

МОНИТОРИНГ НА СТРОИТЕЛЬНЫХ ОБЪЕКТАХ: АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ И ПРЕДУПРЕЖДЕНИЕ РИСКОВ

В данной публикации анализируются алгоритмы машинного зрения для мониторинга норм безопасности на стройках. Описывается процесс создания алгоритма: от сбора и аугментации изображений до обучения модели искусственного интеллекта. В предыдущей работе была разработана модель для определения опасной зоны вокруг крана и контроля перемещения персонала с выдачей предупреждений.

Ключевые слова: сооружения, инфраструктура, оптимизация операций, AI-технологии, информационные массивы, обучение алгоритмов

EDN: EWTMQY



В.В. Соловьев



С.В. Федорова

Компьютерное зрение, охватывающее такие задачи, как детекция, классификация и сегментация объектов, является одной из ключевых технологий искусственного интеллекта, способных воспроизводить когнитивные функции человека. Эти технологии демонстрируют результаты, сопоставимые с человеческим интеллектом в областях, таких как обработка естественного языка и анализ данных. На строительных площадках для выявления объектов можно использовать различные методы, включая анализ больших наборов данных и сверточные нейронные сети, что способствует предотвращению опасных ситуаций [1] (рис. 1).

Объекты и методы исследования

Использование компьютерного зрения в управлении строительством включает в себя разнообразные подходы, направленные на улучшение эффективности, а также безопасность и качество контроля на строительных объектах. Для решения задачи обнаружения и

сегментации ситуаций требуется комплексный подход с обработкой изображений и алгоритмами машинного и глубокого обучения.

Общий алгоритм выполнения задачи:

1. Сбор данных (фото рабочих, средств индивидуальной защиты (СИЗ) и материалов).
2. Предварительная обработка (изменение размера, нормализация).
3. Обнаружение объектов с помощью алгоритмов (YOLO, Faster R-CNN).
4. Сегментация изображений (U-Net).
5. Классификация ситуаций (опасные зоны, неправильное использование СИЗ).
6. Визуализация результатов.
7. Оценка эффективности и разработка системы мониторинга для контроля на строительной площадке.

Для выявления и сегментации ситуаций на строительной площадке, связанных с перемещением стрелы строительного крана, необходимо создать алгоритм.

Соловьев Владислав Викторович, ассистент кафедры «Транспортное строительство» Российского университета транспорта (РУТ (МИИТ)). Область научных интересов: компьютерное зрение и алгоритмы обработки данных, разработка алгоритмов и информационных систем, инновационные, конструктивно-технологические решения при проектировании, строительстве и эксплуатации сооружений. Автор двух научных работ.

Федорова Снежана Владимировна, преподаватель кафедры «Транспортное строительство» Российского университета транспорта (РУТ (МИИТ)). Область научных интересов: современные конструктивные и технологические подходы в проектировании, строительстве и эксплуатации транспортных объектов. Автор 12 научных работ.

В качестве исходных данных будут использоваться изображения работников, материалов, рабочих мест и участков стройки. Результатом должно стать определение максимального радиуса отклонения стрелы крана, что позволит выявить опасную зону под ней, а также идентифицировать объекты, находящиеся в этой зоне [2].

Этапы решения задачи включают в себя:

- сбор и обработку данных с камер, расположенных на стреле крана;
- разделение на обучающий и тестовый наборы;
- выбор и обучение модели;
- применение модели к тестовым данным;
- оценка ее производительности.

Выбор метода обучения

Для обнаружения и отслеживания объектов в динамических сценах эффективно использовать методы, основанные на сверточных нейронных сетях (CNN) и алгоритмах отслеживания, таких как Kalman filter или DeepSORT или рекуррентных нейронных сетях (RNN).

CNN: для распознавания различных объектов (например, технику и/или людей) обучаются на большом наборе данных вне зависимости от их размера, положения и частичных перекрытий.

Алгоритмы отслеживания: обрабатывают информацию из последовательности кадров для связывания обнаруженных объектов и формирования их траекторий. Это позволяет отслеживать объекты даже при временных перекрытиях или изменениях освещения.

Последовательность технической реализации обнаружения объектов (людей) с помощью CNN выглядит так.



Рис. 1. Строительные работы под подъемным механизмом крана

Обучение на изображениях с людьми в разных позах и условиях, анализ кадров, с выделением признаков и фиксацией людей рамками. И далее отслеживание связывает рамки в траектории движения [3].

Для реализации обнаружения объектов (людей) с использованием RNN сначала собираются и аннотируются данные. После предобработки изображений выбирается архитектура, сочетающая в себе RNN для анализа временных зависимостей и CNN для извлечения признаков. Обучение модели включает в себя оптимизацию гиперпараметров и настройку функции потерь. После тестирования и оценки производительности модель интегрируется в систему, где ее эффективность регулярно обновляется на основе новых данных [4].

