

также направлена на укрепление финансовой устойчивости Белорусской железной дороги за счет оптимизации структуры инвестиционного портфеля и эффективного использования ресурсов.

Таким образом, реализация Стратегии окажет долгосрочный синергетический эффект на экономику и общество Республики Беларусь. Она не только улучшит качество транспортных услуг и создаст новые рабочие места, но и повысит конкурентоспособность страны на международной арене, обеспечит ее интеграцию в глобальные транспортные коридоры и укрепит экономическую устойчивость.

УДК 004.932.721:656.212.5

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ТИПА ВАГОНА ПО ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЮ

Г. Д. ДАГЛДИЯН, Д. В. ШВАЛОВ

*Ростовский государственный университет путей сообщения,
г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация*

Нейронные сети широко применяются в различных областях, включая автоматизацию распознавания образов, прогнозирование, адаптивное управление и создание экспертных систем. В интеллектуальном анализе данных нейронные сети используются для классификации, кластеризации, прогнозирования и распознавания образов. Предлагается использовать нейронные сети для классификации (определения типа) вагонов в системе технического зрения. Входными данными для сети являются кадры видеозображения, которые в свою очередь являются матрицами значений пикселей. Из-за этих особенностей входных данных (матричного представления) предлагается использовать такой подкласс нейронных сетей, как свёрточные нейронные сети (СНС). СНС способна схватывать пространственные и временные зависимости в изображении через применение соответствующих фильтров. Такая архитектура за счёт сокращения числа задействованных параметров и возможности повторного использования весов даёт лучшее соответствие набору данных изображений. Операции свёртки выглядят следующим образом (рисунок 1).

Фильтр свёртки «скользит» по всему изображению, перемножает и суммирует числа своей матрицы и матрицы картинки, а на выходе получается новая матрица. В СНС часто применяются две техники свёртки: «заполнение» и «шагать». Техника «заполнение» добавляет по краям исходной матрицы поддельные пиксели (обычно нулевого значения), такая техника при свёртке позволяет учитывать граничные пиксели изображения (рисунок 1, б).

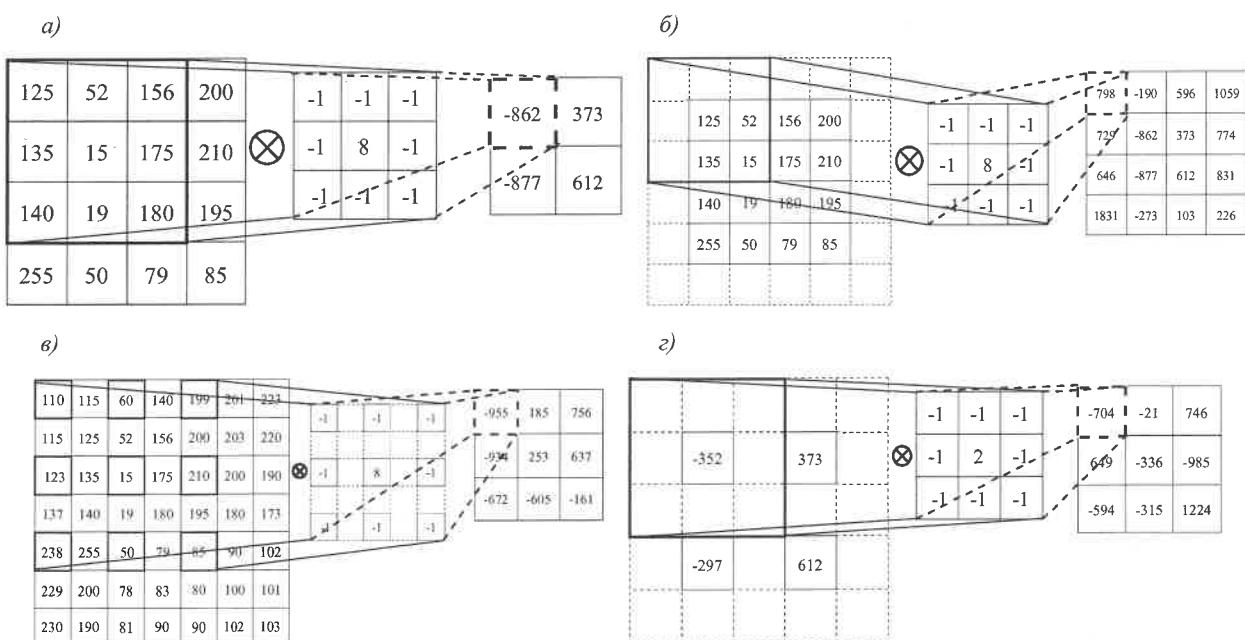


Рисунок 1 – Операция свёртки:
а – обычная; б – с заполнителем; в – расширенная; г – транспонированная с шагом

Идея техники «шагать» заключается в том, чтобы пропускать некоторые области, над которыми «скользит» фильтр. Шаг 1 является стандартной свёрткой. Шаг 2 – фильтр «скользит» через два пикселя. Шаг 3 – фильтр «скользит» через три пикселя. При применении данной техники свёртки дополнительно уменьшается пространственная размерность выходной матрицы.

