

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. 7383

Сычевский Р.А.

Преподаватель

Жукова Н.А.

Санкт-Петербург

2020

Цель работы.

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

Порядок выполнения работы.

1. Ознакомиться с задачей бинарной классификации
2. Загрузить данные
3. Создать модель ИНС в tf.Keras
4. Настроить параметры обучения
5. Обучить и оценить модель
6. Изменить модель и провести сравнение. Объяснить результаты.

Требования к выполнению задания.

1. Изучить влияние количества нейронов на слое на результат обучения модели.
2. Изучить влияние количества слоев на результат обучения модели
3. Построить графики ошибки и точности в ходе обучения
4. Провести сравнение полученных сетей, объяснить результат.

Основные теоретические положения.

Задача классификации – задача, в которой имеется множество объектов (ситуаций), разделённых некоторым образом на классы. Задано конечное множество объектов, для которых известно, к каким классам они относятся. Это множество называется выборкой. Классовая принадлежность остальных объектов неизвестна.

Требуется построить алгоритм, способный классифицировать произвольный объект из исходного множества.

Классифицировать объект – значит, указать номер (или наименование) класса, к которому относится данный объект.

Классификация объекта – номер или наименование класса, выдаваемый алгоритмом классификации в результате его применения к данному конкретному объекту.

Функция потерь (Loss function) – измеряет точность модели во время обучения. Мы хотим минимизировать эту функцию чтоб "направить" модель в верном направлении.

Оптимизатор (Optimizer) – показывает каким образом обновляется модель на основе входных данных и функции потерь.

Метрики (Metrics) – используются для мониторинга тренировки и тестирования модели. Наш пример использует метрику ассигасу равную доле правильно классифицированных изображений.

Ход работы.

Для изучения различной структуры ИНС была разработана и использована программа. Код программы приведен в приложении А.

Чтобы подготовить сеть к обучению, были настроены три параметра для этапа компиляции:

1. Функция потерь, которая определяет, как сеть должна оценивать качество своей работы на обучающих данных и, соответственно, как корректировать ее в правильном направлении. Для задач бинарной классификации применяется функция `binary_crossentropy`.
2. Оптимизатор — механизм, с помощью которого сеть будет обновлять себя, опираясь на наблюдаемые данные и функцию потерь.
3. Метрики для мониторинга на этапах обучения и тестирования — здесь нас будет интересовать только точность (доля правильно классифицированных изображений).

На первом слое имеем 60 нейронов, что равно количеству элементов, которые подаются на вход сети. График потерь и точности модели изображен на рис. 1 и рис. 2 соответственно.