Процедуры обнаружения и отслеживания объектов в динамически изменяющихся условиях основываются на статистических методах и математических моделях, обеспечивая адаптацию к изменяющимся условиям и шумам [5].

Эти методы помогают компьютерному зрению анализировать изображения, выделять объекты и отслеживать их в динамически изменяющейся среде (рис. 2).

Структура рекуррентной нейронной сети GRU

В быстроменяющихся условиях критически важным становится не только точное определение текущего состояния объектов, но и анализ изменений их параметров со временем. В этой связи RNN представляют собой подходящий инструмент, благодаря их способности эффективно работать с последо-

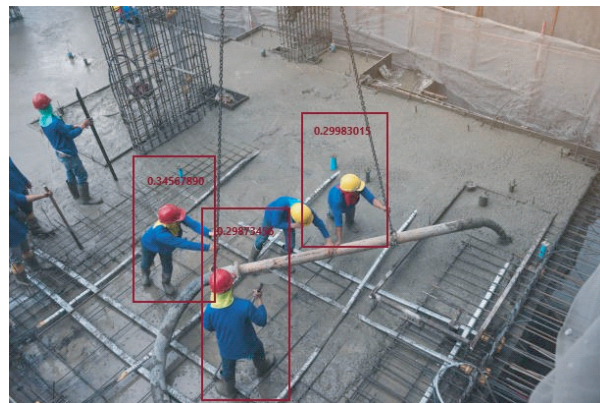


Рис. 2. Действия строительной бригады при перемещении материалов на высоте

вательными данными. Это особенно актуально для обработки временных последовательностей в аудио- и видеоматериалах. RNN состоят из последовательно повторяющихся модулей, которые анализируют как текущий вход, так и информацию, полученную на предыдущих шагах, формируя так называемое скрытое состояние. Это отличает их от feedforward нейронных сетей, предполагающих независимость всех входных данных, поскольку RNN изучают зависимости в данных с учетом временной последовательности через механизмы обратной связи (рис. 3). Скрытое состояние накапливает информацию о предшествующих данных, которая передается между ячейками сети. Несмотря на потенциал, стандартные RNN сталкиваются с проблемами, связанными с обработкой долгосрочных зависимостей, к которым относятся затухание и взрывной рост градиентов при обратном распространении ошибки, что затрудняет их применение в некоторых задачах [6].

Архитектура GRU (Gated Recurrent Unit) является разновидностью рекуррентных нейронных сетей, разработанных для анализа и обработки данных, имеющих последовательную структуру (рис. 4). Уникальность GRU заключается в применении стратегии шлюзо-

вания, состоящей из двух ключевых компонентов: шлюза сброса и шлюза обновления. Эти элементы контролируют процесс сохранения и удаления информации из скрытого слоя, облегчая таким образом решение проблемы долгосрочных зависимостей в анализируемых последовательностях. При сравнении с LSTM (Long Short-Term Memory), GRU демонстрирует более высокую эффективность и упрощенность в процессе обучения, не теряя при этом в качественных характеристиках при выполнении задач обработки последовательной информации.

Изначально, при $t=0$, начальное состояние вектора h_0 равняется нулю: $h_0=0$

$$\begin{aligned} z_t &= \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1} + b_z), \\ r_t &= \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1} + b_r), \\ \tilde{h}_t &= \Phi(W_h x_t + U_h(r_t \odot h_{t-1}) + b_h), \\ h_t &= (1 - z_t) \odot h_{t-1} + z_t \odot \tilde{h}_t, \end{aligned} \quad (1)$$

где Φ — функция активации; x_t — входной вектор; h_t — выходной вектор (итоговый скрытый слой); \tilde{h}_t — век-

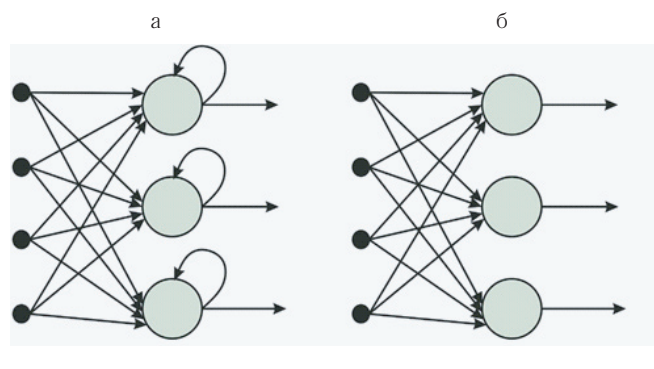


Рис. 3. Сравнение архитектур: а – рекуррентных сетей; б – традиционных нейронных сетей

