МИНОБРНАУКИ РОССИИ

САНКТ-ПЕТЕРБУРГСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ

ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

«ЛЭТИ» ИМ. В.И. УЛЬЯНОВА (ЛЕНИНА)

Кафедра МО ЭВМ

ОТЧЁТ

по лабораторной работе №2

по дисциплине «Искусственные нейронные сети»

Тема: Бинарная классификация отраженных сигналов радара

Студент гр.8382 _____ Черницын П.А.

Преподаватель _____ Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

2021

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.

Задание

- 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

Ход работы

Для начала, рассмотрим первую архитектуру ИНС. Первый слой состоит из 60 нейронов, функция активации - relu, второй слой из 1 нейрона, функция активации - sigmoid. Результаты приведены на рис. 1 и рис. 2.

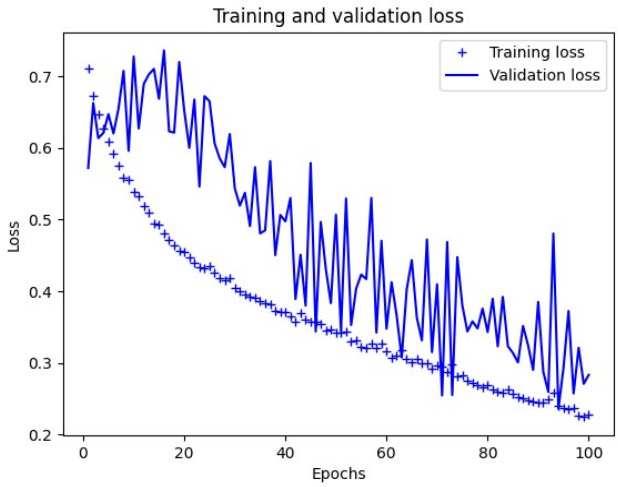

Рис. 1

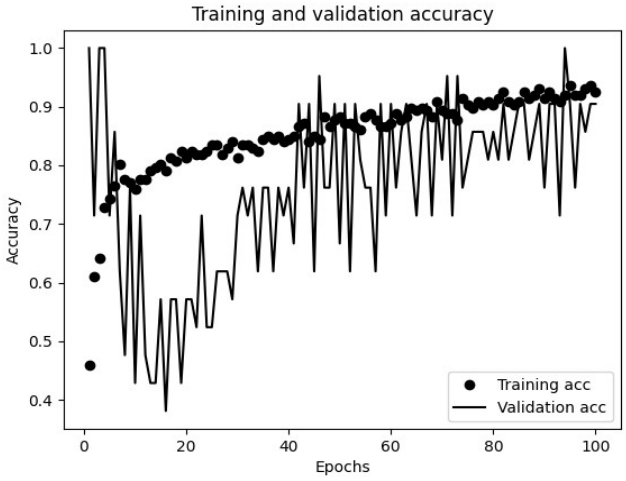

Рис. 2

На графиках видно, что сеть имеет не очень большую точность на валидационных данных. Можно заметить, что потери на валидационных данных также имеют высокие значения.

Уменьшим рахмер входного слоя в два раза и сравним результаты с 1ой архитектурой.

Вторая архитектура ИНС. Первый слой состоит из 30 нейронов, функция активации - relu, второй слой из 1 нейрона, функция активации - sigmoid.

Результаты приведены на рис. 3 и рис. 4.

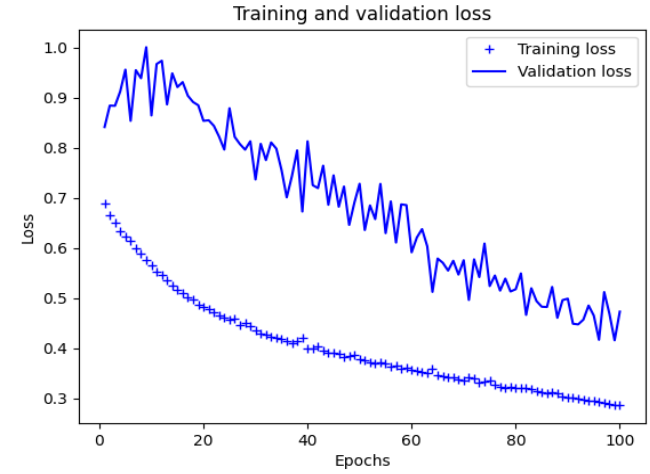

Рис. 3

На графиках видно, что сеть начала иметь еще меньшую точность на валидационном множестве.