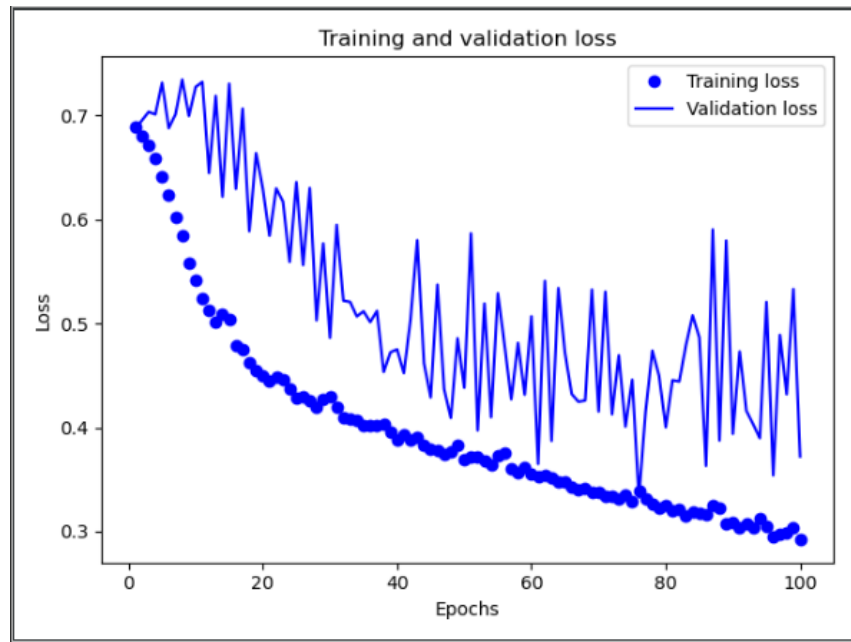


Рисунок 1 – График потерь при 60 нейронах

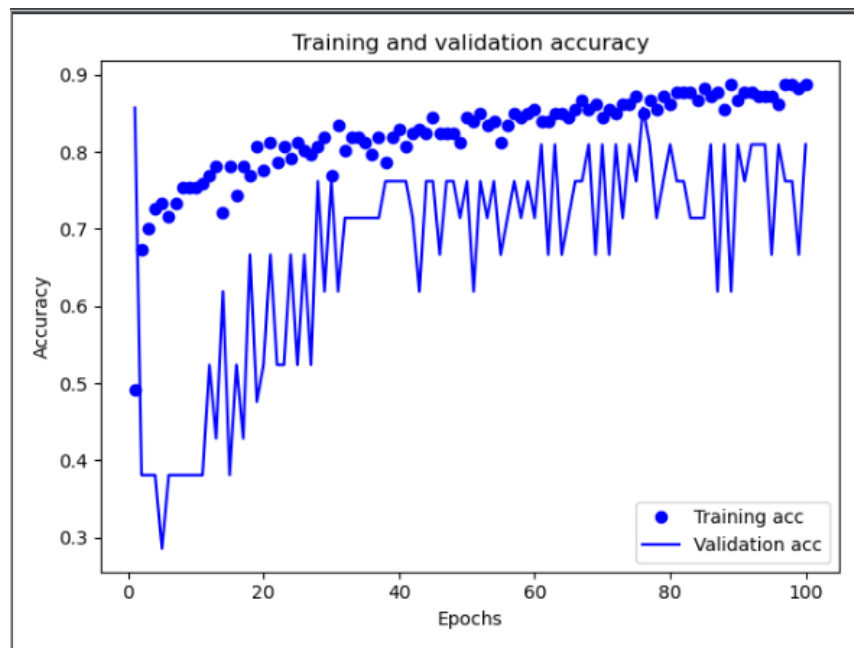


Рисунок 2 – График точности при 60 нейронах

Уменьшим размер входного слоя в два раза (30 нейронов). Из графиков на рис. 3 и рис. 4 видно, что результат не уступает предыдущему случаю.