Помимо обычного свёрточного слоя применяются расширенный (рисунок 1, *в*) и транспонированный (рисунок 1, *г*) свёрточные слои. Расширенный слой – это слой с расширенными фильтрами, в которых в области между ненулевыми значениями фильтра заполняются нулями. Данный тип свёртки позволяет увеличивать поле зрения фильтра для захвата информации в разных масштабах и контролировать пространственное разрешение выхода слоя.

Транспонированный слой увеличивает пространственную размерность слоя. Обычно применяется после уменьшения входного изображения до определенного размера. Потом этот вектор «раскрывается» до другого изображения. Этую архитектуру сети можно использовать для генерации картинок.

После слоя свёртки идет слой активации, а далее слой подвыборки. Слой активации представляет собой функцию, которая добавляет нелинейность к выходу предыдущего слоя, чаще всего функция активации встраивается прямо в свёрточный слой. Слой подвыборки применяется для уменьшения пространственной размерности свёрточного слоя (рисунок 2).

				Максимальный	Средний	Сумма			
798	-190	596	1059	798	1059	-118	700	-475	2802
729	-862	373	774	1831	831	331	443	1327	1772
646	-877	612	831						
1831	-273	103	226						

Рисунок 2 – Операция подвыборки

Существует несколько разных версий слоя подвыборки, среди которых «максимальный» (наиболее часто используемый в практических задачах), «средний» и «сумма». Слои свёртки и подвыборки вместе образуют *i*-й слой свёрточной нейронной сети.

Процесс обучения СНС в основном заключается в определении значений матрицы фильтра свёртки. В каждом свёрточном слое СНС может быть несколько фильтров свёртки, при этом каждый фильтр обучается для выделения «своего» высокоровневого признака в изображении. К примеру, на рисунке 1, *а* параметры фильтра свёртки подходят для определения контуров в изображении.

Выполнение многократного процесса свёртки и подвыборки позволяет СНС «понимать» особенности входного изображения за счет выделения так называемых высокоровневых признаков. Поэтому результат выполнения свёрточных и подвыборочных слоев целесообразно преобразовать в вектор, который нужно подать на вход классифицирующей нейронной сети (в полно связанный слой). На этом этапе пространственные и временные зависимости в изображении уже обработаны, и нейронная сеть анализирует достаточно простой набор данных.

В задаче определения типа вагона авторами предлагается использовать архитектуру СНС, представленную на рисунке 3.

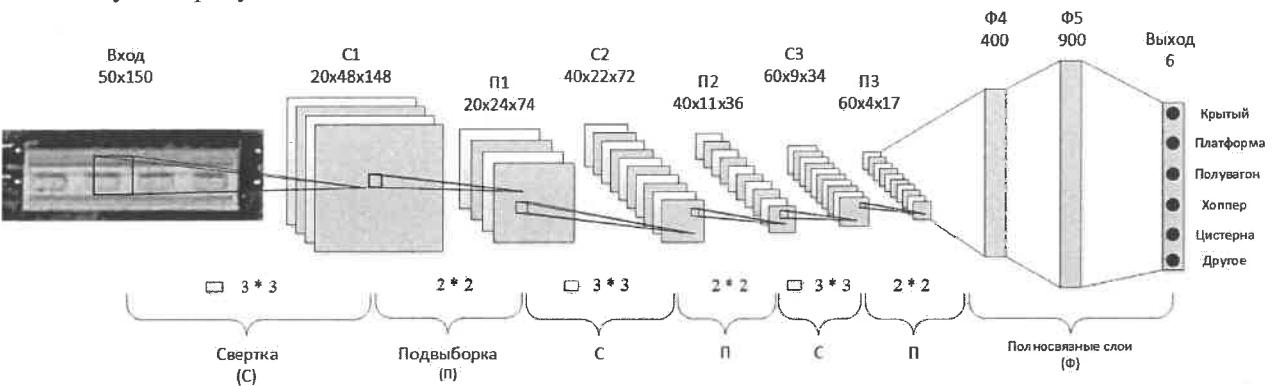


Рисунок 3 – Структура свёрточной нейронной сети

Полученная архитектура СНС учитывает двумерную топологию входного изображения и позволяет определить тип вагона. Для обучения такой сети предлагается использовать экспоненциальную линейную функцию активации вместе с алгоритмом обучения Adam. В ходе экспериментального моделирования такая архитектура сети с указанными параметрами функции активации и алгоритма обучения показала наибольшую точность распознавания типа вагонов.