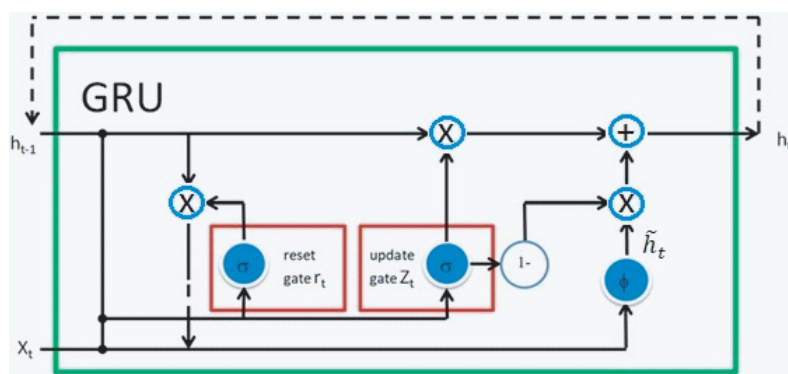


Рис. 4. Схема ячейки GRU

тор активации текущего состояния скрытого слоя; z_t — вектор шлюза обновления (update gate); r_t — вектор шлюза сброса (reset gate); W , U , b — матрицы и векторы параметров, которые необходимо настроить во время обучения; \odot — оператор произведения Адамара; σ — сигмоидная функция активации.

Выходные данные уровня GRU подаются на уровень классификации (например, полностью связанные уровни) для прогнозирования [7]. Уровень классификации обычно состоит из плотного слоя, за которым следует функция активации softmax для классификации классов.

Как и для остальных типов искусственных нейронных сетей, в процессе классификации объектов ключевым является процесс уменьшения значения функции потерь в контексте весового пространства:

$$\min_w Q(f(X, U), C), \quad (2)$$

где X обозначает входящую информацию, U представляет собой синаптические веса, задача которых — уменьшение ошибки, Q выступает как критерий оценки ошибки, f является функцией, формирующей выходные данные, а C определяется как набор классов, предназначенных для классификации.

Поставленная задача оптимизации (2) может быть решена методом градиентного спуска [8;9].

Безопасность на строительной площадке: модели и технологии

Для эффективного решения задачи следует учесть несколько ключевых аспектов:

- необходимо провести обучение на большом и разнообразном наборе данных, используя методы с учителем и без для повышения точности детекции и сегментации объектов (рис. 5);
- потребуется создать систему, которая будет автоматически анализировать данные с камер и дронов, предупреждая о возможных опасных ситуациях на строительной площадке [10];
- важно рассмотреть возможность интеграции IoT-датчиков для мониторинга условий труда, систем управления доступом и технологий дополненной реальности для визуализации данных и инструкций [11].

Здесь также стоит обратить внимание на необходимость предусмотреть систему стабилизации при получении изображения с камеры, расположенной на раскачивающейся поверхности, и в частности, расположенной на стреле подъемного грузового крана. Для обеспечения стабильности изображения можно использовать следующие методы:

1. Установка гироскопов и акселерометров на камеру, чтобы отслеживать движения и корректировать положение в реальном времени.

2. Оптическая стабилизация в объективе, компенсирующая дрожание и вибрации при съемке.

3. Системы компьютерного зрения для анализа изображений и автоматической коррекции стабилизации.

4. Механические стабилизаторы, такие как гири, для компенсации вибраций и плавного движения камеры [12].

Выводы

Обнаружение аномалий на строительной площадке с использованием компьютерного зрения помогает снижать количество несчастных случаев. Системы управления безопасностью, объединяющие различные технологии, разрабатывают модели распознавания изображений, опираясь на синтетические данные и методы трансферного обучения, позволяя быстро реагировать на опасные ситуации, такие как травмы из-за движения стрелы строительного крана. Планируется улучшение этих моделей для повышения эффективности контроля на площадках.

При этом также важно усовершенствовать алгоритмы обработки изображений с камер на грузовом кране, что поможет в обнаружении и предотвращении опасных ситуаций из-за воздействия раскачивающейся стрелы строительного крана. К ключевым аспектам относятся:

- раннее обнаружение ситуации: это даст больше времени на принятие мер для предотвращения аварий;
- точное распознавание угроз: это поможет оператору крана быстрее и эффективнее реагировать на ситуацию [13];
- автоматизация мониторинга: системы компьютерного зрения могут в реальном времени анализировать данные и предупреждать об угрозах.

