

ИССЛЕДОВАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ НЕЙРОСЕТЕВОЙ ОБРАБОТКИ КОНТУРОВ ИЗОБРАЖЕНИЙ В АВТОНОМНОЙ СИСТЕМЕ ВИДЕОМОНИТОРИНГА

А.В. Портнов, С.Н. Даровских, А.Н. Николаев
Южно-Уральский государственный университет (национальный
исследовательский университет), г. Челябинск

Ключевые слова: автономные системы, видеомониторинг, нейронные сети, обработка видеоданных, вторичная обработка данных

Автономные системы обработки видеoinформации в последнее время развиваются все сильнее и играют ключевую роль в беспилотном транспорте, системах наблюдения, интеллектуальных системах видеомониторинга и т.д. К задачам автономных систем относится обнаружение и распознавание объектов, определение координат, определение параметров объектов, таких как размер, форма, угол поворота и др. Необходимость обработки видеопотока в режиме реального времени формирует повышенные требования к алгоритмам в области производительности и ресурсоемкости.

Несмотря на высокую эффективность применения нейронных сетей, их реализация на маломощных вычислительных платформах ограничена. Одним из решений данной проблемы является разделение обработки информации на первичную и вторичную, что позволит упростить структуру нейронной сети ввиду предварительной обработки входных данных. Первичная обработка может быть основана на классических методах выделения признаков объекта (границ, формы). Чаще всего для обнаружения границ объектов используются методы, основанные на пространственной фильтрации [1, 2]. На этапе вторичной обработки применяются нейронные сети, которые в качестве входных данных используют результаты первичной обработки с целью решения указанных выше задач.

В настоящей работе представлено сравнение результатов обучения сверточной нейронной сети на различных наборах данных (датасетах). В рамках данного исследования с помощью программы MATLAB был сгенерирован набор геометрических фигур (объектов), размещенных на одинаковом фоне. Объекты разделены на пять классов – стрелка, круг, квадрат, прямоугольник и треугольник. Параметры объектов (положение, размер и др.) определялись случайным образом. В исследовании участвовали три набора данных – исходные изображения, изображения, содержащие идеальный контур объектов и изображения, прошедшие первичную обработку (выделение границ методом пространственной

фильтрации).

Для решения задачи классификации были созданы три сверточные нейронные сети, состоящие из трех блоков. Каждый блок включает сверточный слой, слой нормализации, функцию активации и слой подвыборки [3]. Первая сеть обучалась на исходных изображениях, вторая – на идеальных контурах объектов, третья – на изображениях, подвергшихся пространственной фильтрации. Наибольшее количество ошибок при тестировании получили схожие между собой классы (например, стрелка – прямоугольник). Точность классификации составила 93,5 % для сети, обученной на исходных изображениях, 97,8 % для сети, обученной на идеальных контурах, и 91,8 % для сети, обученной на изображениях после первичной обработки (табл. 1).

Большинство нейронных сетей, оперируют типами данных с плавающей точкой и требуют большого объема памяти для хранения весовых коэффициентов. Для уменьшения объема памяти применяется метод квантования весовых коэффициентов [3]. Он заключается в преобразовании типов данных в целочисленный формат. Однако, квантование приводит к снижению точности модели (рис. 1).

Таблица 1 – Точность классификации нейронных сетей, обученных на разных датасетах

Набор данных для обучения	Количество классифицированных изображений		Точность, %
	Верно	С ошибкой	
Идеальные контура	2201	49	97,8
Исходные изображения	2104	146	93,5
Предварительная обработка	2066	184	91,8

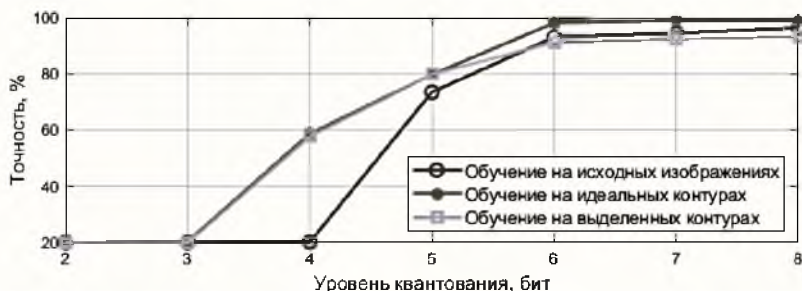


Рисунок 1 – Сравнение точности нейронных сетей

Точность классификации изображений после квантования нейронных сетей, обученных на различных наборах данных различаются. Так, при 4х-битном квантовании, сети, обученные на идеальных контурах и

изображениях, прошедших первичную обработку, показывают схожий результат (точность 59 %). Нейронная сеть, обученная на исходных изображениях, показывает себя хуже всего (точность 20 %). При уровне квантования 6-8 бит точность классификации сети, обученной на предварительно обработанных изображениях на несколько процентов меньше, чем на исходных. Стоит также заметить, что обучение нейронной сети, на предварительно обработанных изображениях занимает в 4,8 раз меньше времени, чем обучение на исходных данных. Применение предварительной обработки данных позволяет использовать менее глубокую архитектуру нейронной сети с меньшим количеством сверточных слоев, благодаря чему снизится вычислительная нагрузка и возрастет скорость вычислений.

Список использованных источников

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Изд. 3-е, исправленное и дополненное – Москва: Техно-сфера, 2012. – 1104 с.
2. Портнов А.В., Даровских С.Н., Николаев А.Н., Николаева А.Р. Особенности применения алгоритма определения границ объектов на изображениях при использовании градиентных методов // Вестник УрФО. Безопасность в информационной сфере, 2024. – № 4 (54). – С. 5-14. DOI: 10.14529/secur240401.
3. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – Пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с. – ISBN 5-8459-0890-6.

Портнов Андрей Владимирович, аспирант каф. радиоэлектроники и систем связи, инженер лаборатории «Цифровые системы», portnovav@susu.ru.

Даровских Станислав Никифорович, д.т.н., профессор каф. радиоэлектроники и систем связи, darovskikhsn@susu.ru.

Николаев Андрей Николаевич, доцент каф. радиоэлектроники и систем связи, начальник лаборатории «Цифровые системы», nikolaevan@susu.ru.

УДК 533.922

АНАЛИЗ МЕХАНИЗМОВ ПЛАЗМОХИМИЧЕСКОГО И ИОННО-ХИМИЧЕСКОГО ТРАВЛЕНИЯ ПОВЕРХНОСТИ И ПУТИ РЕШЕНИЯ СУЩЕСТВУЮЩИХ ПРОБЛЕМ

С.В. Кричевский, Я.И. Фильчиков

«Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королёва», г. Самара

Ключевые слова: травление, плазмохимическое травление, ионно-химическое травление

Механизмы плазмохимического, ионно-химического, ионно-