

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ВОПРОСЕ УЧЕТА ТВЕРДЫХ КОММУНАЛЬНЫХ ОТХОДОВ

THE APPLICATION OF NEURAL NETWORKS IN THE ACCOUNTING OF SOLID MUNICIPAL WASTE

**E. Chembarisov
O. Smetanina**

Summary. The article is dedicated to the study of the potential of convolutional neural networks (CNN) aimed at enhancing the accuracy of data processing in the management of municipal waste. An analysis of the implementation of artificial intelligence as a means of accounting for the quantity and monitoring the transportation of waste in the Russian Federation and abroad has been conducted. An assessment of the advantages of implementing neural networks is provided.

Keywords: neural networks, convolutional neural networks, image processing, automated waste accounting, solid waste management, environmental safety.

Чембарисов Эмиль Марсович

Аспирант, Уфимский университет науки и технологий
lawlucker@gmail.com

Сметанина Ольга Николаевна

доктор технических наук, профессор,
Уфимский университет науки и технологий
smoljushka@mail.ru

Аннотация. Статья посвящена исследованию, связанному с использованием потенциала сверточных нейронных сетей (CNN) с целью повышения точности обработки данных в обращении с коммунальными отходами. Проанализирован опыт внедрения искусственного интеллекта как средства учета количества и контроля транспортировки отходов в Российской Федерации и за рубежом. Дана оценка преимуществ внедрения нейронных сетей.

Ключевые слова: нейронные сети, сверточные нейронные сети, обработка изображений, автоматизированный учет отходов, управление твердыми бытовыми отходами, экологическая безопасность.

Введение

Проблема утилизации твердых коммунальных отходов (далее — ТКО) на сегодняшний день является одной из наиболее актуальных в мире. Существующие методы учета, такие как взвешивание и ручной подсчет, часто оказываются неэффективными и подвержены человеческому фактору. В связи с этим, внедрение технологий искусственного интеллекта, в частности сверточных нейронных сетей (далее — CNN), становится все более востребованным.

Сверточные нейронные сети представляют собой мощный инструмент для автоматизации учета отходов. Они способны обрабатывать и классифицировать изображения, что позволяет значительно ускорить процесс анализа и повысить его точность. Внедрение таких технологий может привести к снижению затрат на утилизацию и повышению уровня контроля за процессами обращения с отходами.

Недавние исследования показывают, что использование ИИ в этой области уже приносит положительные результаты. Например, в некоторых регионах России и за границей внедрены системы, основанные на ИИ, которые позволяют не только учитывать количество отходов, но и контролировать их транспортировку. Эти

системы обеспечивают высокий уровень автоматизации и минимизируют риск ошибок, связанных с человеческим фактором.

Таким образом, использование сверточных нейронных сетей в учете твердых коммунальных отходов представляет собой перспективное направление, способствующее повышению эффективности управления отходами и улучшению экологической ситуации в целом.

Проблематика

В рамках государственной программы Российской Федерации «Охрана окружающей среды», утвержденной Постановлением Правительства РФ от 15.04.2014 № 326, активно ведется работа по ликвидации объектов накопленного вреда. Важным аспектом данной программы является учет твердых коммунальных отходов (ТКО), который представляет собой сложную задачу из-за отсутствия единой системы и методологии учета. Это приводит к недостоверности данных о количестве и составе отходов, что затрудняет планирование и организацию работы по их сбору, транспортировке и обработке.

Современная сфера учета и контроля транспортировки отходов сталкивается с рядом нерешенных проблем, таких как отсутствие точного учета вывезенных отходов, образование несанкционированных свалок, бескон-

трольный вывоз отходов за наличный расчет, а также невозможность для потребителей контролировать фактический объем вывоза. Кроме того, выполнение замеров нормы накопления осуществляется в ручном режиме раз в год с использованием бюджетных средств, отсутствует электронная карта контейнерных площадок и достоверные данные о приеме отходов на полигонах.

Для решения этих проблем необходимо разработать эффективные методы учета и управления отходами. Актуальными остаются вопросы выбора методов и инструментов для надежного учета ТКО, их классификации по составу и опасности, а также сбора и транспортировки. Предлагаемые меры включают: взвешивание отходов при сборе и транспортировке; установку датчиков на контейнерах для автоматического учета; использование специализированных программ для анализа данных; регулярный мониторинг системы учета.

Внедрение сверточных нейронных сетей (CNN) может значительно повысить эффективность учета ТКО. Использование компьютерного зрения для автоматической классификации отходов по составу и опасности возможно через обучение нейронной сети на большом наборе изображений различных типов отходов. Это ускорит процесс учета и снизит количество ошибок. Автоматическое определение количества отходов с помощью камер на контейнерах позволит точно фиксировать тип и объем отходов, а также отслеживать динамику их изменения.

