# МИНОБРНАУКИ РОССИИ САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ «ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)

Кафедра математического обеспечения и применения ЭВМ

### ОТЧЕТ

по лабораторной работе № 2

по дисциплине «Искусственные нейронные сети»

Тема: Бинарная классификация отраженных сигналов радара

| Студент гр. 8383 | <br>Костарев К.В |
|------------------|------------------|
| Преподаватель    | Жангиров Т.Р     |

Санкт-Петербург

## Цель работы.

Реализовать классификацию между камнями (R) и металлическими цилиндрами (M) на основе данных об отражении сигналов радара от поверхностей.

60 входных значений показывают силу отражаемого сигнала под определенным углом. Входные данные нормализованы и находятся в промежутке от 0 до 1.

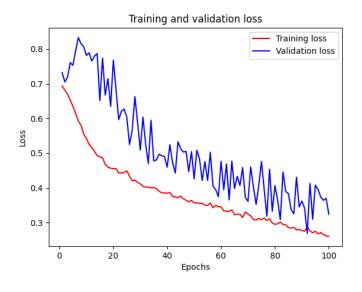
#### Постановка задачи.

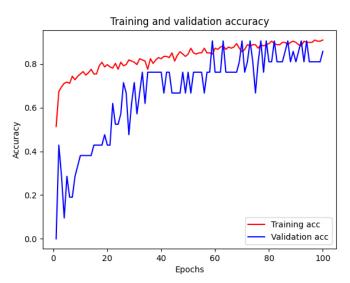
- Ознакомиться с задачей бинарной классификации
- Загрузить данные
- Создать модель ИНС в tf. Keras
- Настроить параметры обучения
- Обучить и оценить модель
- Изменить модель и провести сравнение. Объяснить результаты

### Выполнение работы.

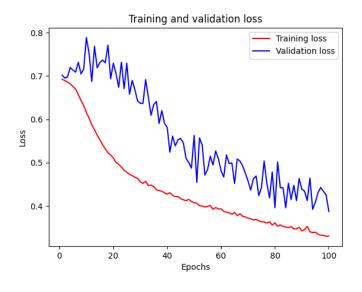
Для выполнения лабораторной работы был написан код программы на языке Python, которая загружает входные данные, создает модель ИНС, инициализирует параметры обучения, обучает ИНС и строит графики ошибок и точности. Код программы представлен в приложении А.

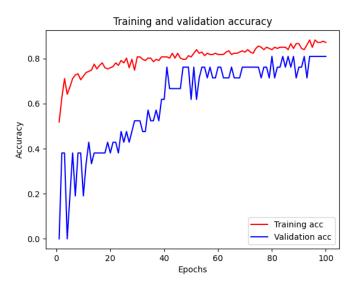
Точность и ошибки модели при одном входном слое с 60 нейронами, количество эпох – 100, размер выборки – 10, количество обучающих данных – 10%:





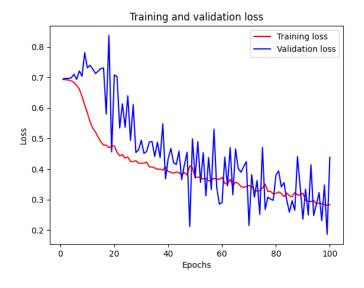
В представленном наборе данных присутствует некоторая избыточность, т.к. с разных углов описывается один и тот же сигнал. Вероятно, что некоторые углы отражения сигнала имеют большую значимость, чем другие. Изменение количества нейронов во входном слое напрямую влияет на количество признаков, с которыми будет работать нейронная сеть. Поэтому количество нейронов на входном слое было уменьшено в два раза до 30. Соответствующие графики ошибок и точности:

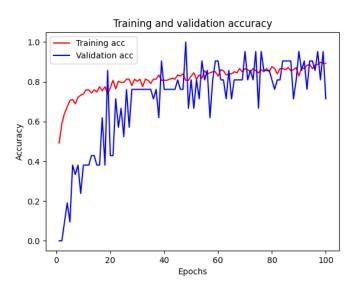




Можно видеть, что показатели точности и ошибок при такой архитектуре ИНС существенно не изменились.

Нейронная сеть с несколькими слоями позволяет находить закономерности не только во входных данных, но и в их комбинации. Также, дополнительные слои позволяют ввести нелинейность в сеть, что позволяет получать более высокую точность. Поэтому добавим в ИНС скрытый слой с 15 слоями, функция активации — Relu.





Показатели ИНС улучшились, точность возросла.

## Выводы.

В данной лабораторной работе была исследована зависимость точности и ошибок бинарной классификации ИНС в зависимости от изменения ее архитектуры (добавления скрытого слоя и уменьшения количества нейронов на входном слое).

#### ПРИЛОЖЕНИЕ А

# ИСХОДНЫЙ КОД ПРОГРАММЫ

```
import pandas
from tensorflow.keras.layers import Dense
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.utils import to categorical
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
import matplotlib.pyplot as plt
dataframe = pandas.read csv("sonar.csv", header=None)
dataset = dataframe.values
X = dataset[:, 0:60].astype(float)
Y = dataset[:, 60]
encoder = LabelEncoder()
encoder.fit(Y)
encoded Y = encoder.transform(Y)
model = Sequential()
model.add(Dense(60,
                         input dim=60,
                                             kernel initializer='normal',
activation='relu'))
model.add(Dense(1, kernel_initializer='normal', activation='sigmoid'))
model.compile(optimizer='adam',
                                              loss='binary crossentropy',
metrics=['accuracy'])
history
         =
               model.fit(X, encoded Y, epochs=100,
                                                           batch_size=10,
validation_split=0.1)
history dict = history.history
loss_values = history_dict['loss']
val loss values = history dict['val loss']
epochs = range(1, len(loss values) + 1)
plt.plot(epochs, loss_values, 'r', label='Training loss')
plt.plot(epochs, val loss values, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and validation loss')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.show()
acc values = history dict['accuracy']
val_acc_values = history_dict['val_accuracy']
plt.plot(epochs, acc_values, 'r', label='Training acc')
plt.plot(epochs, val_acc_values, 'b', label='Validation acc')
```

```
plt.title('Training and validation accuracy')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.show()
```