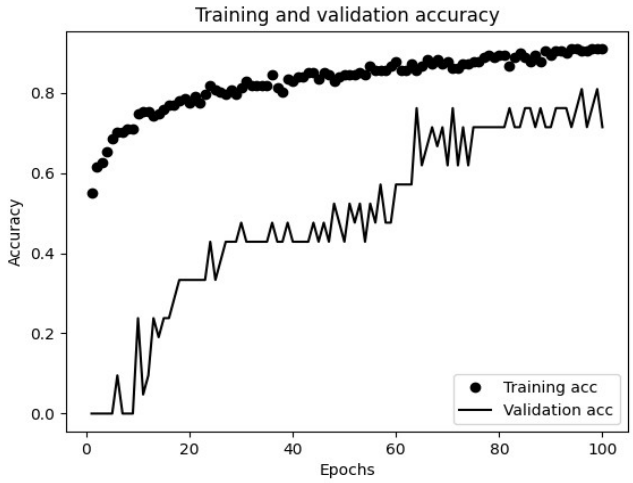

Рис. 4

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.

Рассмотрим Зью архитектуру ИНС. Первый слой состоит из 30 нейронов, функция активации - relu, второй слой из 15 нейронов, функция активации - relu, третий слой из 1 нейрона, функция активации - sigmoid.

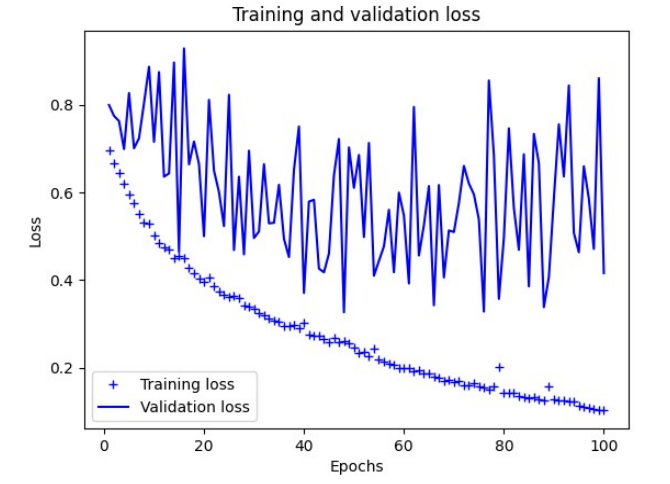

Рис. 5

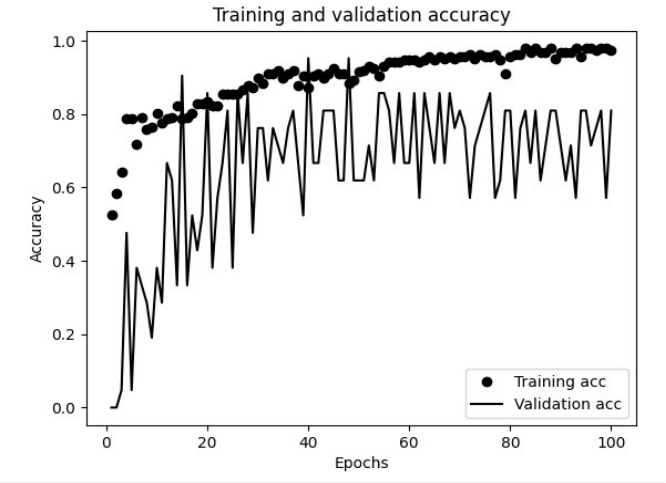

Рис. 6

Вывод

В ходе лабораторной работы была реализована классификация между камнями и металлическими цилиндрами на основе данных об отражении сигналов радара от поверхностей. Были исследованы различных архитектуры, проведен анализ результатов.

Приложение А.

Исходный код

```
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(30, input_dim=60, activation='relu'))
model.add(Dense(15, input_dim=60, activation='relu'))
model.add(Dense(1, activation='sigmoid'))
model.compile(optimizer='adam', loss='binary_crossentropy', metrics=['accuracy'])
H = model.fit(X, encoded_Y, epochs=100, batch_size=10, validation_split=0.1)

#Получение ошибки и точности в процессе обучения

loss = H.history['loss']
val_loss = H.history['val_loss']
acc = H.history['accuracy']
val_acc = H.history['val_accuracy']
epochs = range(1, len(loss) + 1)

#Построение графика ошибки
plt.plot(epochs, loss, 'b+', label='Training loss')
plt.plot(epochs, val_loss, 'b', label='Validation loss')
plt.title('Training and validation loss')
plt.xlabel('Epochs')
```

```
plt.ylabel('Loss')
plt.legend()
plt.show()

#Построение графика точности
plt.clf()
plt.plot(epochs, acc, 'ko', label='Training acc')
plt.plot(epochs, val_acc, 'k', label='Validation acc')
plt.title('Training and validation accuracy')
plt.xlabel('Epochs')
plt.ylabel('Accuracy')
plt.legend()
plt.show()
```