Кроме того, применение нейронных сетей для прогнозирования объема отходов на основе метеорологических данных и других факторов оптимизирует процесс сбора и транспортировки, снижая затраты. Мониторинг качества воздуха на свалках с использованием датчиков и нейронных сетей поможет оперативно выявлять экологические проблемы, связанные с обращением с отходами.

Обзор литературы показывает растущий интерес к применению сверточных нейронных сетей (CNN) для учета и переработки твердых коммунальных отходов. Кузнецов и коллеги, в своем издании за 2018 г. описывают архитектуру CNN на основе AlexNet, достигающую 92 % точности в классификации отходов, что улучшает сортировку на мусоросортировочных станциях. М.В. Алексеева, из трудов международной научно-практической конференции «Информационные технологии», за 2019 г., использует VGGNet для автоматической сортировки, демонстрируя высокую точность распознавания и снижение затрат на ручной труд. Кравченко и Шишкина в издании 2020 г., предлагают методику на основе ResNet для определения химического состава отходов, что способствует более экологически безопасной переработке. Харитонов и Сорокин в статье 2020 г., исследу-

ют интеграцию CNN с геопозиционированием для учета объемов и состава отходов в реальном времени, что позволяет анализировать их распределение в городской среде. Эти работы подчеркивают потенциал CNN для повышения эффективности процессов утилизации и учета твердых коммунальных отходов.

Описание модели

Сверточная нейронная сеть (Convolutional Neural Network, CNN) представляет собой мощный инструмент для обработки визуальных данных, включая изображения, видео и звуковые сигналы. Основная идея данной архитектуры заключается в извлечении признаков из входных данных с использованием сверточных слоев, которые функционируют как фильтры для выявления различных аспектов изображения. Каждый сверточный слой отвечает за извлечение все более абстрактных признаков, начиная с базовых, таких как границы и углы, и заканчивая более сложными, такими как формы и тексты.

Базовая архитектура модели сверточной нейронной сети (CNN), включает несколько ключевых компонентов:

1. Сверточный слой: Этот слой выполняет свертку ядра с изображением, проходя по всему пространству и глубине входных данных. Он позволяет выявлять локальные зависимости и особенности в изображениях.
2. Субдискретизирующий слой (пулинг): используется для уменьшения размерности выходных данных от предыдущего слоя. Например, слой MaxPooling2D из библиотеки Keras выбирает максимальное значение в каждой области пулинга, что помогает сократить объем данных и уменьшить вычислительные затраты.
3. Полносвязный слой: В этом слое каждый нейрон связан со всеми нейронами предыдущего слоя. Он принимает на вход данные и вычисляет линейную комбинацию входных значений с весами, после чего применяет функцию активации, чтобы получить выходные значения.

Для нормализации входных данных в данной модели был добавлен слой Rescaling, который масштабирует данные из диапазона от 0 до 255 в диапазон от 0 до 1. Этот шаг ускоряет процесс обучения и повышает точность модели.

В модели были добавлены три сверточных слоя (Conv2D из библиотеки Keras), каждый из которых имеет количество выходных фильтров, равное 16, 32 и 64 соответственно. В качестве функции активации был выбран метод ReLU (Rectified Linear Unit), который обеспечивает простоту вычислений и быструю сходимость при обучении.

После каждого сверточного слоя применяется слой пулинга, что позволяет уменьшить размерность данных и извлечь наиболее значимые признаки. Затем следует Flatten-слой, который преобразует многомерный массив в одномерный вектор, необходимый для передачи данных в полносвязный слой.

В конце нейронной сети используется полносвязный слой Dense с активацией ReLU. Для предотвращения переобучения модели применяются дропауты, которые случайным образом отключают определенные нейроны на каждом этапе обучения. Это позволяет уменьшить зависимость между нейронами и улучшает обобщающую способность модели.

Таким образом, описанная архитектура сверточной нейронной сети представляет собой эффективный инструмент для автоматизации процесса учета твердых коммунальных отходов, позволяя ускорить классификацию и анализ данных, а также повысить точность учета.

Описание набора данных

Для обучения модели была разработана репрезентативная выборка изображений, имитирующих съемку мусорных контейнеров с различной степенью заполненности. Набор данных включает фотографии, отображающие контейнеры, заполненные твердыми коммунальными отходами (ТКО) с различной структурой и составом, приведены на рис. 1 стр. 58. [11]

Это позволяет нейронной сети обучаться на разнообразных примерах, что является критически важным для повышения точности и надежности модели.

