

DOI: 10.24000/0409-2961-2025-1-83-89

УДК 004.896

© К.В. Чумаков, П.А. Стрижак, С.С. Кропотова, 2025

## Применение видеоаналитики для мониторинга и повышения безопасности технологических процессов



**К.В. Чумаков**,  
зав. лабораторией,  
chumakovk@tpu.ru



**П.А. Стрижак**,  
д-р физ.-мат. наук,  
проф.



**С.С. Кропотова**,  
канд. физ.-мат. наук,  
доцент

Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Томск, Российская Федерация

Представлены результаты применения видеоаналитики, основанной на алгоритмах искусственного интеллекта и компьютерного зрения, для мониторинга нештатных ситуаций и повышения безопасности технологических процессов. Предложены инновационные подходы к анализу видеоданных, позволяющие в режиме реального времени отслеживать соблюдение правил безопасности при выполнении работ, выявлять нестандартные события и предотвращать потенциальные аварийные ситуации. Сформулированы рекомендации по использованию результатов исследований при развитии безопасных технологий и производств.

**Ключевые слова:** безопасность, технологические процессы, мониторинг, эффективность, видеоаналитика, компьютерное зрение, искусственный интеллект.

**Для цитирования:** Чумаков К.В., Стрижак П.А., Кропотова С.С. Применение видеоаналитики для мониторинга и повышения безопасности технологических процессов // Безопасность труда в промышленности. 2025. № 1. С. 83–89. DOI: 10.24000/0409-2961-2025-1-83-89

### Using Video Analytics to Monitor and Improve the Safety of Workflows

**K.V. Chumakov**, Head of the Laboratory, chumakovk@tpu.ru, National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

**P.A. Strizhak**, Dr. Sci. (Phys.-Math.), Prof., National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

**S.S. Kropotova**, Cand. Sci. (Phys.-Math.), Assos. Prof., National Research Tomsk Polytechnic University, Tomsk, Russian Federation

**Abstract.** In conditions of the rapid development of industry and the complexification of production processes, traditional methods of safety control become inefficient. Therefore, studies in the field of the use of computer vision technologies to control compliance with the industrial safety requirements for production facilities are critical for any industry and field of human activities. Results of the use of video analytics based on algorithms of artificial intelligence and computer vision to monitor contingencies and improve the safety of workflows have been stipulated. The analysis of the current solutions in the sphere of video analytics and their integration with production process management systems have been provided. Innovative approaches to video data analysis enabling control the compliance with safety rules, detecting non-standard events, and preventing potential accidents in real-time mode have been proposed. An extended description of the data collection preparatory process for model training and verification of its accuracy has been provided. The scientific novelty of the study is the development of a system able to identify violations occurring in conditions of a complex workflow and disturbing external factors, for example, limited visibility within the monitoring area or multiple objects within the registration area potentially causing false alarm system activations, with high accuracy. This approach helps to significantly expand the scope of application of the system for production facilities. The efficiency of the use of the developed methods for real production facilities has been demonstrated. The recommendations on the use of the study results for the development of safe technologies and productions have been formulated.

**Keywords:** safety, workflows, monitoring, efficiency, video analytics, computer vision, artificial intelligence.

**For citation:** Chumakov K.V., Strizhak P.A., Kropotova S.S. Using Video Analytics to Monitor and Improve the Safety of Workflows. *Bezopasnost Truda v Promyshlennosti = Occupational Safety in Industry*. 2025. № 1. pp. 83–89. (In Russ.). DOI: 10.24000/0409-2961-2025-1-83-89

### Введение

Стремительное развитие науки и техники, усложнение производственного процесса путем внедрения высокоэффективных подходов, методов и средств измерения приводят к увеличению случаев нарушения регламентов технологических процессов [1, 2], что часто сопровождается получением производственных травм и возникновением несчастных случаев, которые являются критическими событиями как для работника, так и для работодателя. Последствия

нанесенного как материального (возмещения, компенсации, штрафы и т.п.), так и нематериального (нравственного, морально-этического, репутационного) ущерба часто непоправимы. Общее количество несчастных случаев на производстве, в том числе со смертельным исходом, за 2023 г. превысило значения предыдущего, а также 2020 г. (согласно сведениям о травматизме на производстве и профессиональных заболеваниях: Федеральная служба государственной статистики). Пик производственного травма-

