

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

ОТЧЕТ
по лабораторной работе №3
по дисциплине «Искусственные нейронные сети»
Тема: Регрессионная модель изменения цен на дома в Бостоне

Студентка гр. 8382

Кулачкова М.К.

Преподаватель

Жангиров Т.Р.

Санкт-Петербург

2021

Цель работы

Реализовать предсказание медианной цены на дома в пригороде Бостона в середине 1970-х по таким данным, как уровень преступности, ставка местного имущественного налога и т.д.

Данный набор содержит относительно немного образцов данных: всего 506, разбитых на 404 обучающих и 102 контрольных образца. Каждый признак во входных данных имеет свой масштаб: например, некоторые признаки являются пропорциями и имеют значения между 0 и 1, другие – между 1 и 12 и т.д.

Задачи

- Ознакомиться с задачей регрессии
- Изучить отличие задачи регрессии от задачи классификации
- Создать модель
- Настроить параметры обучения
- Обучить и оценить модели
- Ознакомиться с перекрестной проверкой

Требования

- Объяснить различия задач классификации и регрессии
- Изучить влияние количества эпох на результат обучения модели
- Выявить точку переобучения
- Применить перекрестную проверку по K блокам при различных K
- Построить графики ошибки и точности во время обучения для моделей, а также усредненные графики для всех моделей

Выполнение работы

Задача классификации заключается в том, чтобы отнести объект к одной из конечного числа категорий, например, разделить фотографии животных на

фотографии кошек и собак. Задача регрессии же заключается в предсказании значения некоей функции, у которой может быть бесконечно много разных значений, например, нужно по росту человека предсказать его вес.

В программу загружаются данные о недвижимости в пригороде Бостона. Для того, чтобы облегчить обучение сети, осуществляется нормализация данных – в результате все признаки центрируются по нулевому значению и имеют стандартное отклонение, равное единице.

Строится модель сети:

```
model.add(Dense(64, activation='relu',  
input_shape=(train_data.shape[1],)))  
model.add(Dense(64, activation='relu'))  
model.add(Dense(1))  
model.compile(optimizer='rmsprop', loss='mse',  
metrics=['mae'])
```

Сеть включает в себя два скрытых слоя с функцией активации *relu* и выходной слой без функции активации (линейный слой) – такая конфигурация позволяет получать значения из любого диапазона, что соответствует задаче регрессии. В качестве функции потерь выбрана функция среднеквадратичной ошибки $MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_i - \hat{Y}_i)^2$, где Y_i – целевое значение, \hat{Y}_i – предсказанное значение. Также для оценки работы нейросети отслеживается величина средней абсолютной ошибки $MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_i - \hat{Y}_i|$.

Для более надежной проверки качества модели используется перекрестная проверка по k блокам. Имеющиеся в наличии данные разбиваются на k частей. Одна из этих частей выбирается в качестве валидационного множества, остальные k-1 используются для обучения модели. Процедура повторяется k раз, при этом каждый раз для проверки выбираются разные части. По полученным оценкам выбирается среднее значение, которое принимается за оценку модели.

Проведем перекрестную проверку модели по 4 блокам. Каждую из полученных моделей будем обучать в течение 100 эпох. На рисунках 1-8 изображены графики потерь (среднеквадратичной ошибки) и средней

абсолютной ошибки на обучающем и валидационном множествах в процессе обучения каждой из моделей.

Модель 1:

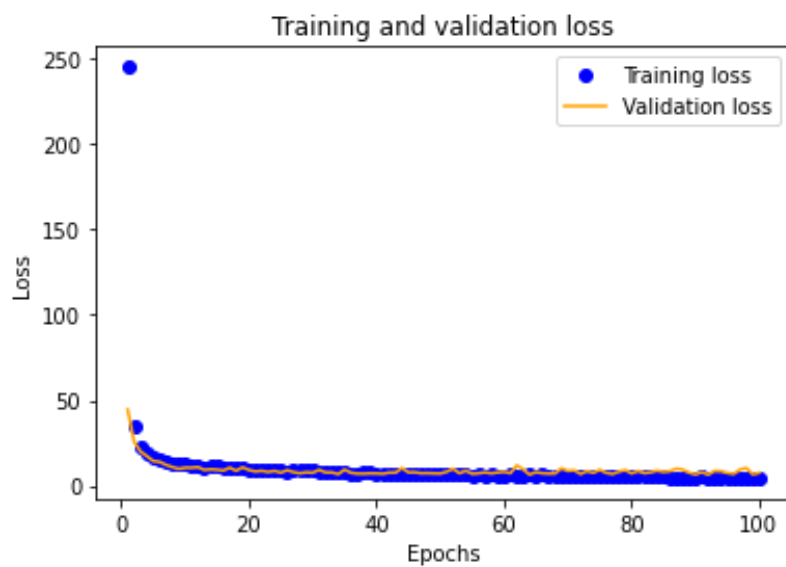


Рисунок 1

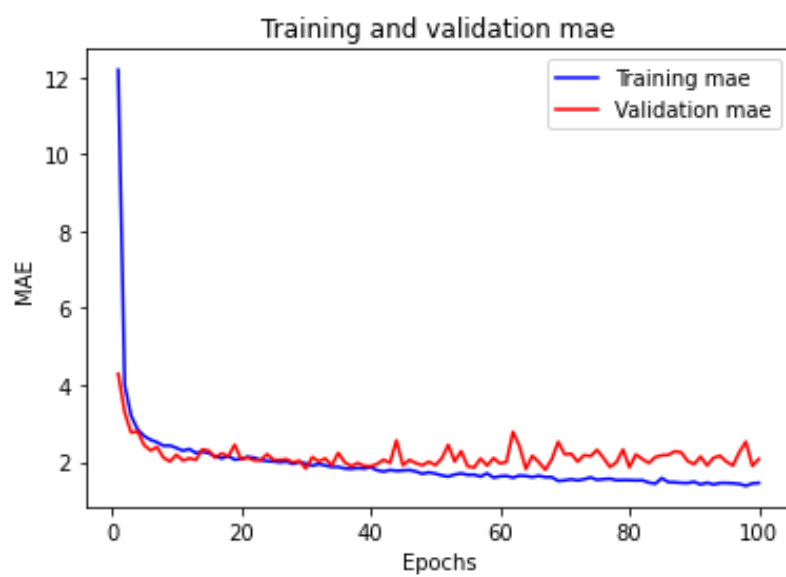


Рисунок 2

Модель 2:

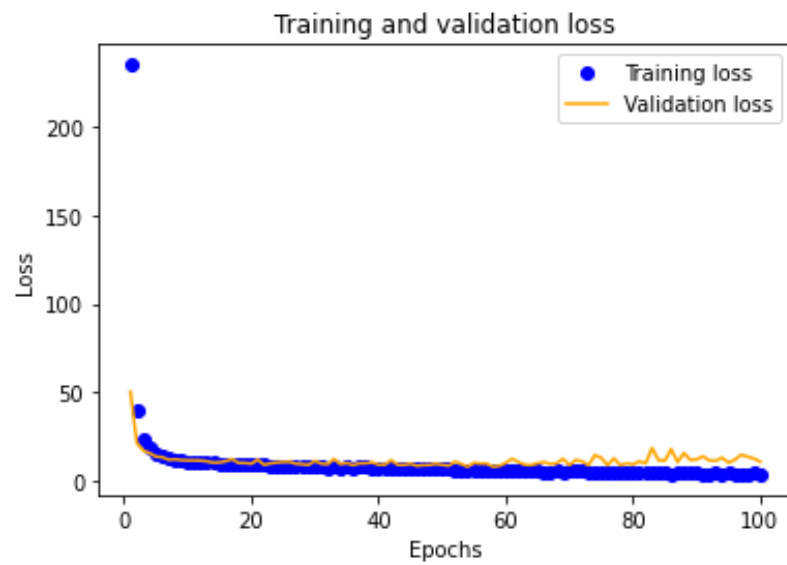


Рисунок 3

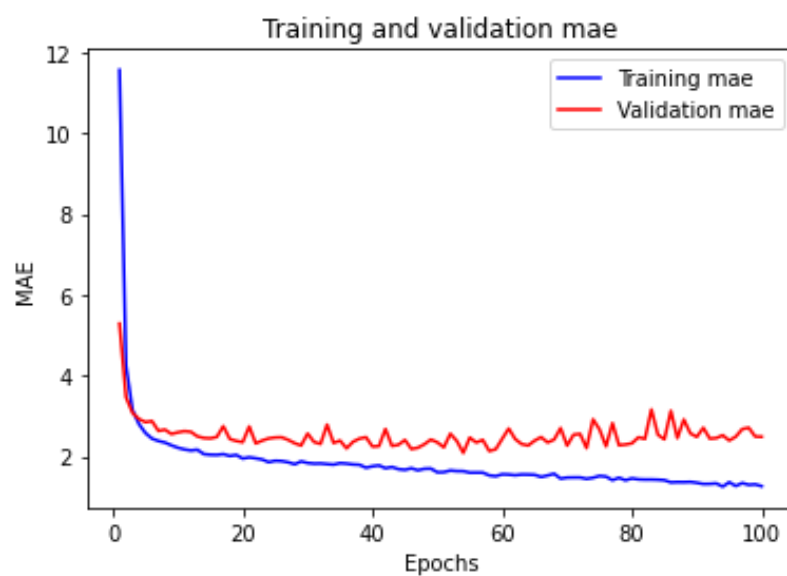


Рисунок 4

Модель 3:

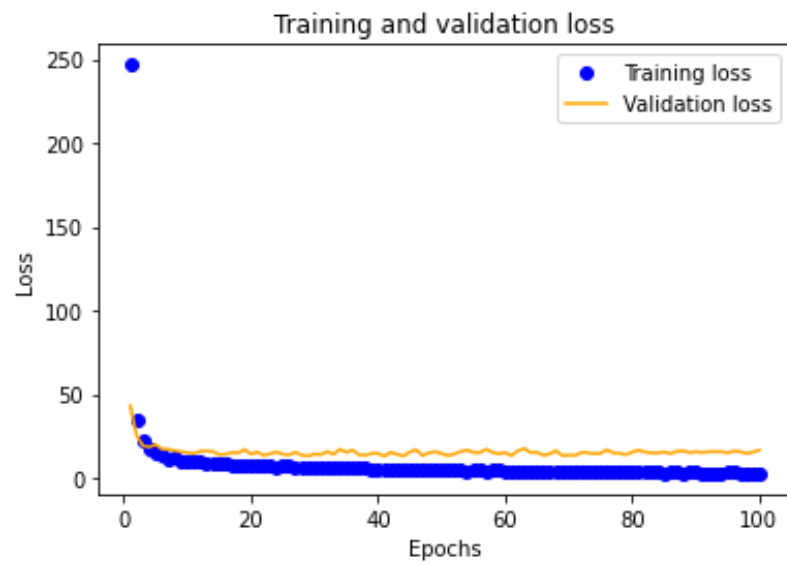


Рисунок 5

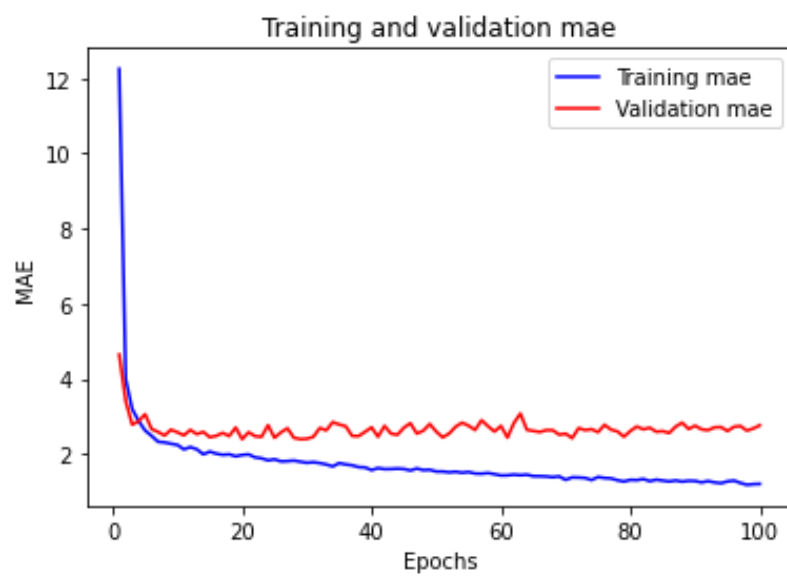


Рисунок 6

Модель 4:

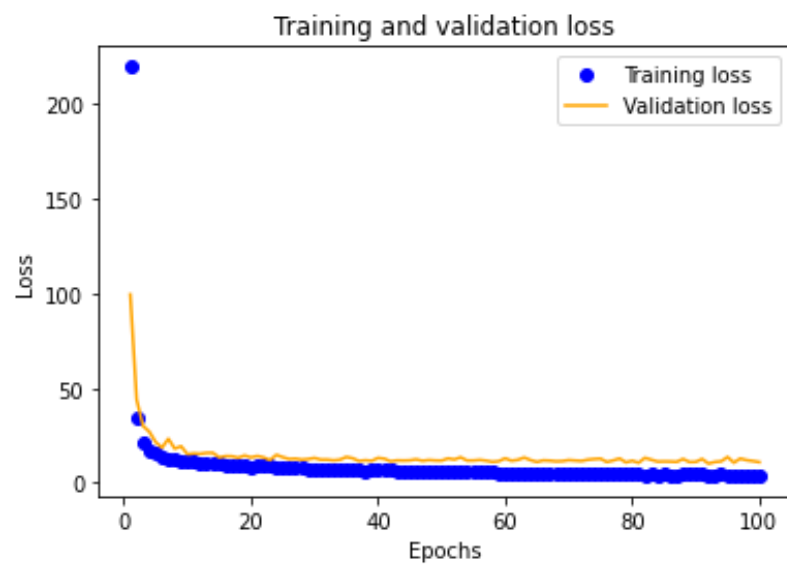


Рисунок 7

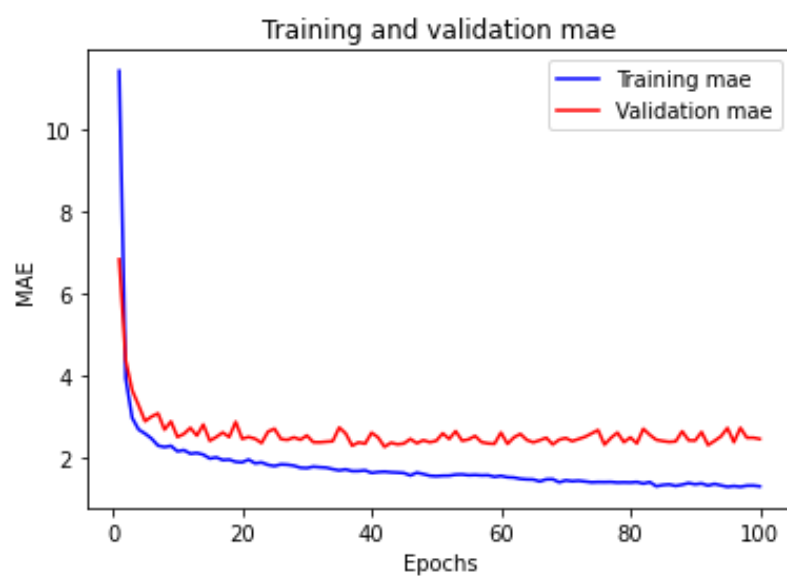


Рисунок 8

На рисунках 9 и 10 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки по всем моделям.

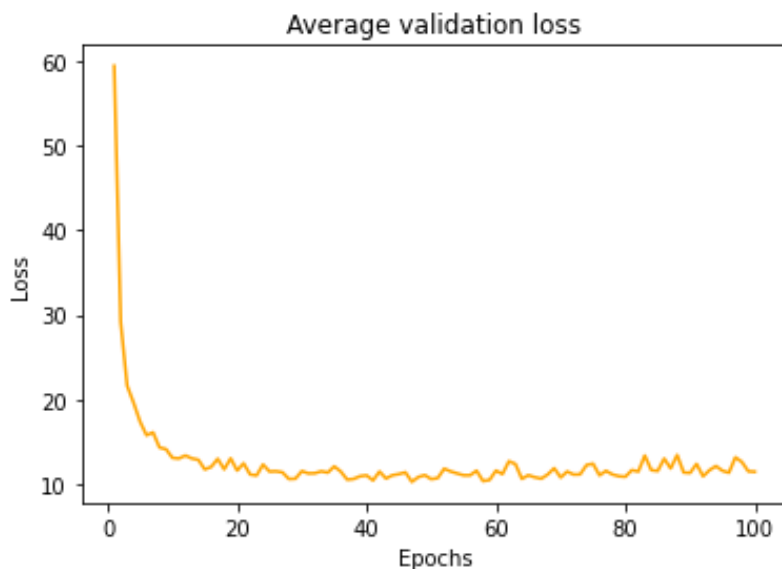


Рисунок 9

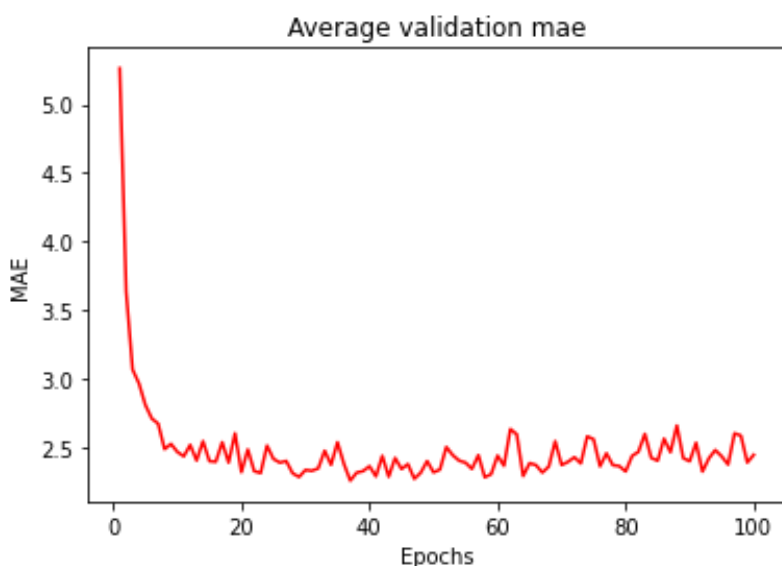


Рисунок 10

Полученная оценка модели (среднее значение средней абсолютной ошибки по всем моделям): 2.44, т. е. средняя разница между реальной и предсказанной ценой составляет \$2440.

На графиках 1-10 видно, что в среднем примерно после 40-й эпохи средняя абсолютная ошибка на валидационных данных перестает уменьшаться и начинает расти. Это свидетельствует о переобучении модели.

Сократим число эпох, в течение которых обучаются модели, до 40. Также проведем перекрестную проверку по 4 блокам. Графики потерь и средней абсолютной ошибки для каждой из моделей изображены на рис. 11-18.

Модель 1:

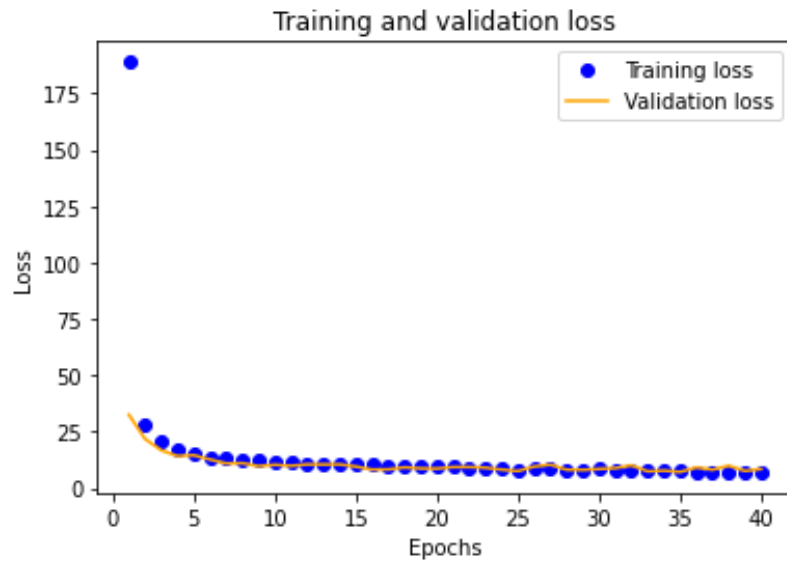


Рисунок 11

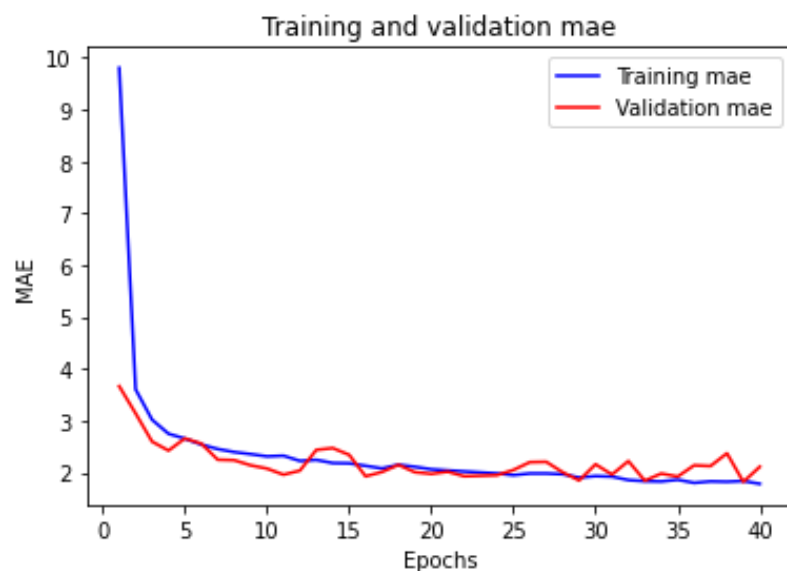


Рисунок 12

Модель 2:

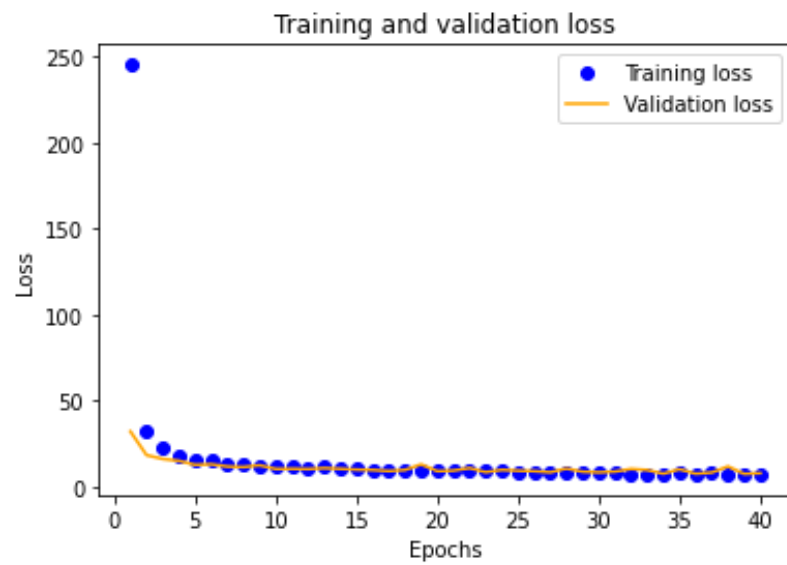


Рисунок 13

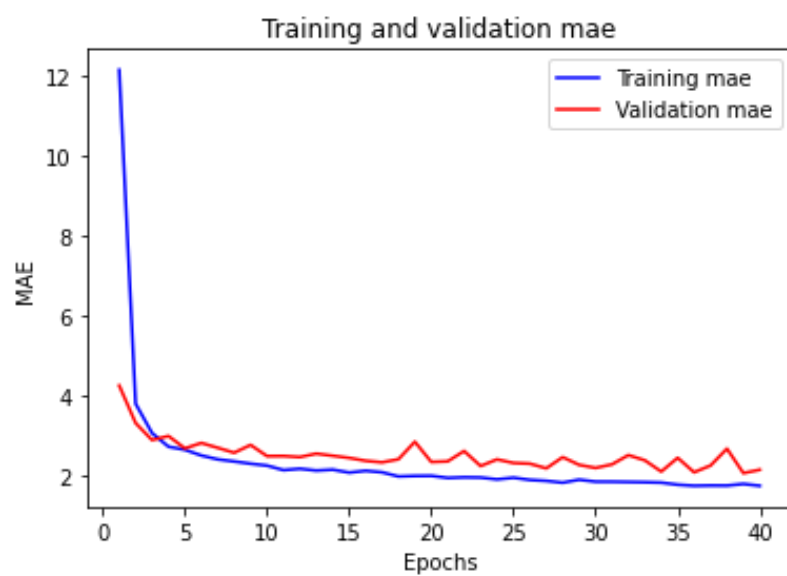


Рисунок 14

Модель 3:

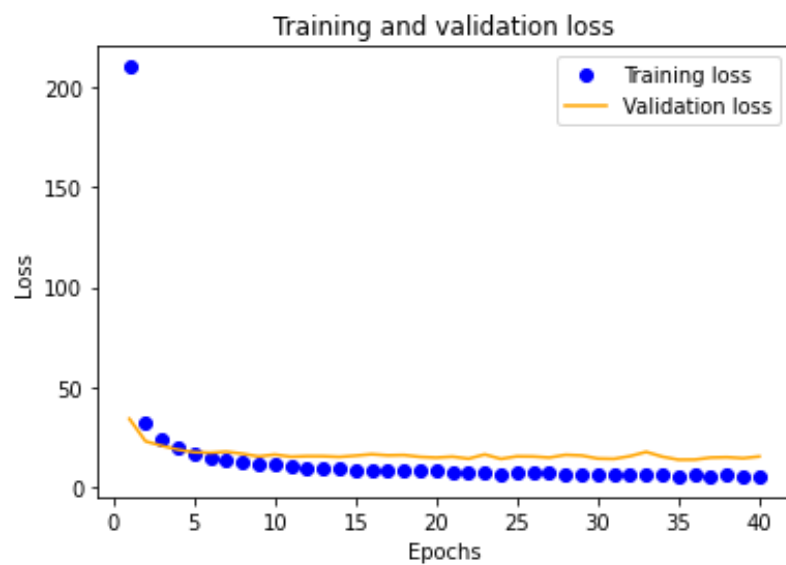


Рисунок 15

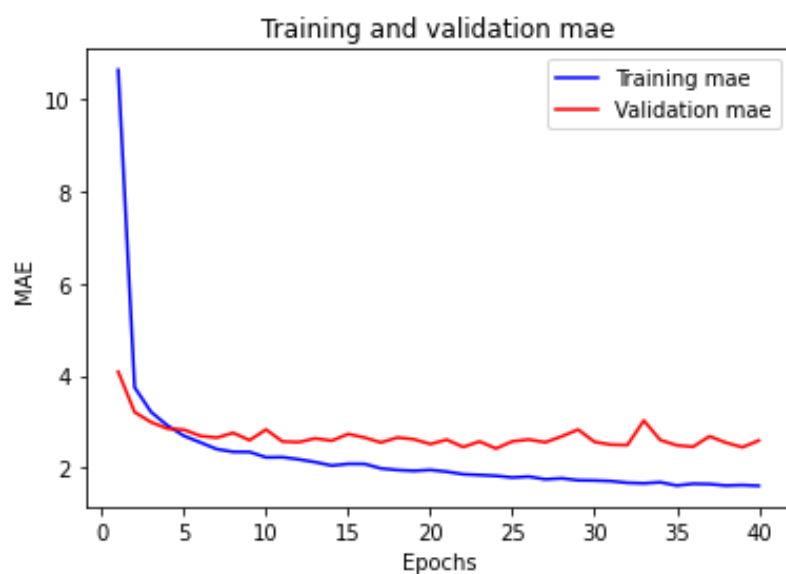


Рисунок 16

Модель 4:

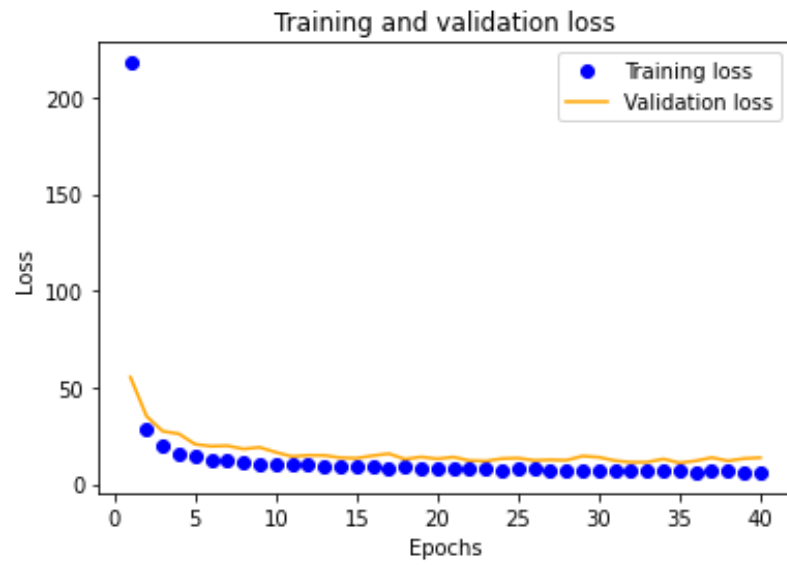


Рисунок 17

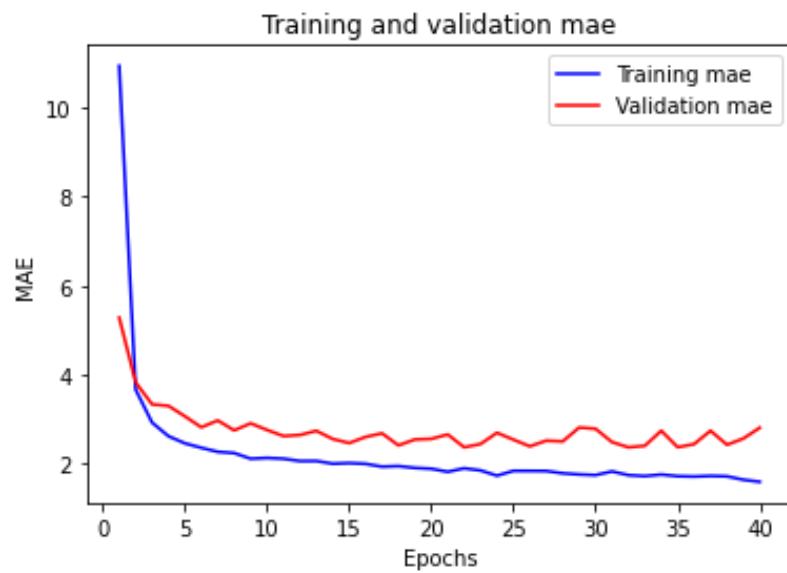


Рисунок 18

На рисунках 19 и 20 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки в процессе обучения по всем моделям.

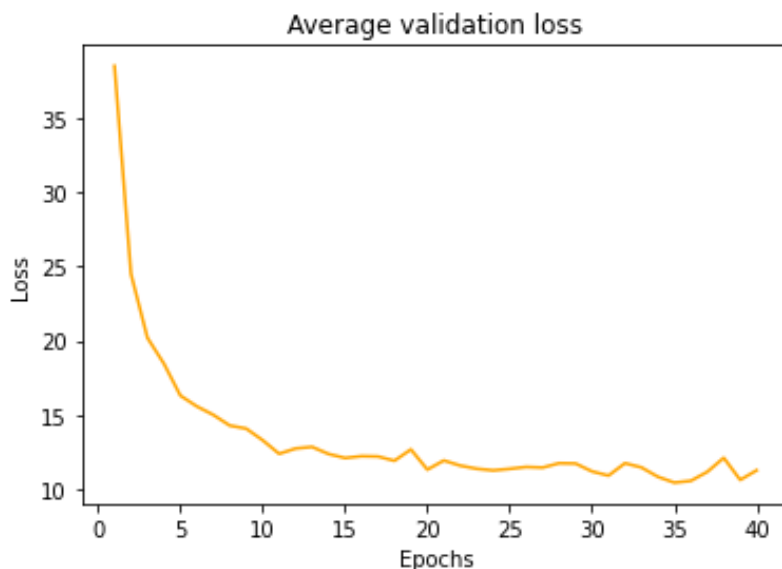


Рисунок 19

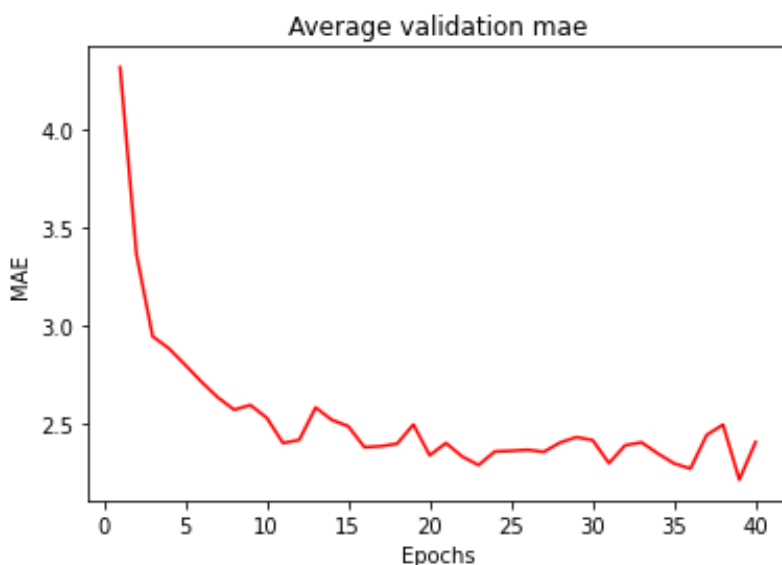


Рисунок 20

При такой конфигурации получили среднее значение средней абсолютной ошибки, равное 2.41. Этот результат немного лучше, чем при обучении моделей в течение 100 эпох.

Увеличим число блоков, по которым осуществляется перекрестная проверка, до 6. Обучение моделей будет осуществляться в течение 40 эпох.

Графики потерь и средней абсолютной ошибки для каждой из полученных моделей представлены на рис. 21-32.

