

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ МЕТОДА ПЕРЕДАЧИ ОБУЧЕНИЯ ПРИ РАЗРАБОТКЕ КЛАССИФИКАТОРА ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАТОЛОГИЙ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ ПОЛУЧЕННЫХ МЕТОДОМ ОПТИЧЕСКОЙ КОГЕРЕНТНОЙ ТОМОГРАФИИ

Лисовский А.Г.

Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники
г. Минск, Республика Беларусь

Одинец Д.Н. – канд. техн. наук, доцент

В данной работе рассматривается применение метода передачи обучения при разработке классификатора для определения патологий на изображениях, полученных при исследовании человеческого глаза методом оптической когерентной томографии.

Методы глубинного обучения находят широкое применение в сфере разработки экспертных систем медицинского назначения. На этапе диспансеризации современные системы с высокой вычислительной способностью позволяют обрабатывать большие объемы данных, что способствует более быстрому диагностированию заболеваний на ранних стадиях у большего количества людей. В данной работе исследуются методы построения классификатора для выявления патологий сетчатки глаза на изображениях полученных методом оптической когерентной томографии.

Построение классификатора при использовании метода обучения с учителем требует наличия большого количества размеченных данных, которые должны быть использованы для обучения. Анализ предметной области [1] показал наличие ограниченного количества наборов данных, полученных с ОКТ установки, размеченных медицинскими специалистами и доступными для проведения обучения. Данный фактор обусловил необходимость поиска методов обучения классификатора, которые бы позволили достигнуть необходимого уровня точности распознавания в условиях, ограниченных тестовых наборов данных.

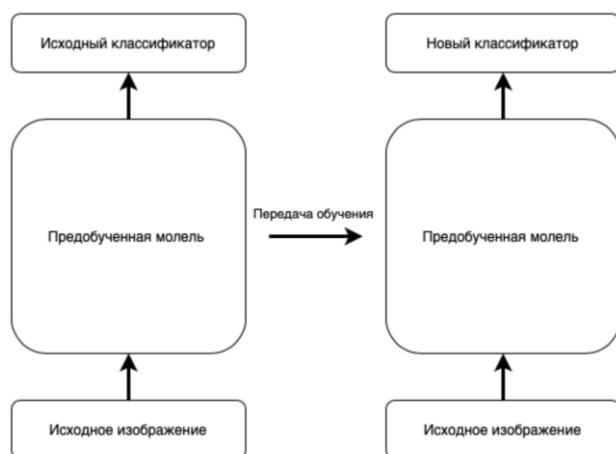


Рисунок 1 – Процесс передачи обучения

Одним из таких способов обучения является метод передачи обучения. Идея метода заключается в обучении нейронной сети для решения обобщенной задачи, для которой имеется достаточно большой набор данных, и последующей настройки ее параметров для решения конкретной задачи.

В данной работе рассматривается использование метода передачи обучения при построении классификатора патологий сетчатки человеческого глаза. Набор данных, использованный для обучения нейронной сети, содержит 80000 изображений сетчатки глаза взрослых пациентов, разделенные на четыре класса: хориоидальная неоваскуляризация, диабетическая ретинопатия, друзы, без патологий. Данные были разделены на обучающую, валидационную и тестовую

выборки. Размеры валидационной и тестовой выборки составляли 1000 изображений равномерно распределенным между классами.

В качестве исходной модели использовалась нейронная сеть SqueezeNet, обученная на базе изображений ImageNet. Данная модель характеризуется высокой точностью и небольшим набором параметров.

Для адаптации модели SqueezeNet к решению поставленной задачи был изменен выходной слой нейронной сети, т.к. количество классов патологий меньше количества классов в сети ImageNet. Остальные слои нейронной сети были заморожены, чтобы предотвратить изменение параметров предварительно обученной модели алгоритмом обратного распространения ошибки.

Обучение классификатора производилось в три эпохи с использованием алгоритма адаптивной оценки момента в качестве оптимизатора нейронной сети. На рисунке 2 представлены графики изменения функции потерь и точности предсказаний в процессе обучения.

В конце каждой эпохи обучения производилась проверка достоверности предсказаний с помощью валидационной выборки. Сохранение весов нейронной сети производилось в том случае, если точность предсказаний оказывалась выше, чем при предыдущей наиболее удачной конфигурации.