тизма за последние 4 года пришелся на 2021 г. На сегодняшний день современные информационные технологии играют ключевую роль в снижении травматизма и минимизации рисков несчастных случаев на производстве. Внедрение инновационных технических решений позволяет значительно повысить безопасность труда и улучшить условия работы [3]. К инновационным технологиям в охране труда на производстве можно отнести:

позиционирующие устройства, отслеживающие перемещение машин и работников и снижающие вероятность их столкновений и других инцидентов [4];

умные средства индивидуальной защиты (СИЗ), например, датчики, информирующие о необходимости их замены [5];

экзоскелеты, позволяющие снизить физическую нагрузку на работников, что, в свою очередь, уменьшает риск травм [6];

искусственный интеллект для анализа данных о травматизме и выявления потенциальных угроз, дающий возможность заранее принимать меры по их устранению [7].

Особое значение приобретает использование искусственного интеллекта и компьютерного зрения [8] для предиктивного анализа потенциальных нарушений. Преимуществом внедрения компьютерного зрения на производстве для обеспечения производственной безопасности является реализация следующих основных аспектов: автоматизация процесса наблюдения за объектами и действиями в целях снижения необходимости в физическом присутствии человека и минимизации человеческого фактора в оценке ситуации [9, 10]; анализ данных в режиме реального времени для своевременного реагирования на нарушения и предотвращения нештатных ситуаций [9–11]; повышение точности обнаружения нарушений (отсутствие СИЗ или несоблюдение правил безопасности [12, 13]); сокращение затрат на физические проверки и инспекции и снижение общих операционных расходов [9, 10]; высокоэффективное выявление нештатных ситуаций, в частности, утечки газа или технологических жидкостей, нарушения целостности оборудования и др. [11, 12].

В настоящее время применение современных методов контроля и управления рисками наблюдается во многих отраслях промышленности. Например, компании внедряют системы мониторинга и проводят регулярные совещания для анализа состояния охраны труда и выявления рисков [14–16]. На объектах нефтегазохимических предприятий часто работает более 3 тыс. камер технологического видеонаблюдения [15]. Техническое зрение на производстве позволяет автоматически отбраковывать продукцию.

Главным преимуществом автоматизированной системы является возможность дистанционного контроля промышленной безопасности и охраны труда, а также своевременное распознавание угроз на основе комплексных данных о состоянии объекта [17].

Технологии распознавания и автоматической обработки фото- и видеоизображений (компьютерного зрения) с помощью искусственного интеллекта и нейросетей для решения прикладных задач в сфере автоматизации производственных процессов в системах контроля доступа, промышленной безопасности и охраны труда приобретают все большую актуальность [18]. Однако все еще недостаточно исследований и технических решений в области применения технологий компьютерного зрения для контроля соблюдения требований промышленной безопасности производственных объектов. В частности, существующие методы и подходы [9, 12, 13, 18] по обнаружению нештатных ситуаций и нарушений правил безопасности с использованием видеоаналитики не дают высокой точности в разных условиях освещения, не предусматривают интеграцию с широким набором промышленных систем (датчики, сенсоры, аналитическое оборудование), а также в полной мере не обеспечивают интегральный анализ всех параметров безопасности (наличие СИЗ, человек в положении лежа, человек в опасной зоне, число человек в кадре, общее время активности людей в кадре, камера закрыта «предметом») в едином интерфейсе. Это и мотивировало настоящее исследование. Цель работы — разработка нового подхода к анализу видеоданных, позволяющего в режиме реального времени отслеживать соблюдение правил техники безопасности при выполнении работ, выявлять аномалии и предотвращать потенциальные аварийные ситуации на примере производства газотранспортной компании.

#### Материалы и методы решения

Для решения поставленной задачи выбрана модель YOLOv8, входящая в семейство алгоритмов компьютерного зрения YOLO (от англ. You Only Look Once — Ты Смотришь Только Один Раз), известных своей эффективностью при обнаружении объектов в режиме реального времени [19]. Для использования такой модели проводились подготовка набора данных с аннотированными изображениями объектов, обучение модели, оценка точности модели на валидационном наборе данных. При подготовке обучающей выборки изображений и их аннотировании рассматривались два типа модели нейронной сети: детекция и сегментация. Данные модели в отличие от модели классификации позволяют не только идентифицировать объект на изображении, но и выделить границы объектов и определить их местоположение. Причем при детекции объект представляется в виде ограничительной рамки, при сегментации — в виде семантической маски. Модели классификации, как правило, используют для задач, где необходимо классифицировать изображение в целом, присваивая ему один класс. Аннотирование изображений при этом включает только метку класса для всего изображения и не требует разметки отдельных объектов или их позиций.

