

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. 8383

Гречко В.Д.

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

Выполнение работы

Отличие задачи регрессии от задачи классификации – первая предсказывает значение некоторой функции (без ограничения на её значения), а вторая разделяет объекты по принадлежности к заданным классам.

В программу загружаются данные о недвижимости в пригороде Бостона. Так как передача в нейронную сеть значений, имеющие самые разные диапазоны проблематична, то на практике к таким данным принято применять нормализацию: для каждого признака во входных данных (столбца в матрице входных данных) из каждого значения вычитается среднее по этому признаку, и разность делится на стандартное отклонение, в результате признак центрируется по нулевому значению и имеет стандартное отклонение, равное единице.

Типичная конфигурация для скалярной регрессии – это наличие последнего одномерным слоем, не имеющим функции активации. Кроме того, сеть компилируется с функцией потерь *mse* — *mean squared error* (среднеквадратичная ошибка). Также добавлен новый параметр на этапе обучения: *mae* — *mean absolute error* (средняя абсолютная ошибка). Это абсолютное значение разности между предсказанными и целевыми значениями.

Для более надежной проверки качества модели применяется перекрестная проверка по К блокам (K-fold cross-validation). Суть ее заключается в разделении доступных данных на К блоков (обычно $K = 4$ или 5), создании К идентичных моделей и обучении каждой на $K-1$ блоках с оценкой по оставшимся блокам. По полученным К оценкам вычисляется среднее значение, которое принимается как оценка модели.

Первый шаг:

$K = 4$, обучение проводится в течение 100 эпох.