УДК 656.62;656.6.08

ОСОБЕННОСТИ УПРАВЛЕНИЯ В ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЯХ НА РЕКЕ КАМА

О. Л. ДОМНИНА, А. Е. ПЛАСТИНИН

*Волжский государственный университет водного транспорта, г. Нижний Новгород,
Российская Федерация*

Одним из распространенных видов чрезвычайных ситуаций (ЧС) являются сбросы опасных грузов (нефтегрузы, уголь, цемент, удобрения, соль, химические грузы и др.).

Важнейшим элементом системы управления в ЧС является прогнозирование последствий таких происшествий [1]. Поэтому в качестве примера рассмотрим прогноз развития ЧС при аварии транспортного судна на реке Кама и разработке действий по локализации и ликвидации последствий такой ЧС. Данное прогнозирование выполнено с помощью моделирования условной аварии в системе PISCES 2 и прогнозированием зон загрязнения.

Выбор реки Кама связан с тем, что она характеризуется наличием большого количества участков, используемых для судоходства, с высокой интенсивностью эксплуатации этих участков, сложной береговой черты реки и наличием значительного количества пунктов, расположенных вдоль нее.

В качестве примера приведем карты ЧС в районе 1500 км указанной реки, на которых можно проследить динамику развития ситуации (рисунки 1, 2).

На рисунке 1 показана авария, в результате которой разлит нефтепродукт (дизельное топливо), плотность нефтепродукта $\rho = 0,8600 \text{ кг}/\text{м}^3$. Температура воды 15 °C. Температура воздуха 20 °C. Ветер восточный 5 м/с.

На 1 час с момента разлива (рисунок 1) пятно находилось в районе населенного пункта Крутая гора с дистанцией до берега 458 м. Источник разлит на 240 т нефтепродукта. Количество нефтепродукта на плаву составило 239 т, толщина пленки 14,0 мм. Координаты пятна: широта 55°22,914' N, долгота 050°35,24' E. Площадь пятна составила 51202 м².

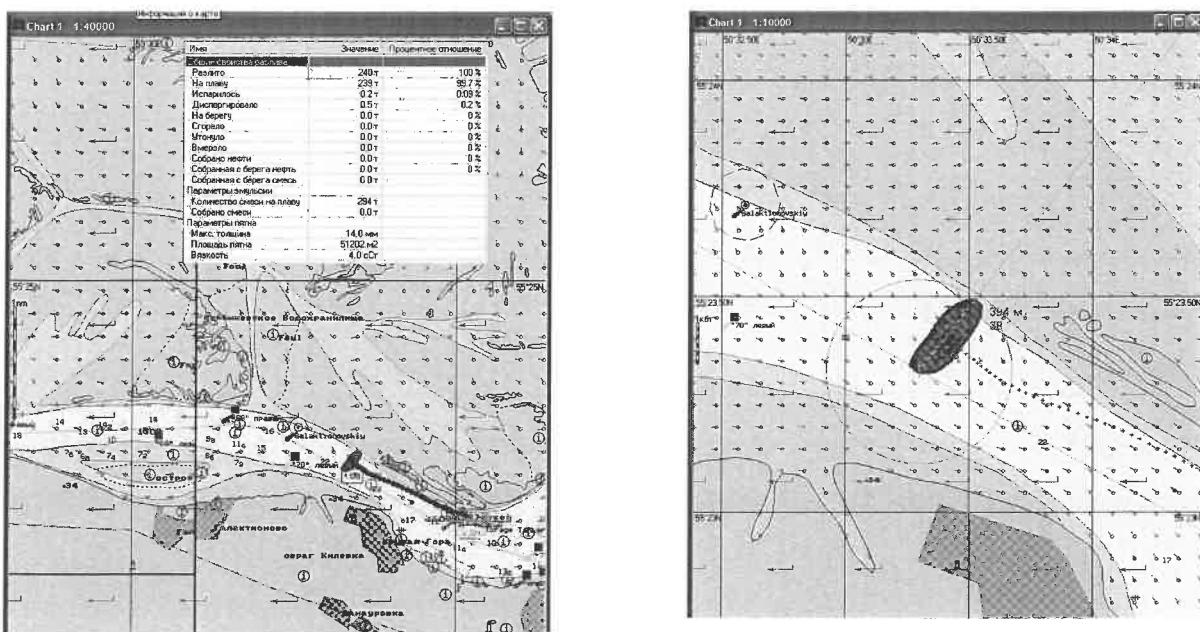


Рисунок 1 – Карта ЧС на реке Кама в районе нефтеналивного рейда на 1505 км на 1 час от момента разлива:
а – масштаб 1:40 000; б – масштаб 1:10 000