Выбор типа модели нейронной сети для обнаружения нештатных ситуаций существенно зависит от

специфики технологического процесса, в частности, условий видимости, удаленности объекта, погодных условий. Для реализации первой версии системы мониторинга выбрана модель детекции YOLO8 следующих объектов: «персона», «голова», «каска». Данные объекты выбраны для отслеживания соблюдения требований безопасности на промышленном объекте, а именно идентификации наличия СИЗ у работников. Основными причинами выбора модели детекции являются: простота разметки объектов в кадре, простота реализации алгоритма, скорость обработки данных, а также более низкие требования к вычислительным ресурсам.

После выбора модели нейронной сети и ее типа проводилось аннотирование изображений. Аннотирование изображений — это процесс добавления меток, метаданных или аннотаций к изображениям для придания им структуры и смысла, понятного алгоритмам машинного обучения. В качестве обучающих изображений выбраны наиболее типичные изображения производственных процессов в области ремонта повышенной опасности магистральных газопроводов. Изображения размечались вручную. Основным критерий выбора изображений — наличие на нем хотя бы одного объекта: «персона», «голова», «каска». В результате обучающая выборка с разметкой детекции объектов состояла из 500 изображений для обучения модели, 100 изображений для валидации модели и 100 изображений для тестирования. Главная цель тестовой выборки — оценить, насколько точно обученная модель работает на новых, ранее использованных данных, а также определить точность и основные метрики производительности модели. Размеры обучающих изображений составляли 1280×1024.

Обучение модели проводилось с использованием видеокарты NVIDIA GeForce RTX 4080, оснащенной архитектурой CUDA со следующими характеристиками: 1040 ядер, 320 тензорных ядер, 80 RT-ядер для трассировки лучей, 16 ГБ высокоскоростной видеопамяти GDDR6X. Модель обучалась на протяжении 1000 эпох (число полных проходов через весь обучающий набор данных). Обучение нейронной сети реализовывалось методом train, позволяющим нейронной сети обучаться на своих ошибках и постепенно повышать точность предсказаний, основываясь на предоставленных данных. На первом этапе обучения из ранее сформированного набора данных загружались изображения. Для увеличения разнообразия обучающего набора данных не применялись различные техники аугментации, такие как вращение, изменение яркости, обрезка и т.д. Для повышения эффективности обучения путем одновременной обработки нескольких изображений загруженные и подготовленные изображения группировались по 32 произвольных изображения из подготовленного набора. Модель выполняет прямой (Forward Pass) проход для каждого изображения из произвольно набора и генерирует предсказания, определяя, где находятся

объекты и какие классы они представляют. Прямой проход позволяет нейронной сети преобразовать входные данные в целевые значения, не включая при этом обратную связь или коррекцию ошибок. Этот этап является основой для последующего этапа обучения, где происходит корректировка параметров модели на базе сравнения предсказанных и реальных значений. На выходе модель возвращает координаты ограничивающих рамок, классы объектов и точность в предсказаниях. После этого предсказания модели сравниваются с истинными аннотациями (метками) объектов на изображениях. Вычисляется функция потерь, которая измеряет, насколько предсказания модели отличаются от реальных меток (например, потери для координат ограничивающих рамок, классов и точности). На основе вычисленной функции потерь выполняется обратное распространение ошибки. Модель обновляет свои веса с помощью алгоритма оптимизации, чтобы минимизировать потери. Процесс повторяется для всех изображений в обучающем наборе данных на протяжении заданного количества повторений. После каждой итерации модель тестировалась на валидационном наборе данных для оценки ее производительности. После завершения обучения модель сохраняется для дальнейшего использования или развертывания у пользователя.