Модель 1

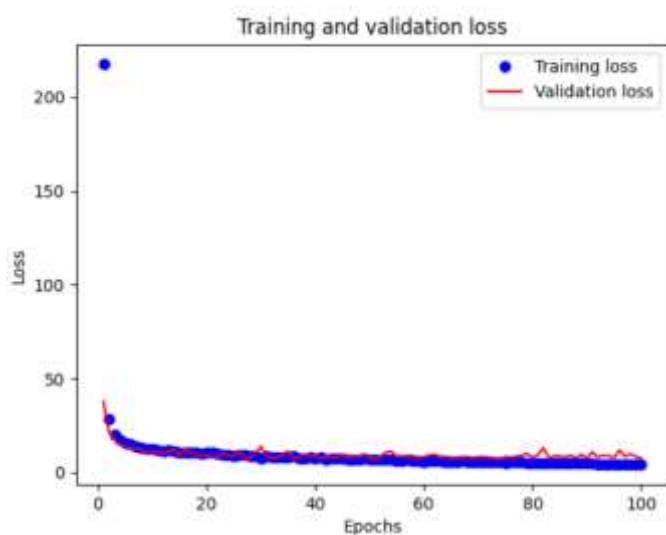


График потерь

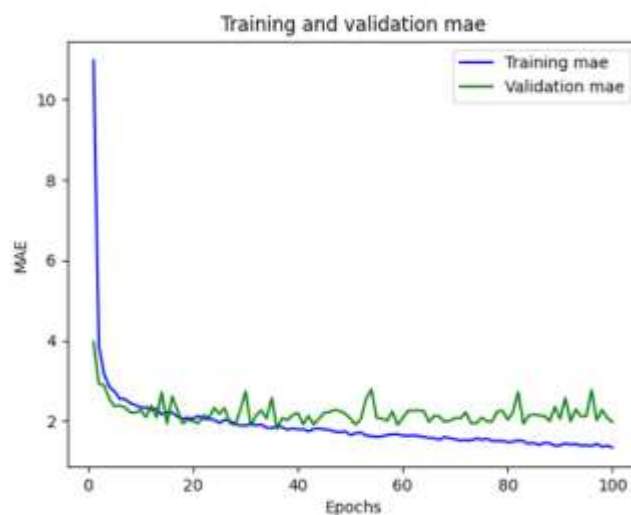


График средней абсолютной ошибки

Модель 2

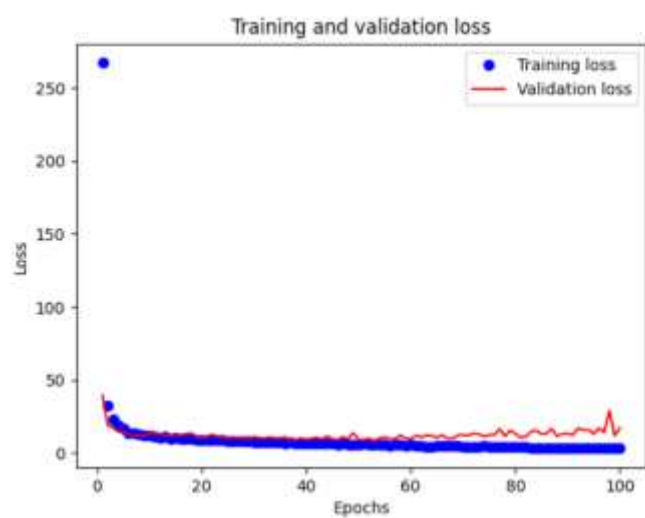


График потерь

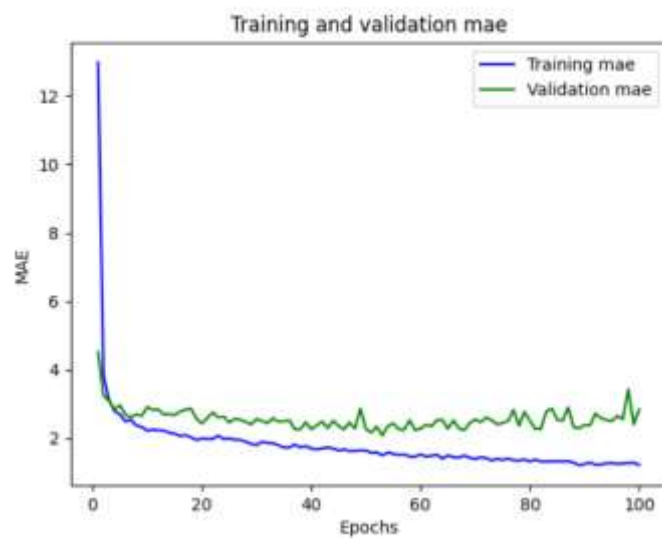


График средней абсолютной ошибки

Модель 3

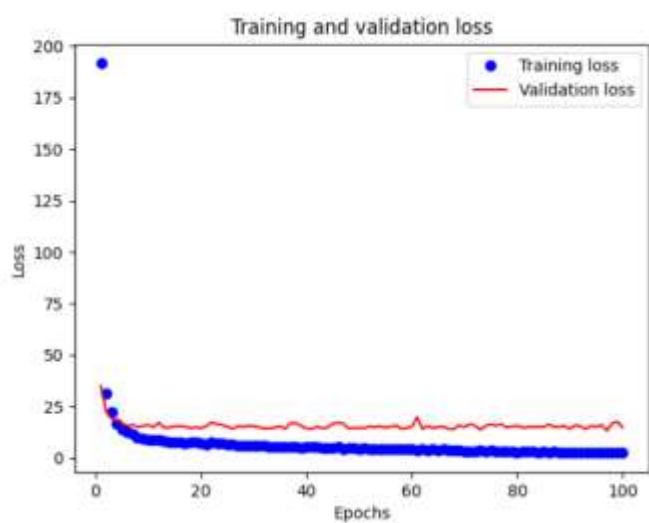


График потерь

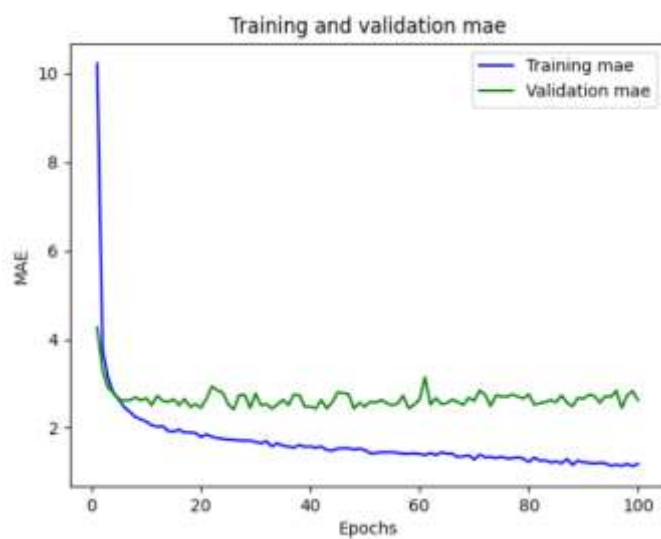


График средней абсолютной ошибки

Модель 4

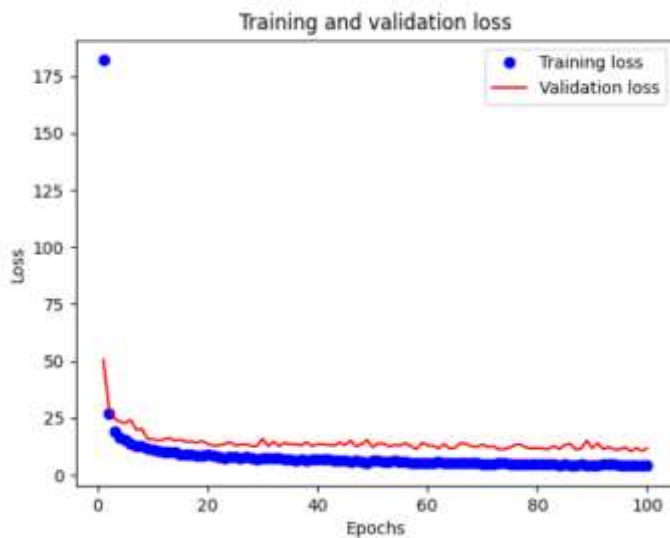


График потерь

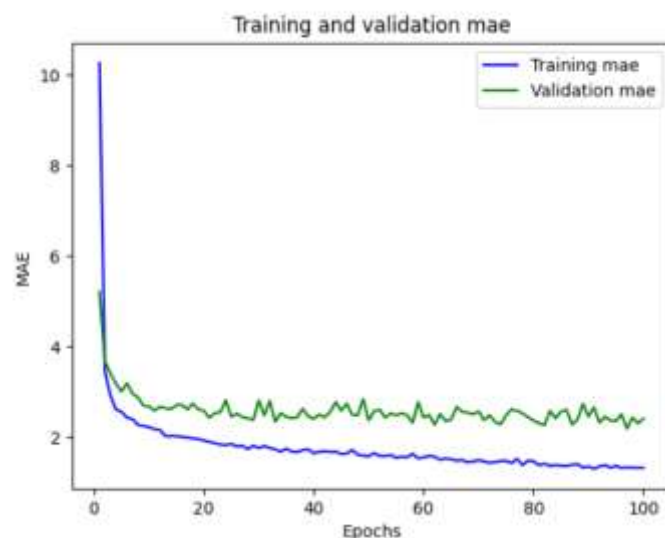


График средней абсолютной ошибки

На рисунке 1 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки по всем моделям.