Для повышения точности прогнозирования и распознавания объектов в различных условиях была использована аугментация изображений. Аугментация, представляет собой процесс увеличения объема обучающего набора данных путем создания новых вариантов

изображений на основе существующих. Этот этап критически важен, так как он позволяет модели лучше обобщать и адаптироваться к различным условиям.

Аугментация данных включала следующие методы:

1. Изменение размера изображений, что позволяет модели адаптироваться к различным масштабам объектов.
2. Поворот изображений, обеспечивающий обучение нейронной сети на
3. данных, представленных под разными углами.
4. Зеркальное отражение, увеличивающее разнообразие представленных данных.
5. Изменение яркости и контрастности, что помогает модели справляться с различными условиями освещения.
6. Добавление шума и других эффектов, повышающее устойчивость модели к помехам.

Эти методы были выбраны для создания более обширного и разнообразного набора данных, что способствует улучшению качества обучения модели.

Методика исследования состояла из нескольких этапов:

1. Формирование репрезентативного набора данных изображений ТКО для обеспечения разнообразия и полноты информации.
2. Выбор архитектуры нейронной сети на основе стандартного дизайна сверточной нейронной сети (CNN) с добавлением слоев свертки, субдискретизации и полносвязного слоя.
3. Настройка гиперпараметров сети и подбор оптимальной стратегии обучения методом проб и ошибок для достижения наилучших показателей точности.
4. Оценка качества результатов путем тестирования модели на независимой выборке данных для проверки эффективности обученной модели.