#### Результаты и обсуждение

Результаты работы модели приведены на рис. 1. Видно, что часть людей не детектирована моделью. На рис. 2 показано, что при использовании модели неверно идентифицируется объект в кадре. Таким образом, предварительные результаты детекции объектов можно считать неудовлетворительными. Для устранения установленной неточности идентификации объектов к изображениям применена аугментация: вращение на произвольный угол от  $-30$  до  $30$  и зеркальное отражение. В результате обучающая выборка с разметкой детекции объектов состояла из 6000 изображений для обучения модели, 1200 изображений для валидации модели и 100 изображений для тестирования. Однако подход с изменением значений параметров обучения не улучшил результат.



▲ Рис. 1. Пример детекции объектов в кадре при выполнении ремонтных работ на магистральном газопроводе  
▲ Fig. 1. Example of detection of objects in the frame during trunk pipeline repair operations



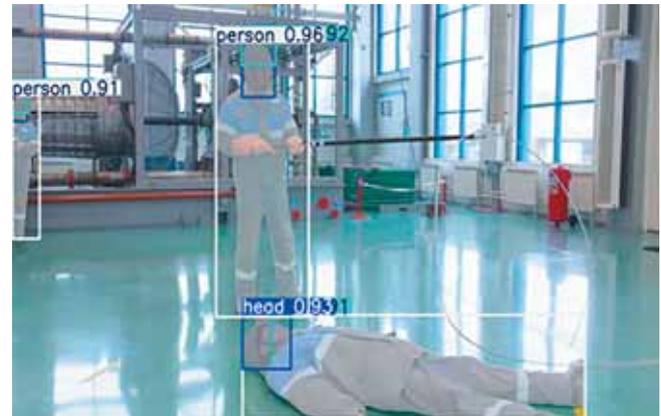
▲ Рис. 2. Пример детекции объектов в кадре на объекте газотранспортной инфраструктуры  
▲ Fig. 2. Example of detection of objects in the frame for a gas transportation infrastructure facility

Для повышения достоверности идентификации объектов в кадре выбрана модель сегментации. Аннотирование обучающего набора изображений выполнялось вручную в программном обеспечении AnyLabel Software (рис. 3). Затем размеченные изображения загружались в программное обеспечение Roboflow для экспорта в формат YOLOv8. В результате обучающая выборка с разметкой сегментации объектов состояла из 6000 изображений для обучения модели, 1200 изображений для валидации модели, 100 изображений для тестирования. После обучения модели на протяжении 1000 итераций результаты предсказания модели существенно улучшились. Однако применение данного подхода привело к появлению большого количества ложных срабатываний. Например, участки леса сегментировались как «персона». Для повышения точности и устранения ложных срабатываний проведены сегментация и аннотирование 400 объектов, отмеченных на изображениях как «ложное срабатывание»: уличные фонари, отражение солнца от блестящих поверхностей; участки густого леса, напоминающие



▲ Рис. 3. Аннотирование изображений в программном обеспечении AnyLabel Software  
▲ Fig. 3. Image annotating in AnyLabel Software

силуэт человека; головные уборы, похожие на каску. После этого модель переобучалась. В итоге точность предсказания модели составила более 90 % (рис. 4).

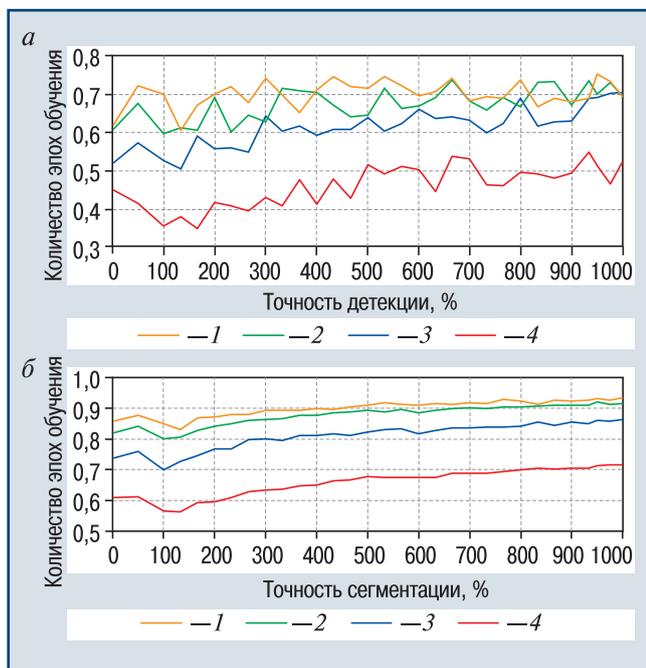


▲ Рис. 4. Результат сегментации объектов в кадре  
▲ Fig. 4. Result of segmentation of objects in the frame