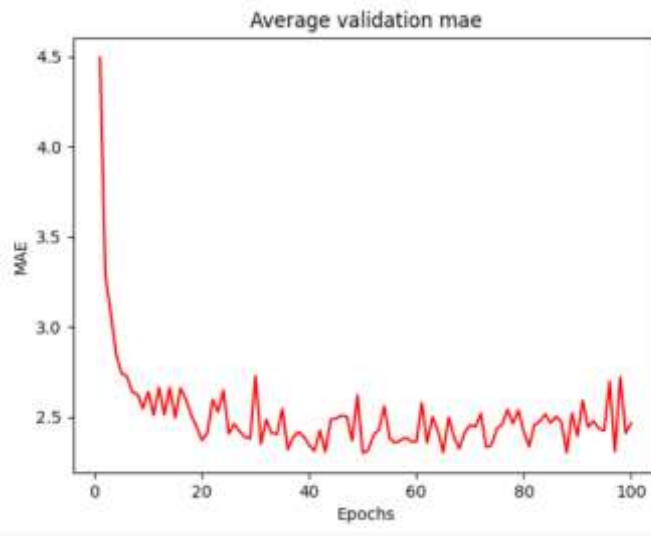
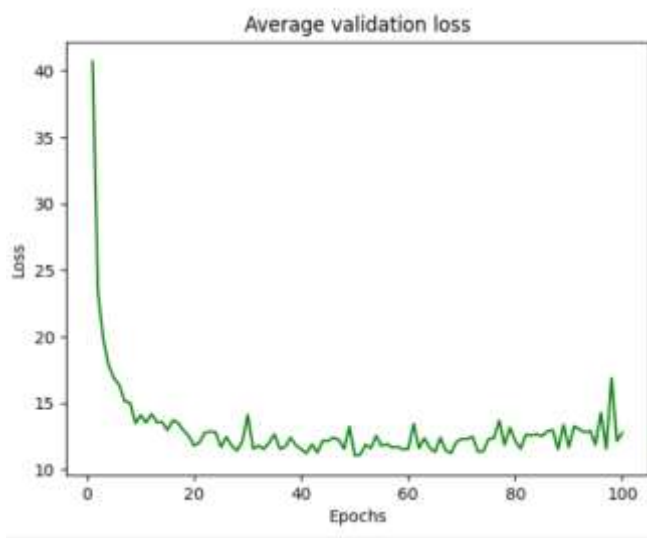


Рисунок 1 – Графики потерь и средней абсолютной ошибки

Среднее значение средней абсолютной ошибки по всем моделям составило 2.46. По графикам можно говорить, что после примерно 50-й эпохи график средней абсолютной ошибки начинает вновь расти и значит имеет место переобучение модели.

Второй шаг:

Теперь сократим число эпох до 50.