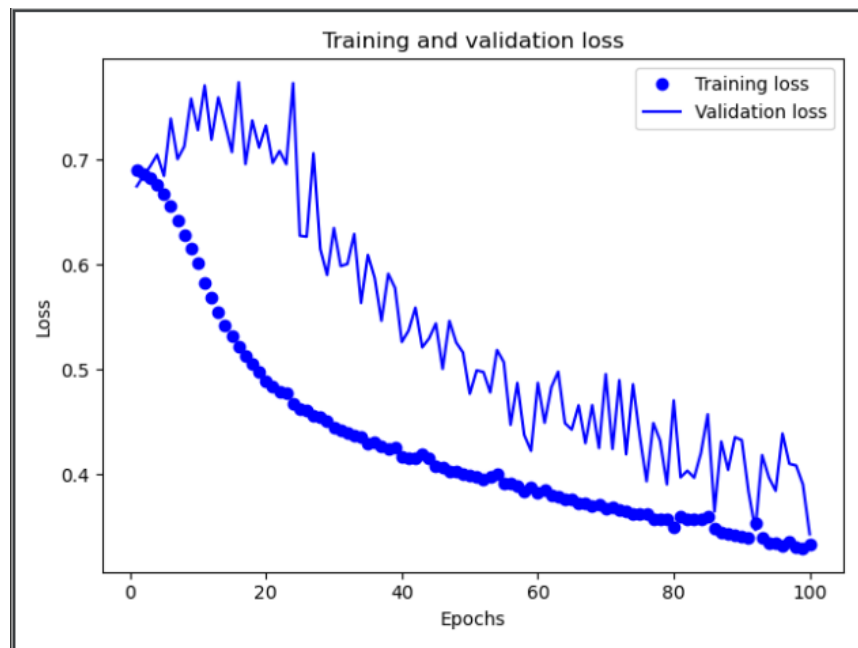


Рисунок 3 – График потерь при 30 нейронах

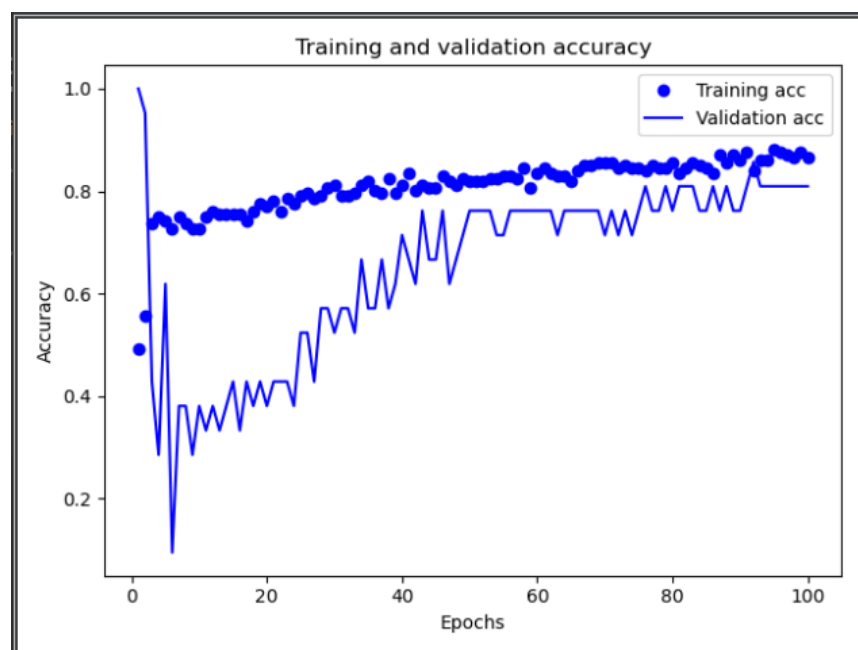


Рисунок 4 – График точности при 30 нейронах

Добавим промежуточный (скрытый) слой Dense в архитектуру сети с 15 нейронами. Из графиков на рис. 5 и рис. 6 видно, что точность увеличилась, а ошибка стала меньше.