Для обобщения полученных результатов на рис. 5, а, б (здесь 1 — precision(B); 2 — recall(B); 3 — mAP50(B); 4 — mAP50-95(B)) приведены оценочные метрики обучения модели с детекцией и сегментацией. К оценочным метрикам обучения относятся: метрика precision(B) (точность для ограничивающих рамок) измеряет долю истинно положительных предсказаний от общего числа положительных предсказаний (истинно положительные и ложно положительные) и показывает, насколько точно модель определяет объекты; метрика recall(B) (полнота для ограничивающих рамок) измеряет долю истинно положительных предсказаний от фактических положительных (истинно положительные и ложно отрицательные) и отражает способность модели находить все релевантные объекты.

Одна из мер качества работы нейронной сети для идентификации объектов — численная метрика mAP (mean average precision). Данная метрика в зависимости от граничного значения показателя IoU (Intersection over Union) разделяется на два вида. Наиболее часто используемыми являются граничные значения 0,5 и 0,95: mAP50(B) — средняя точность при пороге IoU 0,5, эта метрика оценивает точность модели по нескольким классам, обнаружение считается правильным, если IoU с истинным значением составляет не менее 0,5; mAP50-95(B) — средняя точность по нескольким порогам IoU (от 0,5 до 0,95). Эта метрика дает более полное представление о производительности модели при различных уровнях точности обнаружения.

Порог IoU 0,5 означает, чтобы предсказание модели считалось правильным, область перекрытия между



▲ Рис. 5. Метрики обучения модели на 1000 повторений:

*a* — детекция; *b* — сегментация

▲ Fig. 5. Metrics of model training through 1000 repeats:  
*a* — detection; *b* — segmentation

предсказанным ограничивающим прямоугольником и истинным значением должна составлять не менее 50 %.

По метрикам модели на рис. 5 видно, что модель сегментации значительно превосходит модель детекции по точности (Precision (B) и полноте (Recall (B)). Высокая точность и полнота модели сегментации указывают на ее надежность и способность эффективно обнаруживать объекты без значительного числа ошибок. Модель сегментации также демонстрирует лучшие результаты по обеим метрикам mAP по сравнению с моделью детекции. Это говорит о том, что она более эффективна в задачах обнаружения объектов как при стандартных условиях (mAP50), так и при более строгих критериях (mAP50-95).

#### Рекомендации по использованию полученных результатов

Разработанный подход рекомендуется использовать для оперативного обнаружения и устранения нарушений в области промышленной безопасности и охраны труда и повышения надежности производственных процессов. Система мониторинга предоставляет данные, которые можно применять для анализа нарушений и оптимизации производственных процессов. Это позволяет не только выявлять проблемы, но и разрабатывать стратегии их предотвращения в будущем. Основные требования, предъявляемые к системе мониторинга, касаются разрешения камеры и самого изображения. В частности, разрешение камер не должно быть меньше 640×480 пикселей, а изображение объекта анализа должно быть не менее

16×16 пикселей. В связи с этим для идентификации небольших объектов целесообразно использование камер с более высоким разрешением. Также важно соблюдать законодательные нормы [20]. Установка камер видеонаблюдения должна соответствовать законодательству и сопровождаться получением согласия сотрудников и соблюдением норм о защите личной информации.

Внедрение интеллектуальных систем должно сопровождаться мероприятиями по защите информации от несанкционированного внешнего воздействия, в частности, направленными на обеспечение недоступности ее третьим лицам.

С экономической точки зрения использование системы мониторинга позволит сократить затраты на страхование за счет снижения частоты инцидентов и более быстрого реагирования на возникшие нештатные ситуации, а также затраты на убытки от несчастных случаев и их последствий. С социальной точки зрения данная система способствует созданию более безопасной рабочей среды, что непосредственно влияет на здоровье и благополучие сотрудников.