Рис. 1. Пример изображений из набора

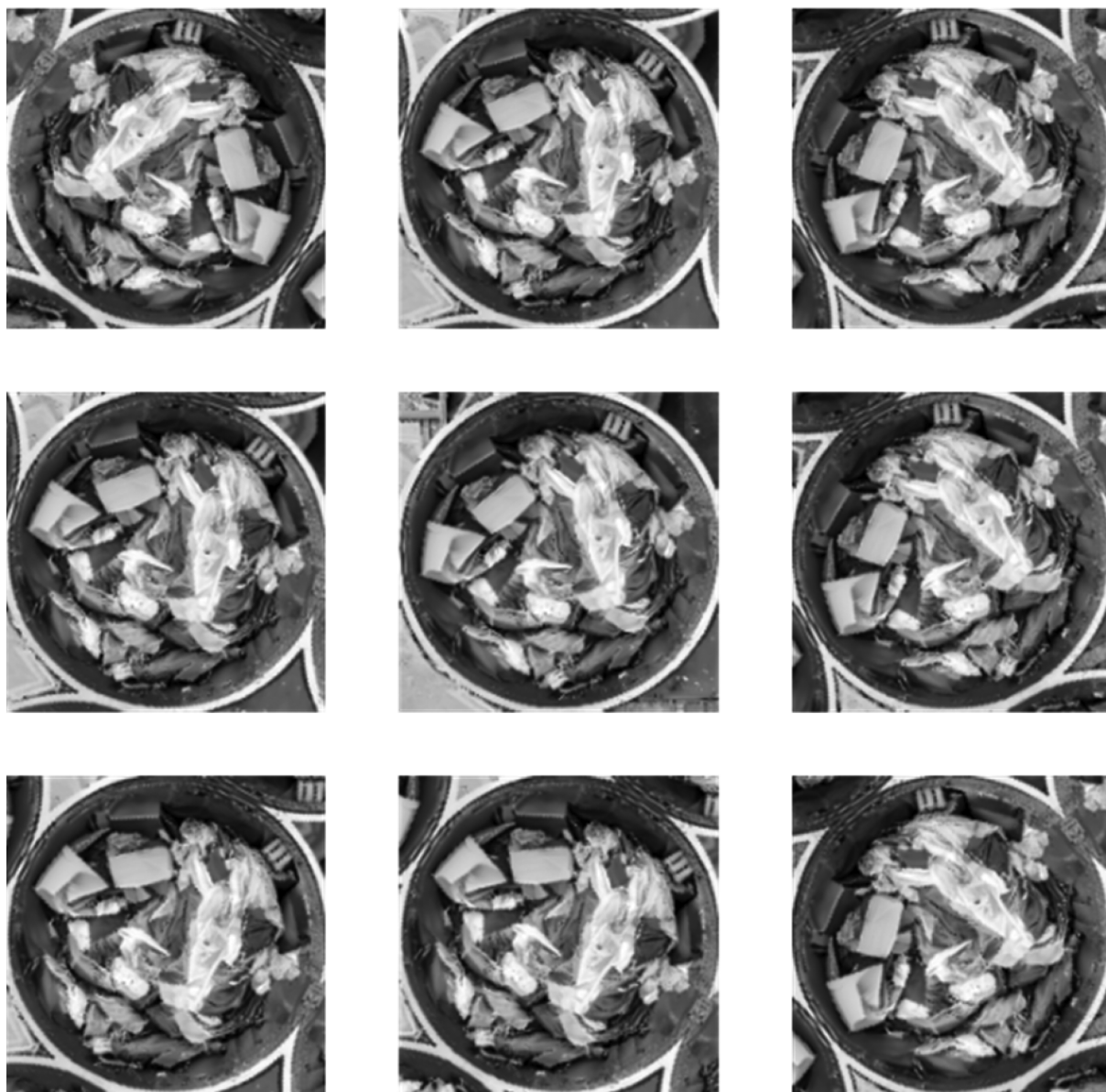


Рис. 2. Аугментация изображений

Таким образом, разработанный набор данных и примененные методы аугментации стали основой для создания эффективной модели, способной точно распознавать и классифицировать твердые коммунальные отходы в различных условиях.

Обучение модели

Обучение модели проводилось на протяжении 15 эпох с использованием обработанного набора данных, состоящего из 1000 изображений, размером 180x180 пикселей в формате JPG. Для оценки производительности модели данные были разделены на три выборки: обучающую (70 % от общего объема), валидационную (20 %) и контрольную (10 %). Это разделение позволяет не только обучить модель, но и оценить ее обобщающую способность на независимых данных.

В процессе обучения была достигнута высокая точность, составившая в среднем около 98 %. Данный результат свидетельствует о хорошей способности модели адаптироваться к различным видам отходов и обеспечивать надежную оценку их количественных характеристик. Высокая точность может быть обусловлена малым количеством объектов в выборке, что позволяет модели легче идентифицировать и классифицировать данные.

Результаты обучения также были визуализированы в виде графиков, показывающих изменение значений точности и функции потерь в процессе обучения. Анализ этих графиков позволяет оценить эффективность процесса обучения и выявить возможные проблемы, такие как переобучение или недостаточная сходимость модели.

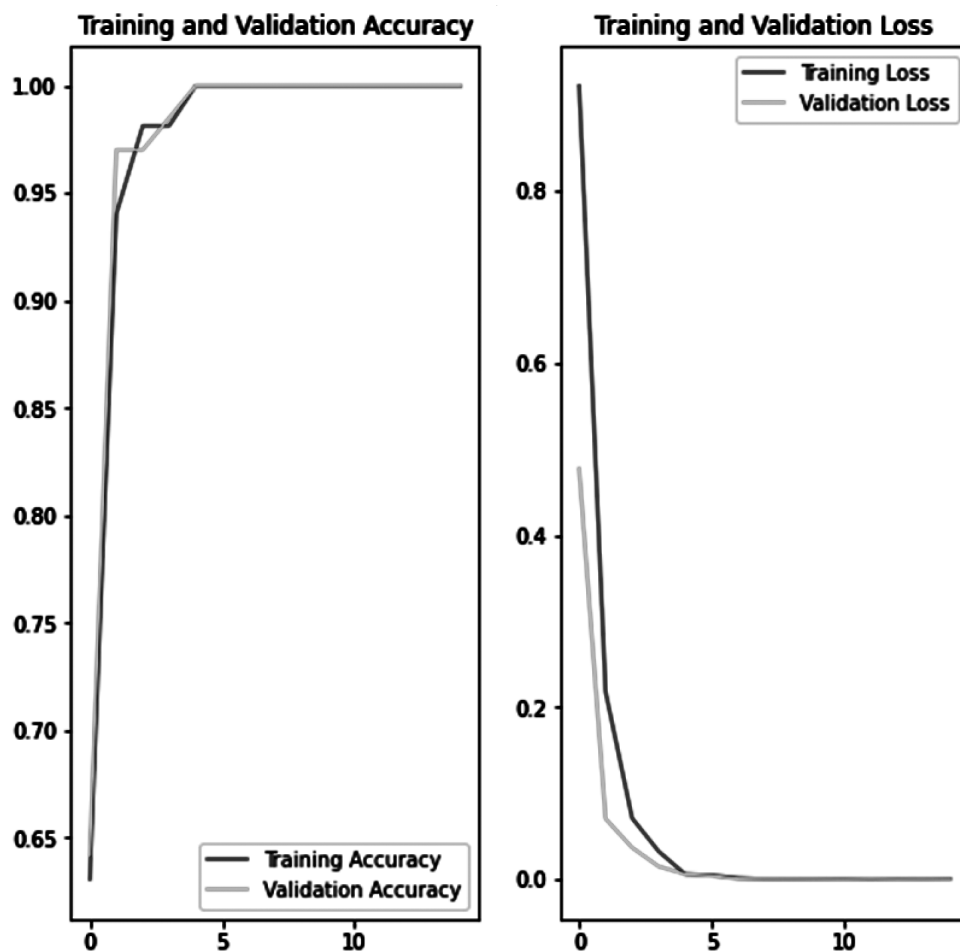


Рис. 3. Изменение значений точности и функции потерь в процессе обучения.