Модель 1

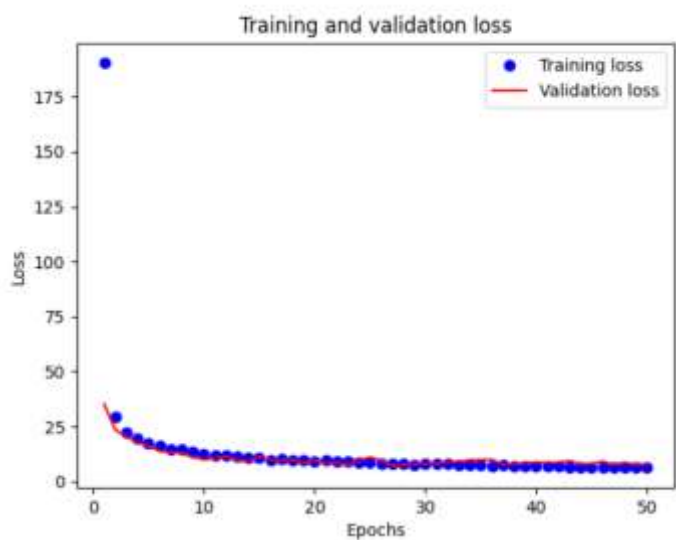


График потерь

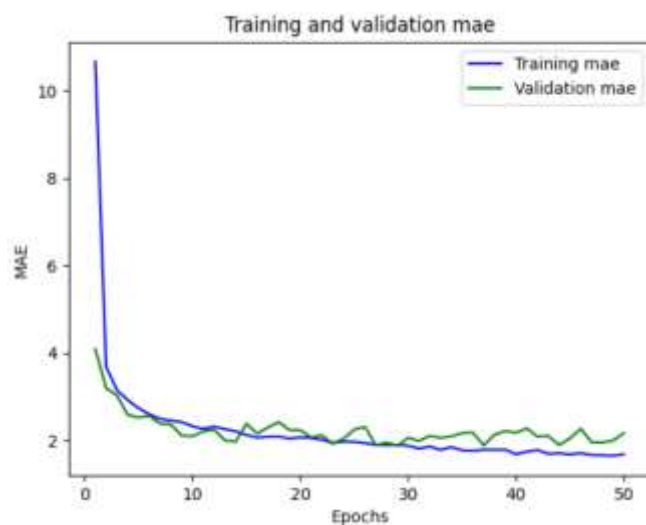


График средней абсолютной ошибки

Модель 2

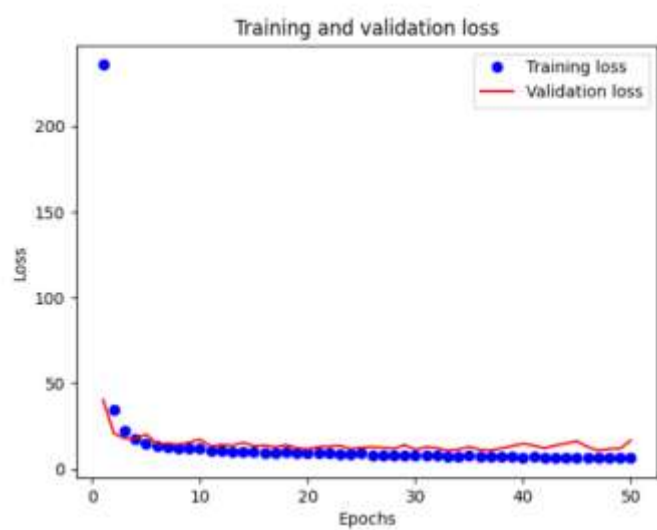


График потерь

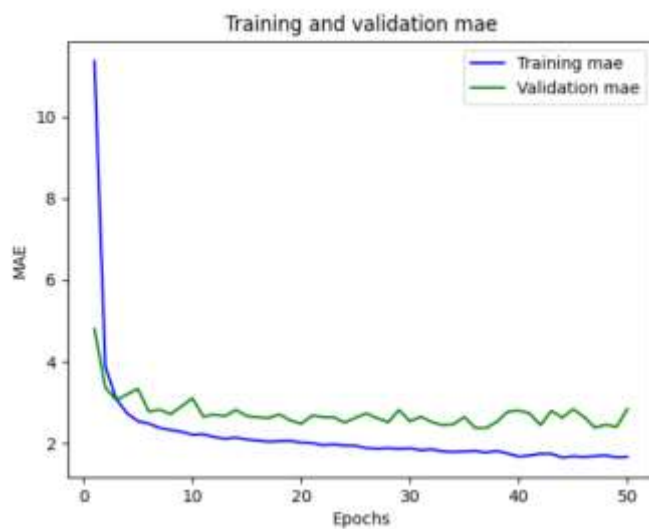


График средней абсолютной ошибки

Модель 3

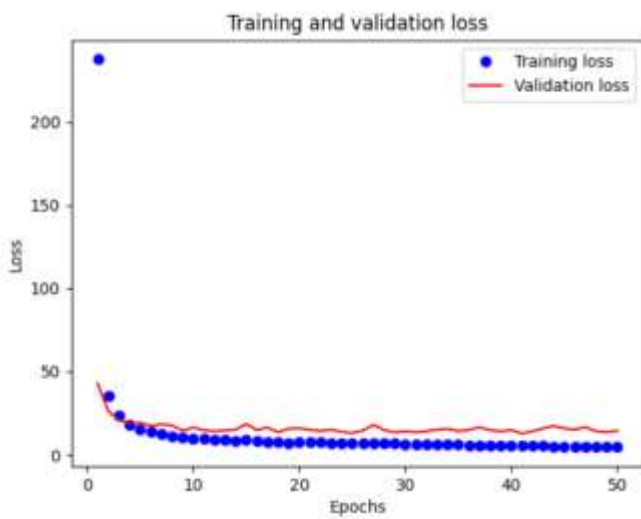


График потерь

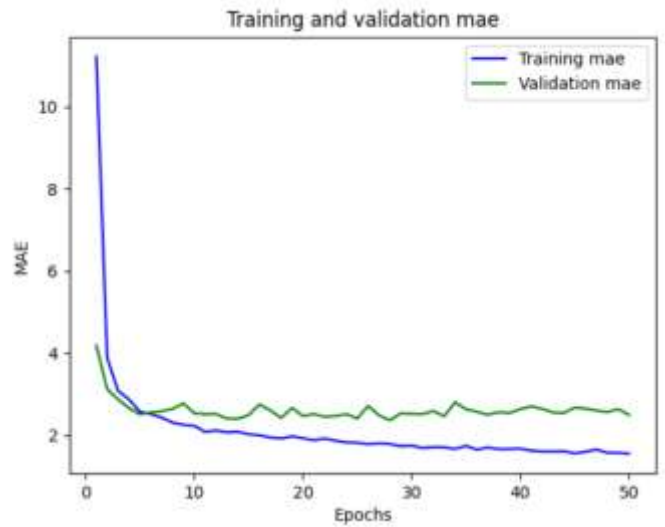


График средней абсолютной ошибки

Модель 4

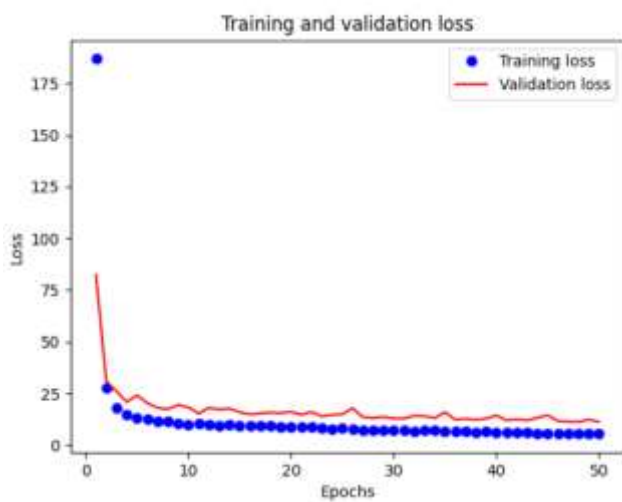


График потерь

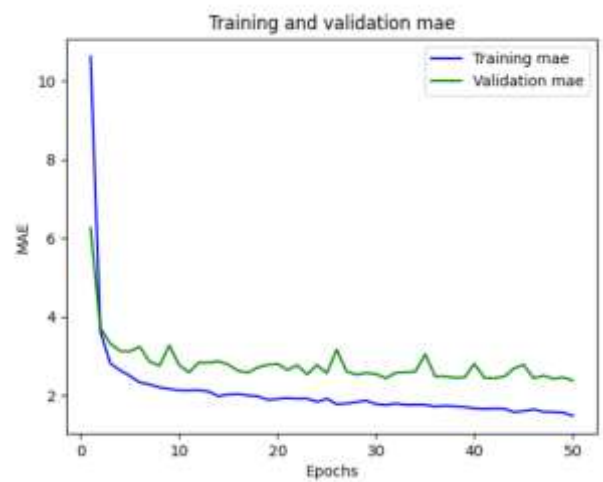


График средней абсолютной ошибки

На рисунке 2 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки по всем моделям.

