch № 4000: Error = 0.583533763885498, Accuracy =
0.6723300970873787
Epoch № 5000: Error = 0.5369144082069397, Accuracy =
0.7087378640776699
Epoch № 6000: Error = 0.4891504943370819, Accuracy =
0.7548543689320388
Epoch № 7000: Error = 0.4387318789958954, Accuracy =
0.8203883495145631
Epoch № 8000: Error = 0.3854418992996216, Accuracy =
0.8592233009708737
Epoch № 9000: Error = 0.3320173919200897, Accuracy =
0.8980582524271845
```



Если сравнивать с предыдущими вариантами, то можно заметить, что второй вариант лучше.

Трехслойный персептрон MLP(4, 2048)

```
# применяем функцияю и задаем количетво нейтронов в слоях (вход и
выход) количество эпох и с какой частотой их выводить
z 6 = funk(4, 2048, 1000, 100)
Epoch № 0: Error = 0.6873395442962646, Accuracy = 0.5558252427184466
Epoch № 100: Error = 0.6860463619232178, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 200: Error = 0.6850263476371765, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 300: Error = 0.6840013861656189, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 400: Error = 0.6829647421836853, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 500: Error = 0.6819100975990295, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 600: Error = 0.6808313131332397, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 700: Error = 0.679722249507904, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 800: Error = 0.6785765886306763, Accuracy =
0.5558252427184466
Epoch № 900: Error = 0.677388608455658, Accuracy =
0.5558252427184466
```



Если сравнивать с предыдущими вариантами, то можно заметить, что второй вариант лучше.

Вывод:

Не все модели показали хорошую способность к классификации данных.

Качество классификации зависит от количества слоев, нейронов в каждом слое и отколичества эпох.

Для решения данной задачи лучше всего показал себя двухслойный персептрон с 4 и 2048 нейронами, кроме того, лучше использовать 10000 эпох.

Процесс обучения моделей Персептрона может быть долгим и трудоемким, особенно для сложных сетей, и требует подбора оптимальных параметров обучения.