Таким образом, разработанная на основе алгоритмов искусственного интеллекта и компьютерного зрения система позволяет не только контролировать процессы, но и предотвращать аварийные ситуации в режиме реального времени. Последнее возможно за счет того, что при несоблюдении правил использования спецодежды или СИЗ система в виде оповещений формирует предупреждения для предотвращения несчастных случаев. Не менее важным функционалом является также предсказание вероятности возникновения аварийных ситуаций с высокой точностью за счет обработки больших объемов данных, включая данные об эксплуатации, внешние условия и статистику прошлых инцидентов.

Отличительной особенностью разработанной системы по сравнению с аналогами выступает ее способность идентифицировать нарушения в условиях сложного технологического процесса, например, при ограниченной видимости или при наличии большого числа объектов в зоне регистрации, потенциально приводящие к ложным срабатываниям, что существенно расширяет ее применимость на промышленных объектах.

#### Заключение

В ходе исследования проведен анализ существующих решений в области видеоаналитики и их интеграции с системами управления производственными процессами. Описаны ключевые алгоритмы искусственного интеллекта, используемые для обработки и интерпретации видеопотока. Приведены примеры применения разработанных методов на реальных производственных объектах, что подтверждает их эффективность и практическую значимость. Сформулированы рекомендации для эффективного использования подхода при решении практических задач.

## Благодарности

Работа выполнена в рамках научного проекта Первоступенчатой инженерной школы Национального исследовательского Томского политехнического университета № ПИИ-НИР-2024-014.

## Список литературы

1. Автоматизированная система управления безопасностью труда на предприятиях с опасными производственными объектами/ С.Ю. Ксандопуло, С.Ю. Маринин, В.В. Новиков и др.// Безопасность труда в промышленности. 2006. № 12. С. 64–67.
2. Шарифутдинов Д.К., Бадрутдинов М.Н., Сибгатуллин Р.Р. Дидактические средства по охране труда при ремонте и реконструкции магистральных трубопроводов на основе графического дизайна и информационных технологий// Безопасность труда в промышленности. 2011. № 9. С. 61–68.
3. Казиханов Б.Р. Цифровизация и автоматизация в системах охраны труда: преимущества, вызовы и перспективы// Охрана труда и техносферная безопасность на объектах промышленности, транспорта и социальных инфраструктур: сб. ст. III Всерос. науч.-практ. конф. Пенза: Пензенский государственный аграрный университет, 2024. С. 61–64.
4. Семенова А.Г., Данилова Е.В. Инновационные технологии как эффективные инструменты снижения производственного травматизма// Инновации и инвестиции. 2019. № 8. С. 19–21.
5. Зубкова Е.В., Самарина В.П. Совершенствование управления охраной труда на основе внедрения «умных» средств индивидуальной защиты// Фундаментальные исследования. 2020. № 7. С. 36–41.
6. Chao G.T., Deal C., Migliano E.N. Occupational exoskeletons: Supporting diversity and inclusion goals with technology// Journal of Vocational Behavior. 2024. Vol. 153. P. 1–15.
7. Intelligence-led accident prevention and its application in petrochemical enterprises/ B. Wang, Y. Wang, F. Xu, Z. Shi// Process Safety and Environmental Protection. 2024. Vol. 184. P. 690–702.
8. Пазуха А.А. Искусственный интеллект для безопасного технического обслуживания, эксплуатации и технологии ремонта устройств электроснабжения ОАО «РЖД»// Безопасность труда в промышленности. 2021. № 6. С. 46–51. DOI: 10.24000/0409-2961-2021-6-46-51
9. An Approach to Progress Monitoring of Industrial Manual Processes Based on Camera Recordings and Object Interactions/ M. Mühlbauer, K. Kutzner, A. Sommer et al.// Procedia CIRP. 2022. Vol. 107. P. 582–587. DOI: 10.1016/j.procir.2022.05.029
10. Lv T., Zhang H.Y., Yan C.H. Double mode surveillance system based on remote audio/video signals acquisition// Applied Acoustics. 2018. Vol. 129. P. 316–321. DOI: 10.1016/j.apacoust.2017.08.016
11. NPP accident prevention: Integrated neural network for coupled multivariate time series prediction based on PSO and its application under uncertainty analysis for NPP data/ X. Xiao, X. Zhang, M. Song et al.// Energy. 2024. Vol. 305. DOI: 10.1016/j.energy.2024.132374
12. AI-Based Helmet Violation Detection for Traffic Management System/ Y. Said, Y. Alassaf, R. Ghodhbane et al.//