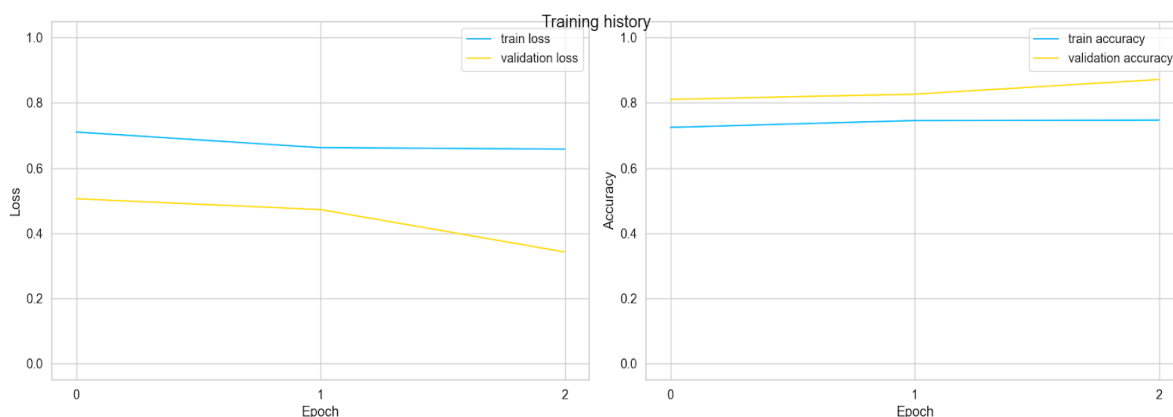


Рисунок 2 – Изменение функции потерь и точности предсказаний в процессе обучения

В результате обучения точность предсказаний нейронной сети достигла 87%. Результат проверки достоверности предсказаний представлен в виде матрицы предсказаний представленной на рисунке 3.

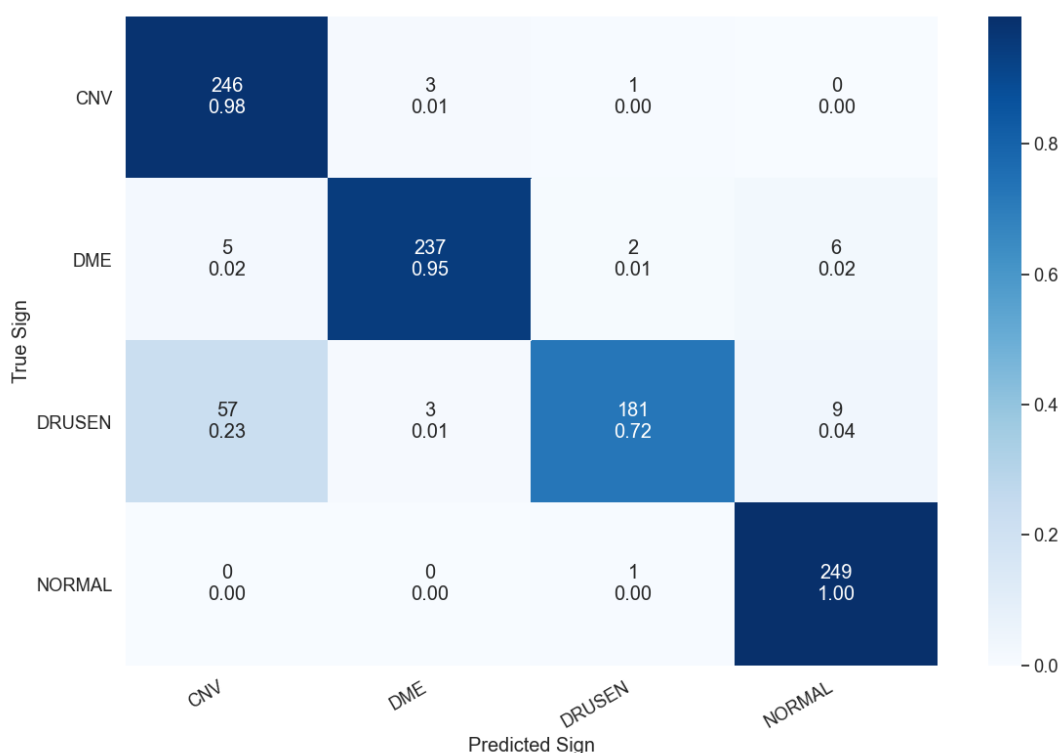


Рисунок 3 – Матрица предсказаний (несоответствий)

Полученные в ходе обучения классификатора результаты демонстрируют целесообразность использования метода передачи обучения для разработки нейронных сетей в условиях наличия ограниченного количества размеченных данных для обучения. Полученная точность показывает возможность передачи обучения даже в тех случаях, когда область знаний исходной модели значительно отличается по своей структуре от области знаний модели к которой передается обучение.

Разработанная модель является прототипом. Допускается изменение большего числа параметров исходной модели с целью повышения точности распознавания.

Список использованных источников:

1. Daniel S. Kermany, Michael Goldbaum, Wenjia Cai, M. Anthony Lewis, Huimin Xia, Kang Zhang. *Identifying Medical Diagnoses and Treatable Diseases by Image-Based Deep Learning* [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.cell.com/action/showPdf?pii=S0092-8674%2818%2930154-5>. – Дата доступа: 25.03.2021.
2. S. P. K. Karri, Debjani Chakraborty, Jyotirmoy Chatterjee. *Transfer learning based classification of optical coherence tomography images with diabetic macular edema and dry age-related macular degeneration* [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC5330546/>. – Дата доступа: 30.03.2021