Модель 1:

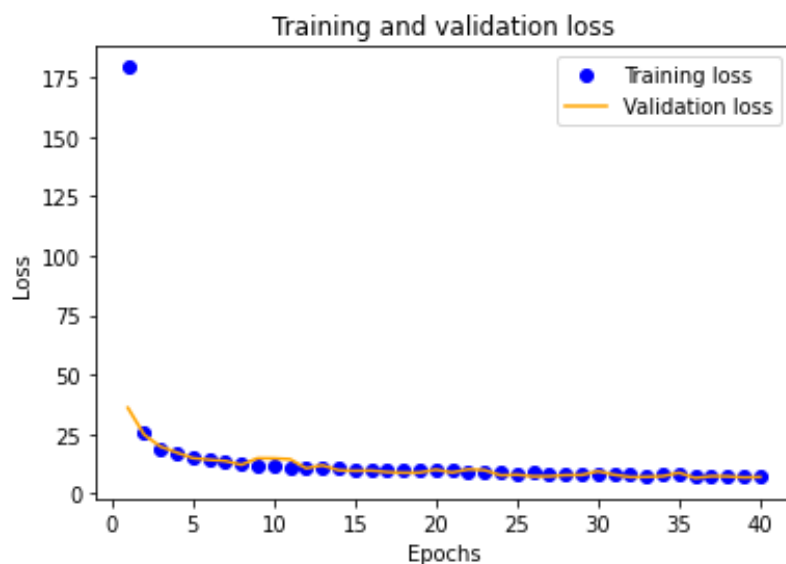


Рисунок 21

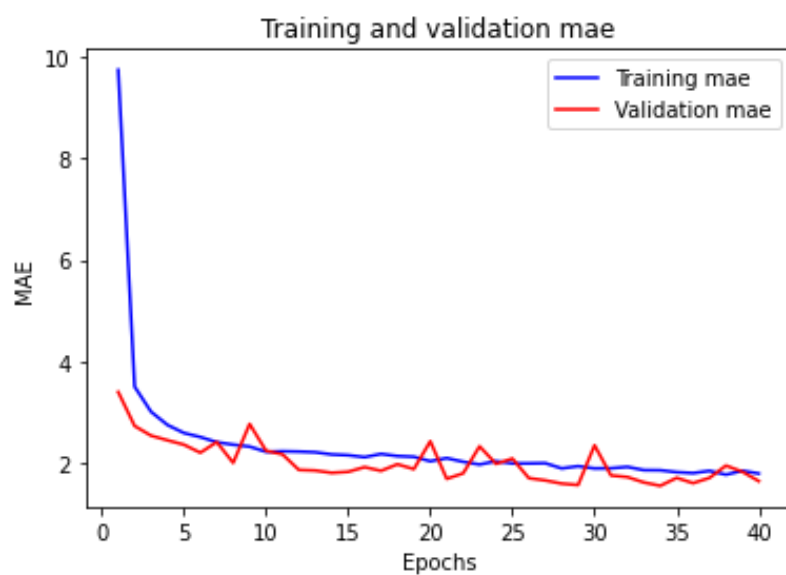


Рисунок 22

Модель 2:

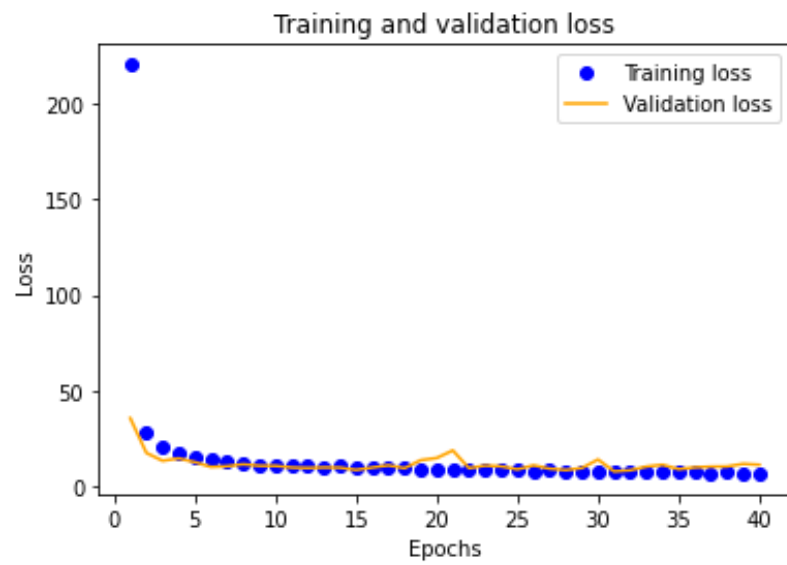


Рисунок 23

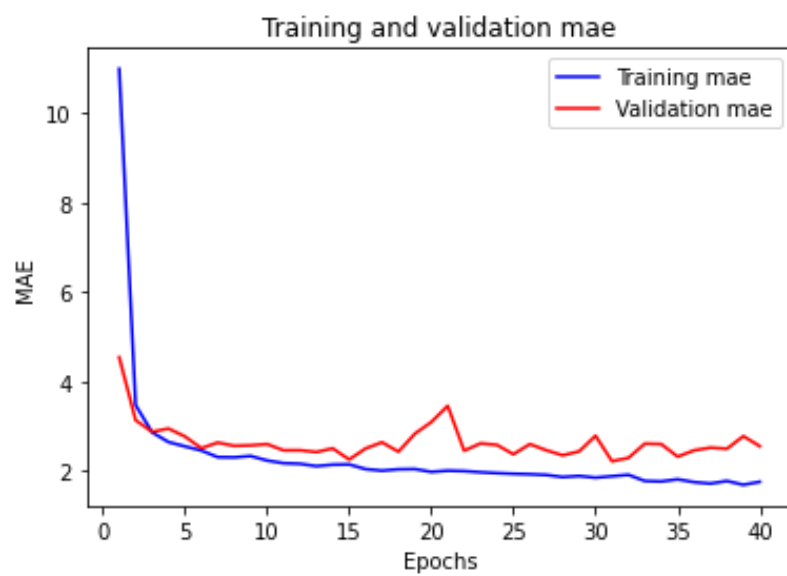


Рисунок 24

Модель 3:

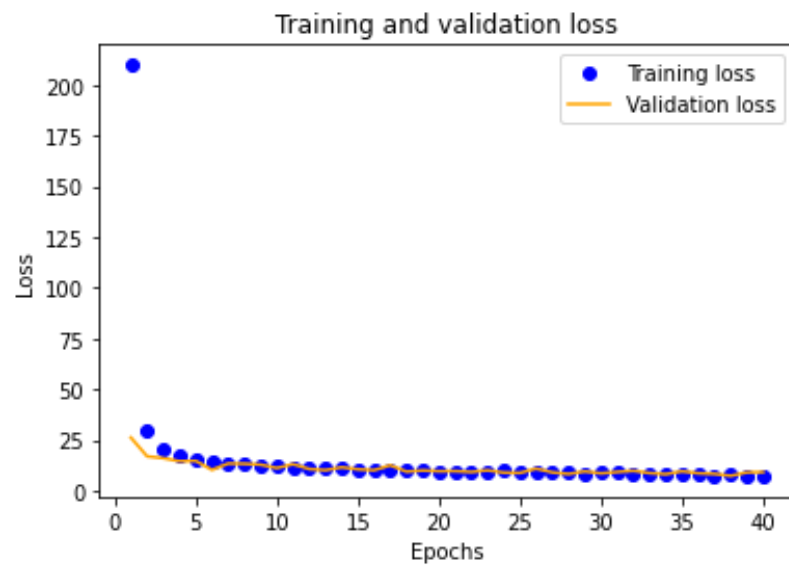


Рисунок 25

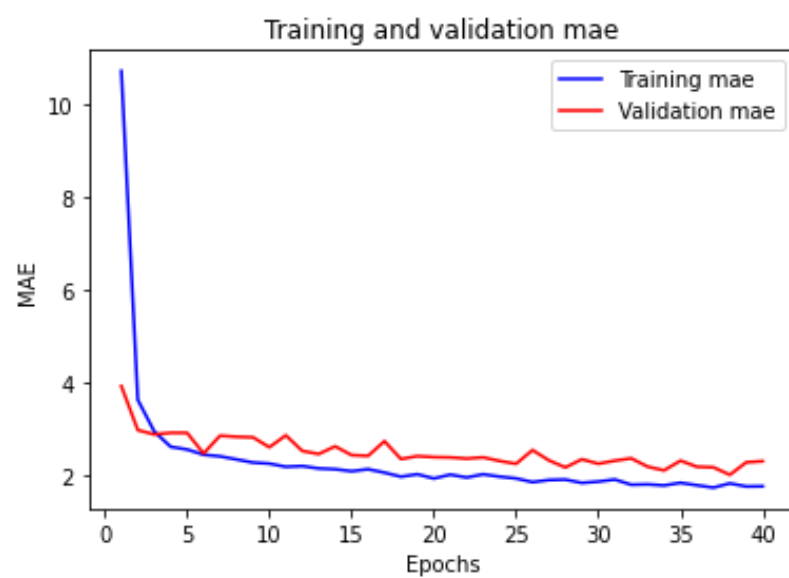


Рисунок 26

Модель 4:

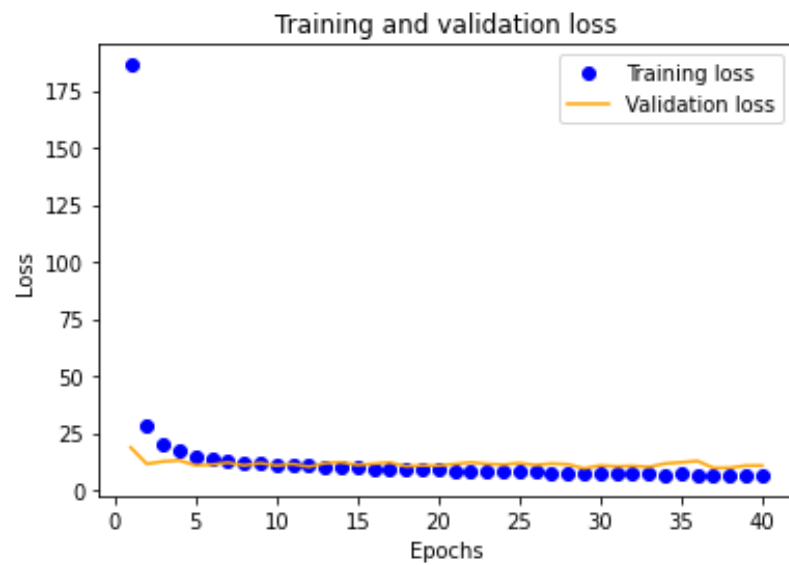


Рисунок 27

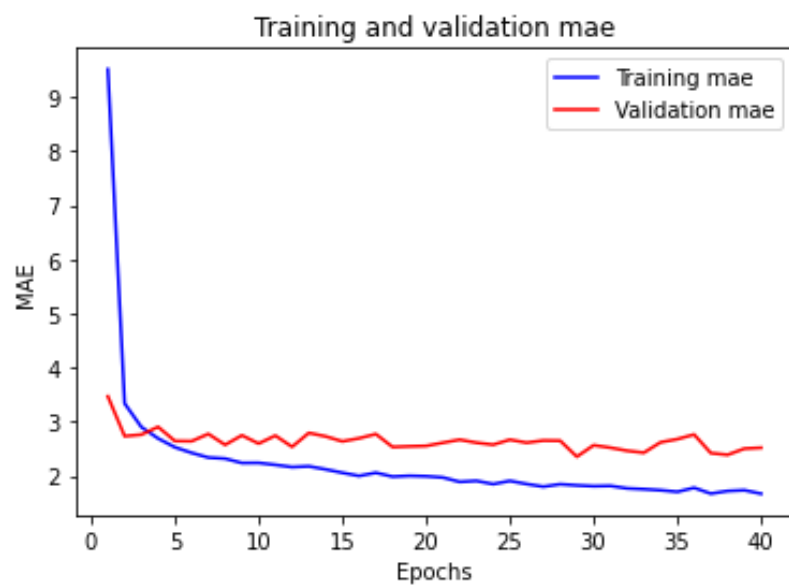


Рисунок 28

Модель 5:

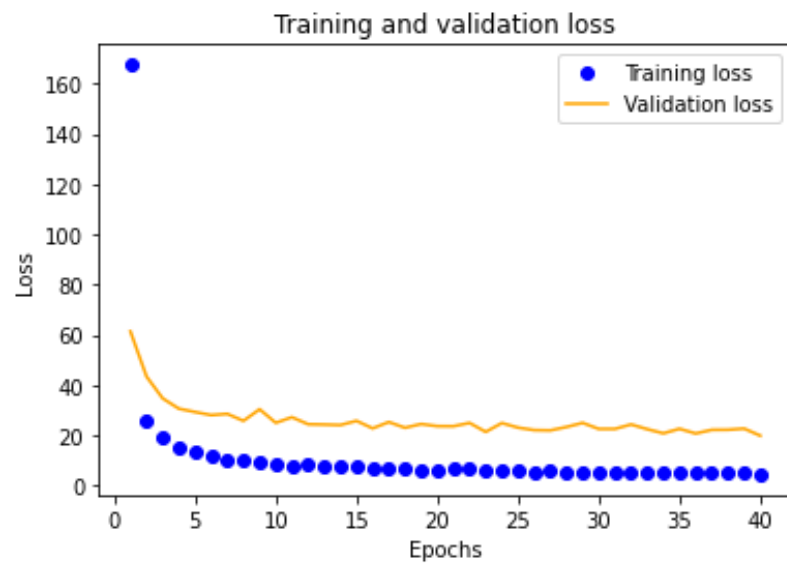


Рисунок 29

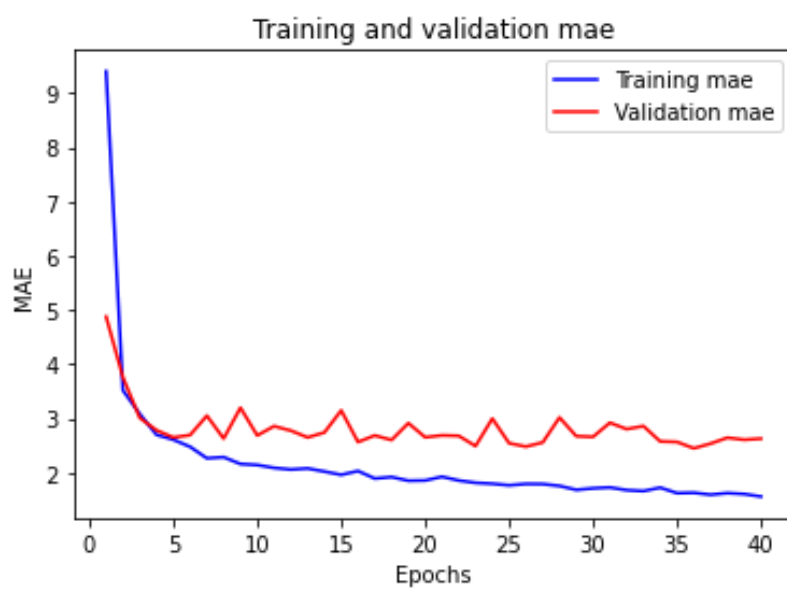


Рисунок 30

Модель 6:

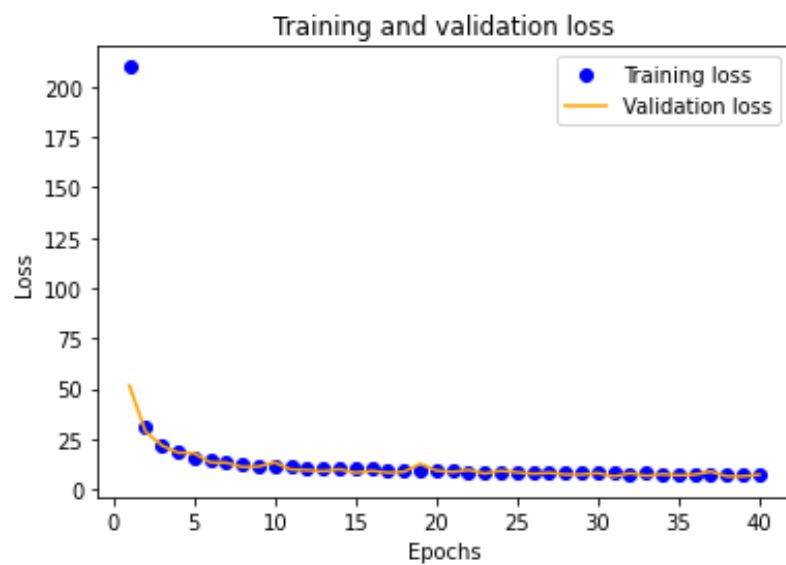


Рисунок 31

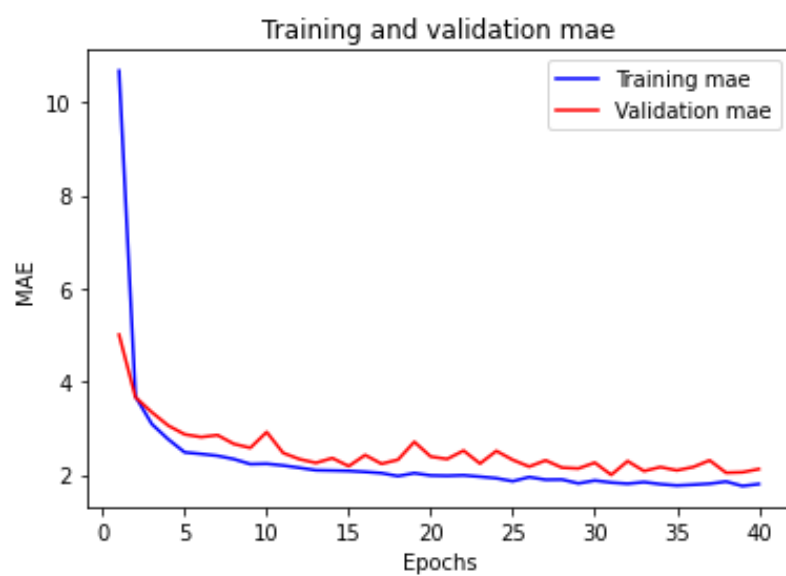


Рисунок 32

На рисунках 33 и 34 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки по всем моделям.

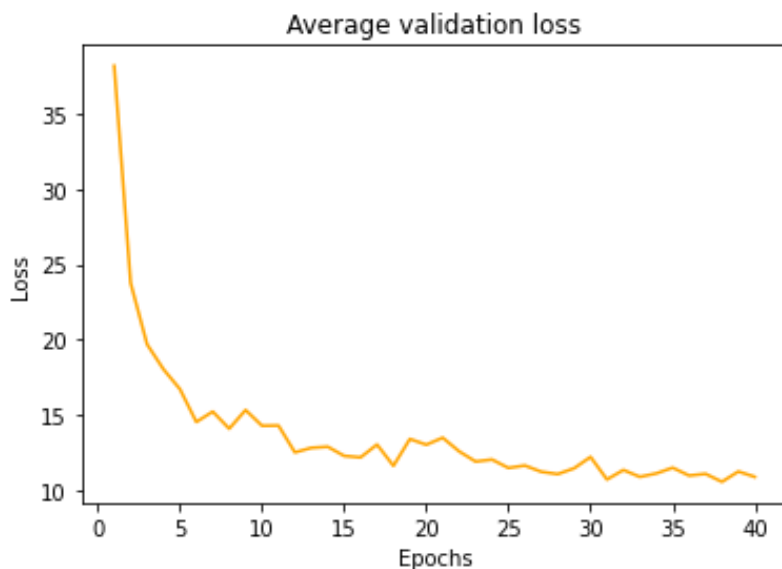


Рисунок 33

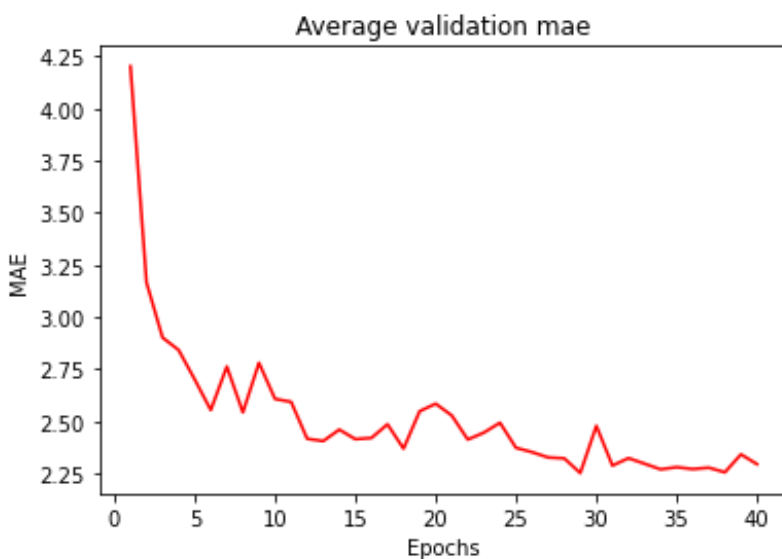


Рисунок 34

Среднее значение средней абсолютной ошибки по всем моделям составляет 2.295. Таким образом, в среднем разница между целевым и предсказанным значениями при перекрестной проверке по 6 блокам меньше, чем при проверке по 4 блокам.

Выводы

В ходе выполнения работы была изучена задача регрессии и ее отличия от задачи классификации. Была создана искусственная нейронная сеть, предсказывающая цены на дома в пригороде Бостона. Изучено влияние количества эпох на результат обучения модели: если модель обучается в течение слишком большого количества эпох, она слишком сильно «подстраивается» под обучающие данные и плохо предсказывает результат для новых данных. По графикам точности и ошибок определена точка переобучения модели. Оценка качества модели была осуществлена при помощи перекрестной проверки сначала по 4, а затем по 6 блокам.