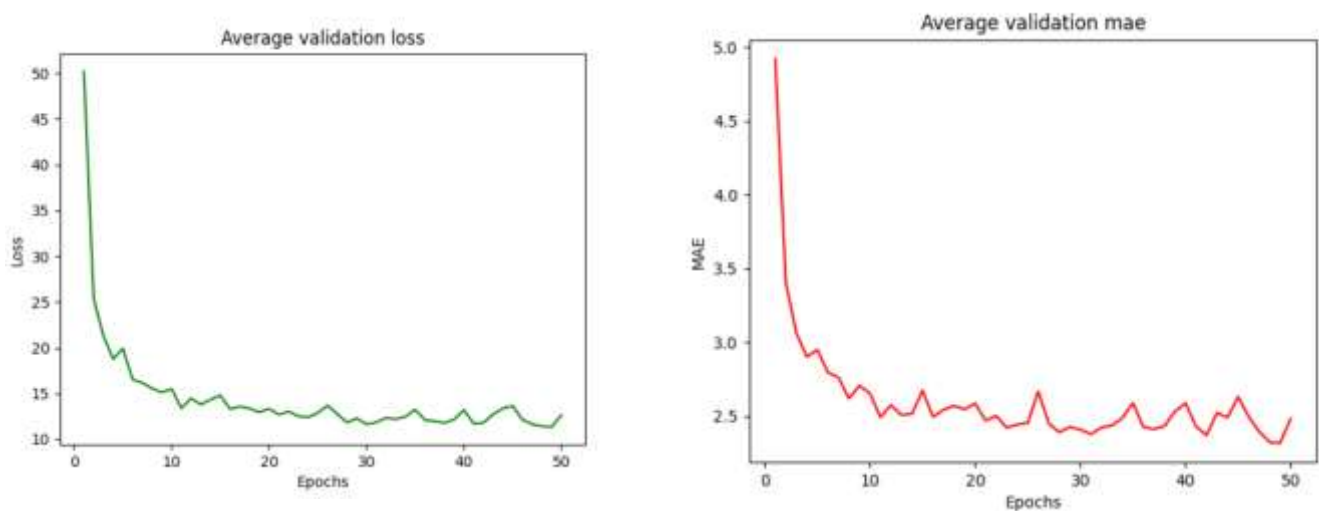


Рисунок 2 – Графики потерь и средней абсолютной ошибки

Среднее значение средней абсолютной ошибки по всем моделям составило 2.41.

Третий шаг:

Теперь попробуем увеличить число блоков до 7. Количество эпох не изменилось.