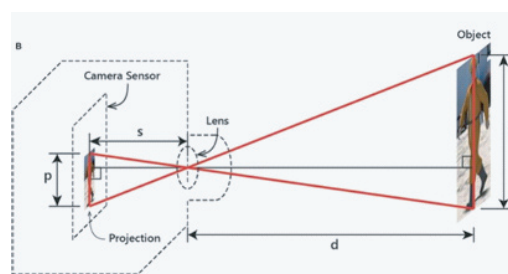


Рис. 5. Детекция объектов на строительной площадке

Литература

1. Кузина, О. Н. Управление строительством с использованием компьютерного зрения на строительной площадке / О. Н. Кузина. - Текст : электронный // Строительство и архитектура. - 2023. - Т.11, №4. - С.34. - URL : <https://elibrary.ru/item.asp?id=55053580> (дата обращения: 24.01.2025).
2. Роструд: статистика несчастных случаев на производстве за 2023 год. - URL: <https://nkprom.ru/news/rostrud-statistika-neschastnykh-sluchaeв-na-proizvodstve-za-2023-god/> 55053580 (дата обращения: 24.01.2025). - Текст : электронный.
3. Cheng, T.; Lu, Q.; Kang, H.; Fan, Z.; Bai, S. Productivity Prediction and Analysis Method of Large Trailing Suction Hopper Dredger Based on Construction Big Data. Buildings 2022, 12, 1505. <https://doi.org/10.3390/buildings12101505> (дата обращения: 24.01.2025). - Текст : электронный.
4. Кузина, О. Н. Модель управления производительностью труда в строительстве методами искусственного интеллекта / О. Н. Кузина - Текст : непосредственный // Научно-технический вестник Поволжья. - 2023. - №3. - С. 68-73. - ISSN 2079-5920.
5. Основные положения теории искусственных нейронных сетей Pandia.ru. - интернет-издание. - URL: <https://pandia.ru/text/78/393/56772.php> (дата обращения: 24.01.2025). - Текст : электронный.
6. Федор Добровицкий. LSTM и GRU. Блог компании М. Видео-Эльдорадо. Python. Аналитика мобильных приложений. Машинное обучение. 15.12. 2023. - URL : <https://habr.com/ru/companies/mvideo/articles/780774/> (дата обращения: 24.01.2025). - Текст : электронный.
7. Владимир Быстрицкий. RNN, LSTM, GRU и другие рекуррентные нейронные сети. - URL: http://vbystricky.ru/2021/05/rnn_lstm_gru_etc.html (дата обращения: 24.01.2025). - Текст : электронный.
8. Абдулкадиров, Р. И. Новый подход к обучению нейронных сетей с помощью натурального градиентного спуска с импульсом на основе распределений Дирихле / Р. И. Абдулкадиров, П. А. Ляхов. - Текст: непосредственный // Компьютерная оптика. - 2023. - Т. 47, № 1. - С. 160-169. - DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1147.
9. Руликова, Н. С. Метод нейронных сетей в управлении портфелями проектов / Н. С. Руликова. - Текст : электронный // Вестник Приднепровской государственной академии строительства и архитектуры. - 2011. - № январь - февраль. - С. 44 - 45. - URL : <https://cyberleninka.ru/article/n/metod-neyronnyh-setey-v-upravlenii-portfelyami-proektov?ysclid=m85ja5duvn517545849> (дата обращения: 24.01.2025).
10. U-Net: нейросеть для сегментации изображений. Информационный портал Neurohive. - URL : <https://neurohive.io/ru/vidy-nejrosetej/u-net-image-segmentation/> (дата обращения : 24.01.2025). - Текст : электронный.
11. Шеврикуко, Ю. Ф. Компенсация ошибок инерциальной навигационной системы на основе темп датчиков посредством нейросетевых алгоритмов / Ю. Ф. Шеврикуко. - Текст : электронный // Аспирант и соискатель. - 2016. - №6 (96). - С. 96-103. - URL : <https://elibrary.ru/item.asp?id=28768387> (дата обращения : 24.01.2025).
12. Федина, Е. В. Анализ основных причин травматизма при эксплуатации башенных кранов. - Текст : электронный // Инженерный вестник Дона / Е. В. Федина, С. Л. Пушенко. - 2012. - №4-1 (22). - С. 172.- eISSN: 2073-8633. - URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=18640238&ysclid=m85ixjb55f852819334> (дата обращения : 24.01.2025).
13. Алгоритм определения параметров основания зданий и сооружений с помощью обработки георадио-локационных изображений / А. А. Локтев, Д. А. Локтев, В. В. Королев, А. А. Кузнецов. - Текст : электронный // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. - 2022. - № 4. - С. 11 -17. - URL: <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=48317064&ysclid=m85j54qh8p140960899> (дата обращения : 24.01.2025). DOI 10.25791/pribor.4.2022.1331.