Несмотря на достигнутые результаты, дальнейшая работа по улучшению модели остается актуальной. Планы включают расширение тренировочного набора данных, что позволит повысить разнообразие и сложность задач, а также совершенствование архитектуры сети с целью достижения еще более высоких показателей точности. Настройка гиперпараметров проводилась методом проб и ошибок, что является стандартной практикой для достижения оптимальных результатов в обучении нейронных сетей.

Заключение

В ходе исследования продемонстрирована высокая эффективность сверточных нейронных сетей (CNN) в автоматизации учета твердых коммунальных отходов

с точностью модели на уровне 98 %. Новые возможности оптимизации процессов обращения с отходами способствуют улучшению экологической ситуации в городах. Внедрение технологий искусственного интеллекта повысит эффективность, снизит затраты на вывоз отходов и обеспечит защиту данных.

Несмотря на достигнутые успехи, необходимо продолжать работу над улучшением модели, расширяя набор данных и адаптируя архитектуру сети к разнообразным ситуациям. Результаты исследования подтверждают перспективы использования нейронных сетей для решения прикладных задач в экологии и городском хозяйстве, что может привести к более эффективному управлению твердыми коммунальными отходами в будущем.

ЛИТЕРАТУРА

1. Кузнецов А.А., Кривошеев А.В., и Никонов А.И., Применение сверточных нейронных сетей для классификации твердых отходов // Информационные технологии. / Вестник НГУ, 2018. — Сер.16, № 2. — С. 28–35.
2. Алексеева М.В. Применение сверточных нейронных сетей для автоматической сортировки твердых отходов. // Труды Международной научно-практической конференции «Информационные технологии и системы». 2019 — С. 19–24.
3. Кравченко Е.С. и Шишкина И.В. Применение сверточных нейронных сетей для определения состава твердых отходов. // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине. Сер 1. — 2020. — №1, С. 38–44.
4. Харитонова Н.В. и. Сорокин А.В. Применение сверточных нейронных сетей для учета твердых отходов в городской среде. // Вестник Казанского технологического университета. Сер. 23–2020. — №. 1. — С. 90–96.
5. Кузнецов А.В., Никонов А.И. и Кривошеев А.В. Применение сверточных нейронных сетей для определения качества твердых отходов. // Информационные технологии и вычислительные системы. Сер. 2–2020 — №. 4. — С. 24–29.
6. Маргасова Е.В. и Шишкина А.В. Применение сверточных нейронных сетей для классификации твердых бытовых отходов. // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине. Сер. 2. — 2021. — №. 1. — С. 19–26.
7. Кузнецов В.И. и Козлова А.А. Применение сверточных нейронных сетей для автоматической сортировки твердых отходов на предприятиях переработки. // Технологии и оборудование для переработки твердых отходов. Сер. 1. — 2021. — № 1. — С. 56–62.
8. Кузнецов А.А., Кривошеев А.В. и Никонов А.И. Применение сверточных нейронных сетей для определения состава твердых бытовых отходов. // Информационные технологии.: Вестник НГУ, 2021. — Сер. 17. — №. 1. — С. 23–30.
9. Кравченко Е.С. и Шишкина И.В. Применение сверточных нейронных сетей для определения категории твердых отходов. // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине. Сер. 2. — 2021. — №. 2. — С. 13–19.
10. Харитонова Н.В. и Сорокин А.В. Применение сверточных нейронных сетей для учета твердых отходов в городской среде с использованием системы геопозиционирования. // Труды Международной научно-практической конференции «Информационные технологии и системы». 2021. — С. 25–30.
11. Инновации мусорного сектора: фандоматы, датчики и умная сортировка [Электронный ресурс]. — 2022. — URL <https://trends.rbc.ru/trends/> (дата обращения: 14.06.2023).

© Чембарисов Эмиль Марсович (lawluker@gmail.com); Сметанина Ольга Николаевна (smoljushka@mail.ru)
Журнал «Современная наука: актуальные проблемы теории и практики»