Модель 1

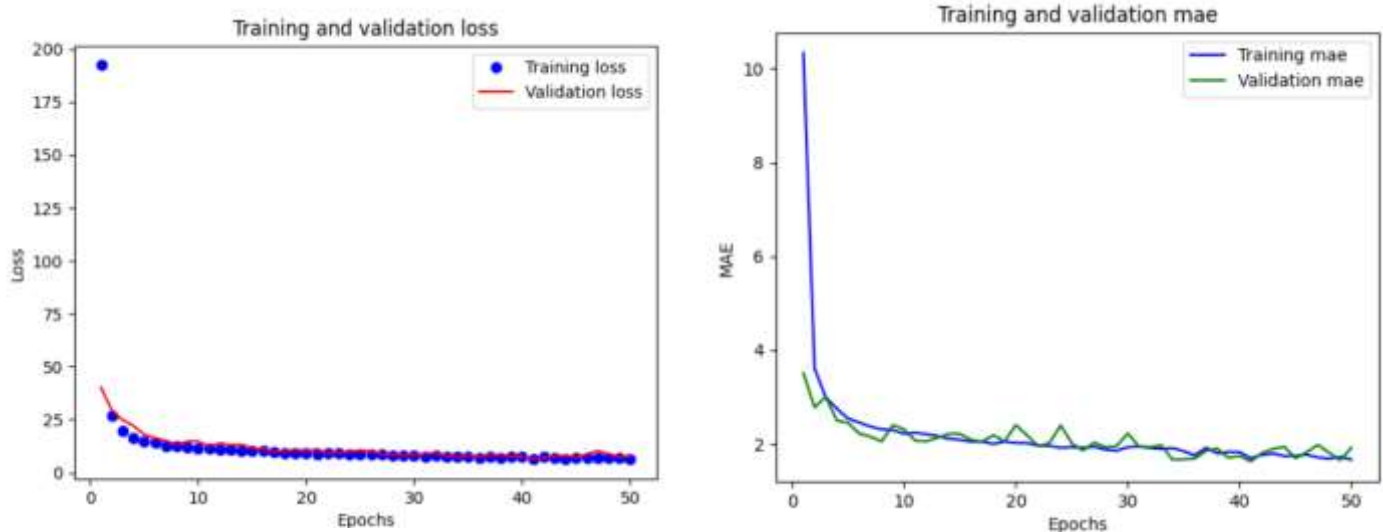


График потерь

График средней абсолютной ошибки

Модель 2

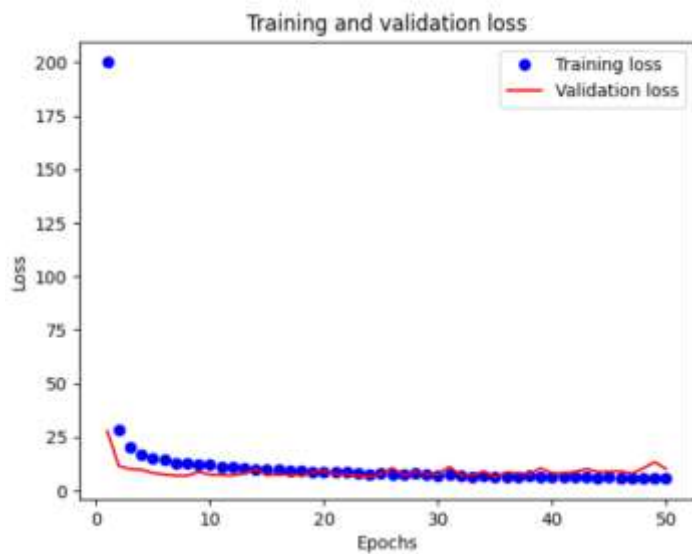


График потерь

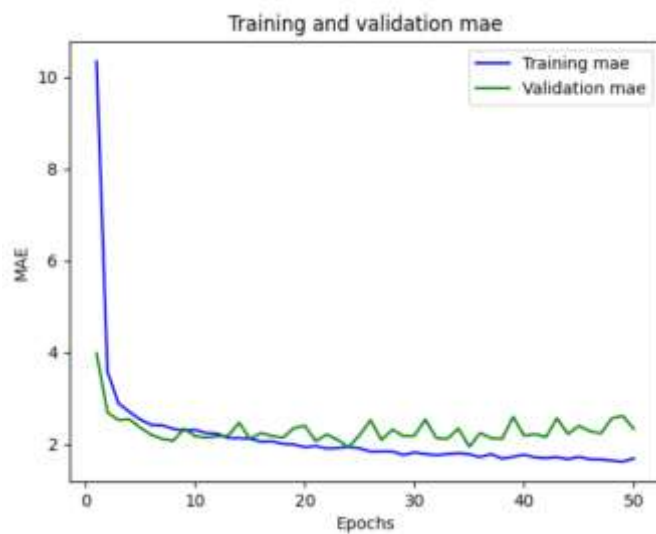


График средней абсолютной ошибки

Модель 3

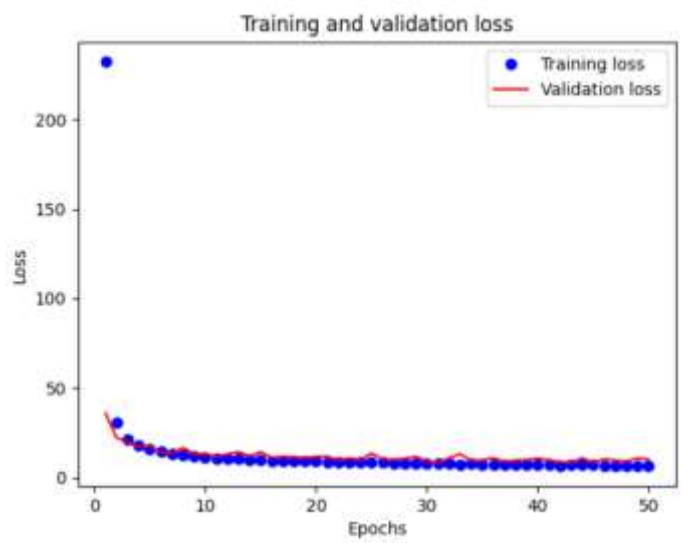


График потерь

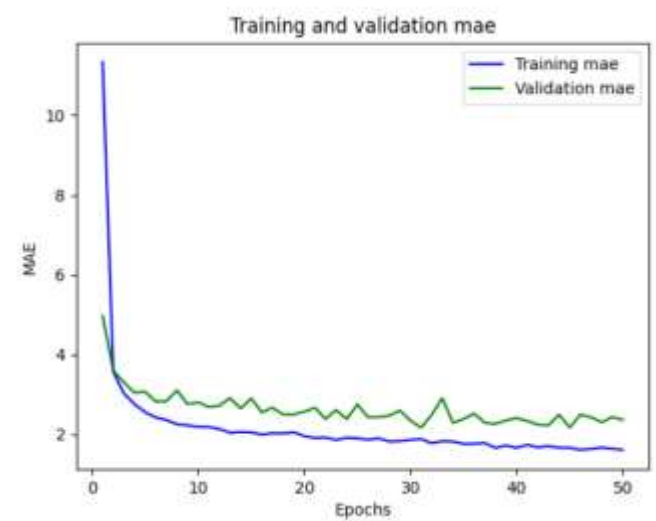


График средней абсолютной ошибки

Модель 4

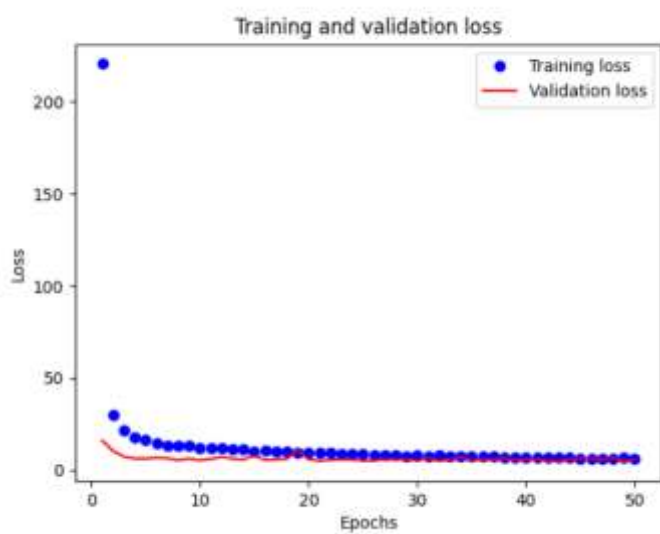


График потерь

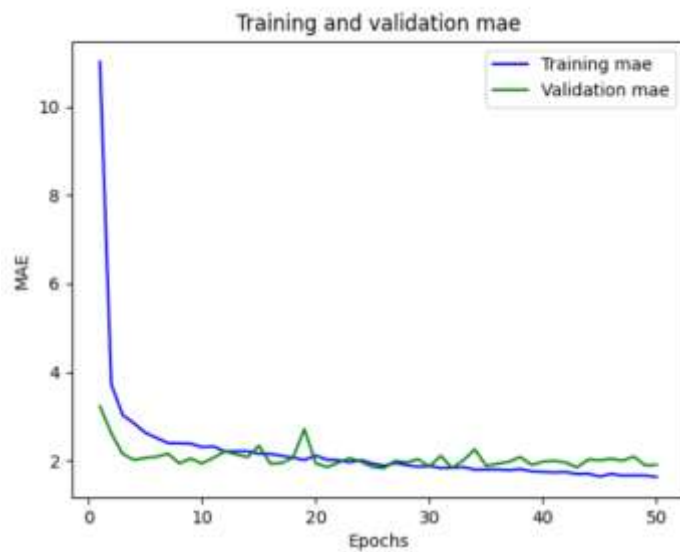


График средней абсолютной ошибки

Модель 5