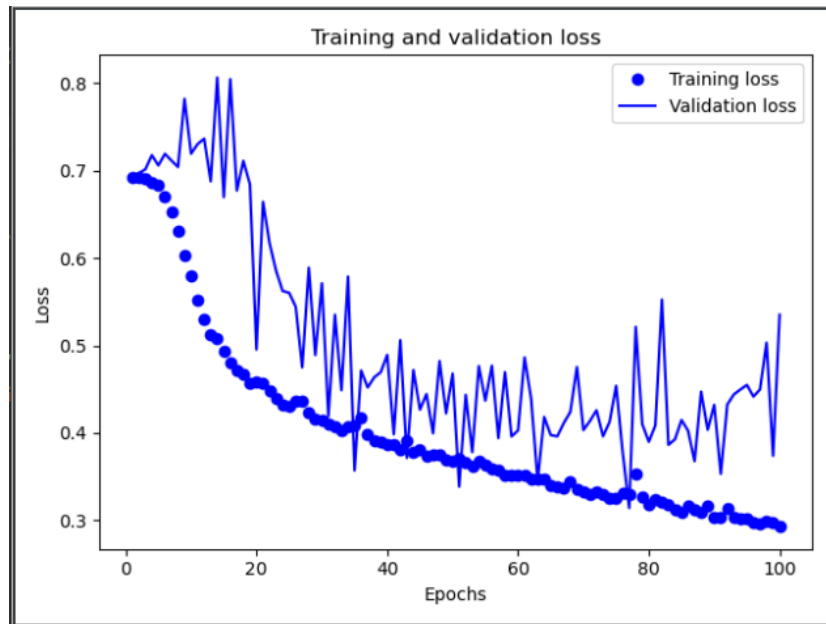


Рисунок 5 – График потерь при 30 нейронах на 1 слое и 15 нейронах на 2 слое

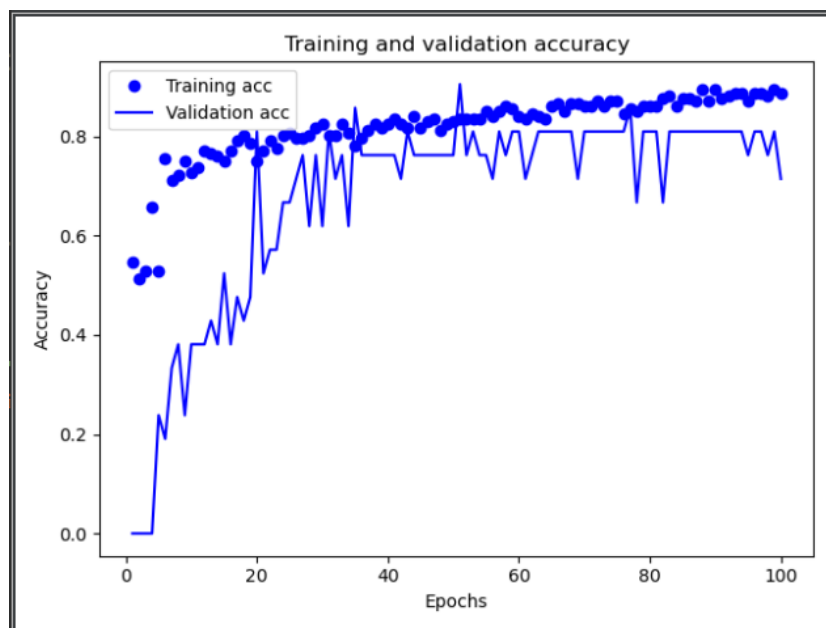


Рисунок 6 – График точности при 30 нейронах на 1 слое и 15 нейронах на 2 слое

Выводы.

В ходе выполнения работы было выявлено, что изменение количества нейронов на входном слое напрямую влияет на количество признаков, с которыми будет работать нейронная сеть. Второй слой нейронов нужен для

рассмотрения комбинаций результатов работы первого слоя, что привело к улучшению результата по сравнению со вторым случаем.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

ИСХОДНЫЙ КОД ПРОГРАММЫ

```
import pandas
from keras.layers import Dense
from keras.models import Sequential
from sklearn.preprocessing import LabelEncoder
import matplotlib.pyplot as plot
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, init='normal', activation='relu'))
model.add(Dense(15, init='normal', activation='relu'))
model.add(Dense(1, init='normal', 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)
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
plot.figure(1)
plot.plot(epochs, loss, 'bo', label='Training loss')
plot.plot(epochs, val_loss, 'b', label='Validation loss')
plot.title('Training and validation loss')
plot.xlabel('Epochs')
plot.ylabel('Loss')
plot.legend()
# Построение графика точности
plot.figure(2)
plot.plot(epochs, acc, 'bo', label='Training acc')
plot.plot(epochs, val_acc, 'b', label='Validation acc')
plot.title('Training and validation accuracy')
plot.xlabel('Epochs')
plot.ylabel('Accuracy')
plot.legend()
plot.show()
```