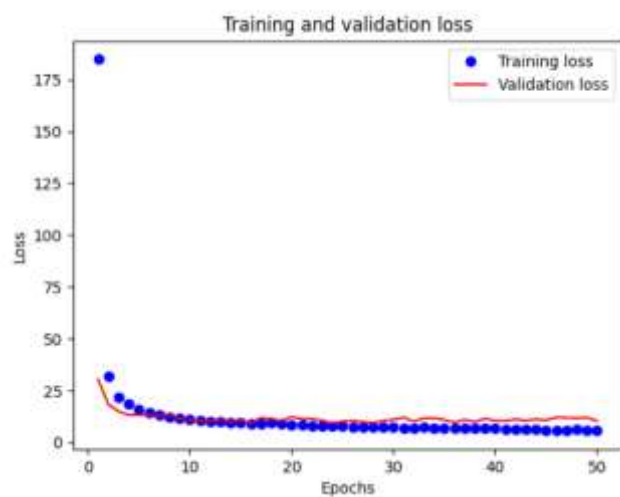


График потерь

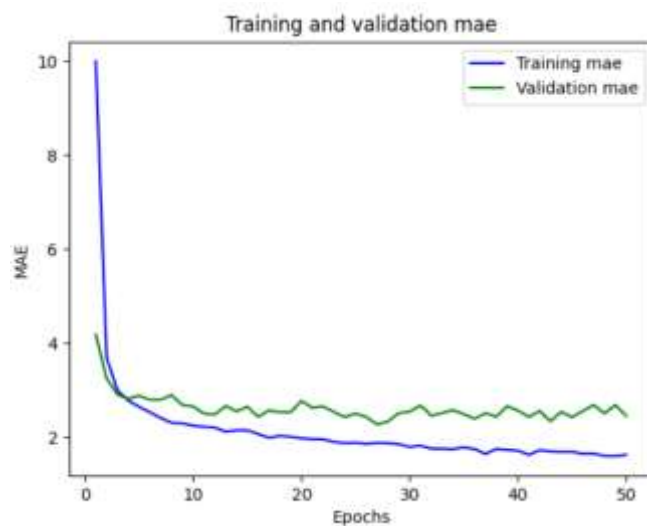


График средней абсолютной ошибки

Модель 6

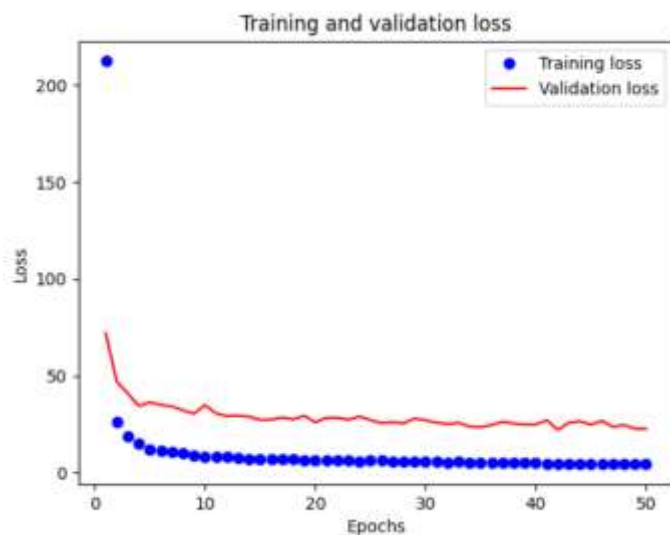


График потерь

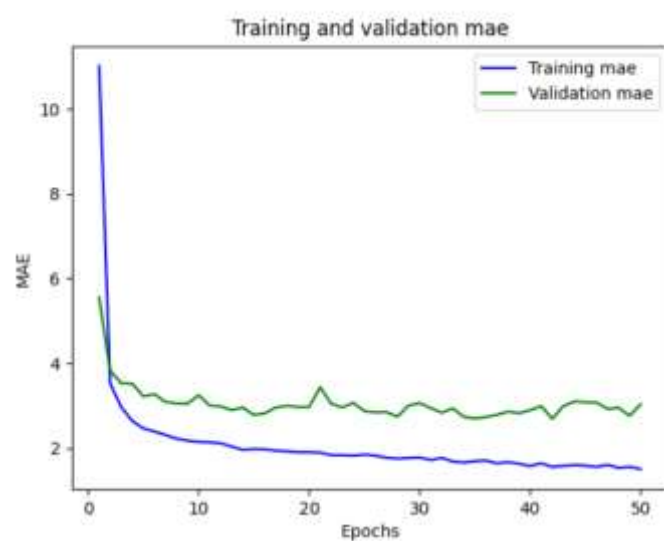


График средней абсолютной ошибки

Модель 7

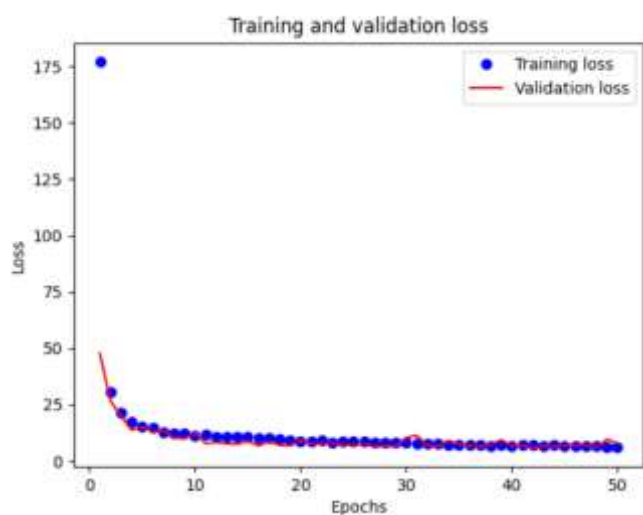


График потерь

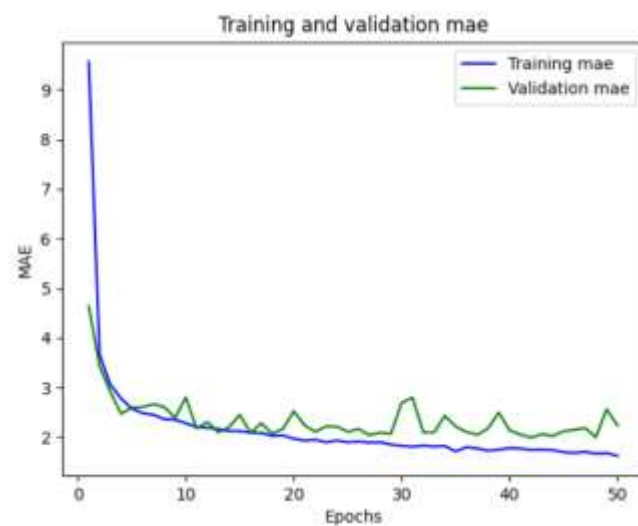


График средней абсолютной ошибки

На рисунке 3 изображены усредненные графики потерь и средней абсолютной ошибки по всем моделям.

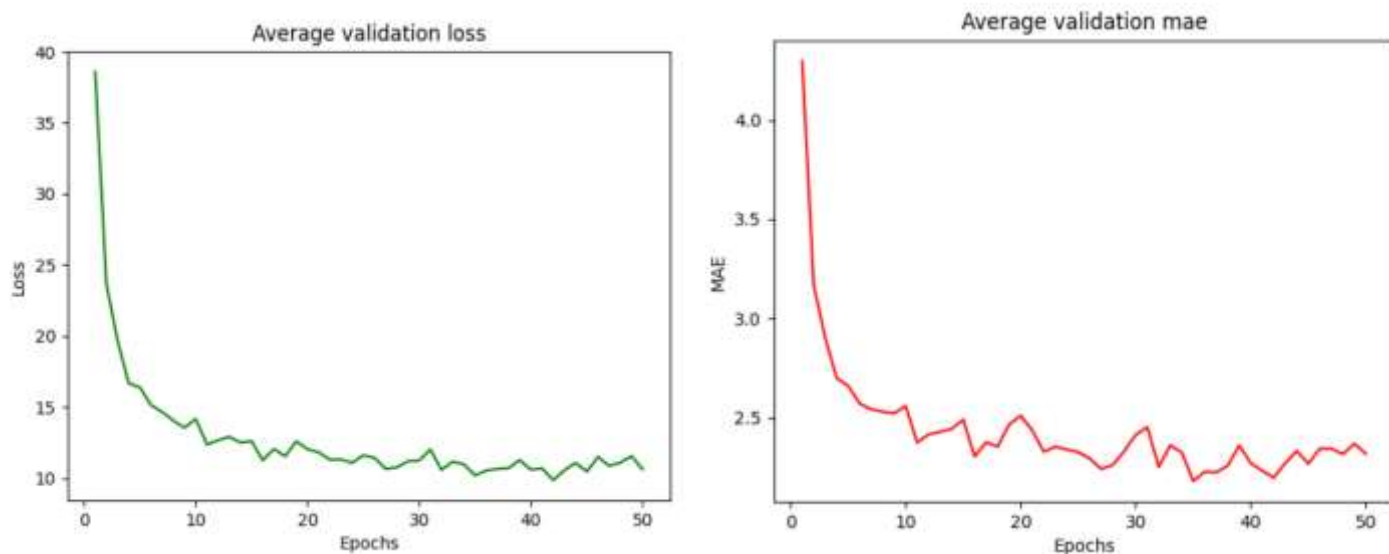


Рисунок 3 – Графики потерь и средней абсолютной ошибки

Среднее значение средней абсолютной ошибки по всем моделям составляет 2.31. Таким образом, в среднем разница между целевым и предсказанным значениями при перекрестной проверке по 7 блокам меньше.

Выводы

В ходе выполнения работы была изучена задача регрессии и ее отличия от задачи классификации. Более того, была реализована искусственная нейронная сеть, предсказывающая цены на дома в пригороде Бостона. Проведено исследование о влиянии различных факторов на эффективность модели.