Computer Modeling in Engineering and Sciences. 2024. Vol. 141. № 1. P. 733–749. DOI: 10.32604/cmesc.2024.052369

13. Automatic helmet-wearing detection for law enforcement using CCTV cameras/ P. Wonghabut, J. Kumphong, T. Satiennam et al.// IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. 2018. Vol. 143. № 1. DOI: 10.1088/1755-1315/143/1/012063
14. Malik S., Muhammad K., Waheed Y. Artificial intelligence and industrial applications—A revolution in modern industries// Ain Shams Engineering Journal. 2024. Vol. 15. № 5. DOI: 10.1016/j.asej.2024.102886
15. Improving failure modeling for gas transmission pipelines: A survival analysis and machine learning integrated approach/ R. Xiao, T. Zayed, M.A. Meguid, L. Sushama// Reliability Engineering & System Safety. 2024. Vol. 241. DOI: 10.1016/j.res.2023.109672
16. Risk management and workers' safety behavior control in coal mine/ Q.G. Cao, L. Kai, Y.J. Liu et al.// Safety Science. 2012. Vol. 50. Iss. 4. P. 909–913. DOI: 10.1016/j.ssci.2011.08.005
17. A Systematic Review of Computer Vision Techniques for Quality Control in End-of-Line Visual Inspection of Antenna Parts / Z. Ullah, L. Qi, E.J.S. Pires et al.// Computers, Materials and Continua. 2024. Vol. 80. № 2. P. 2387–2421. DOI: 10.32604/cmc.2024.047572
18. Elharrouss O., Almaadeed N., Al-Maadeed S. A review of video surveillance systems// Journal of Visual Communication and Image Representation. 2021. Vol. 77. DOI: 10.1016/j.jvcir.2021.103116
19. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection/ J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2016. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91
20. Седова Ж.И. Требования законодательства при переходе на цифровые технологии в деятельности опасных производственных объектов// Пермский юридический альманах. 2019. С. 128–137.

## References

1. Kсандопуло S.Yu., Marinin S.Yu., Novikov V.V., Yakovenko G.V., Asadov S.A., Saenko A.G. Automated system of occupational safety management at enterprises with hazardous production facilities. *Bezopasnost truda v promyshlennosti = Occupational Safety in Industry*. 2006. № 12. pp. 64–67. (In Russ.).
2. Sharafutdinov D.K., Badrutdinov M.N., Sibagatullin R.R. Didactic means of occupational safety during repair and reconstruction of trunk pipelines based on graphic design and information technologies. *Bezopasnost truda v promyshlennosti = Occupational Safety in Industry*. 2011. № 9. pp. 61–68. (In Russ.).
3. Kazikhanov B.R. Digitization and Automation in Occupational Safety Systems: Advantages, Challenges, and Prospects. *Okhrana truda i tekhnosfernaya bezopasnost na obektakh promyshlennosti, transporta i sotsialnykh infrastruktur: sb. st. III Vseros. nauch.-prakt. konf.* (Occupational and technosphere safety for industrial, transport, and social infrastructure facilities: collection of articles of the 3rd All-Russia Scientific and Practical Conference). Penza: Penzenskiy gosudarstvennyy agrarnyy universitet. 2024. pp. 61–64. (In Russ.).

4. Semenova A.G., Danilova E.V. Innovative technologies as effective tools to reduce industrial injuries. *Innovatsii i investitsii = Innovations and investments*. 2019. № 8. pp. 19–21. (In Russ.).
5. Zubkova E.V., Samarina V.P. Improving Labor Protection Management Through the Introduction of «Smart» Personal Protective Equipment. *Fundamentalnye issledovaniya = Fundamental Research*. 2020. № 7. pp. 36–41. (In Russ.).
6. Chao G.T., Deal C., Migliano E.N. Occupational exoskeletons: Supporting diversity and inclusion goals with technology. *Journal of Vocational Behavior*. 2024. Vol. 153. pp. 1–15.
7. Wang B., Wang Y., Xu F., Shi Z. Intelligence-led accident prevention and its application in petrochemical enterprises. *Process Safety and Environmental Protection*. 2024. Vol. 184. pp. 690–702.
8. Pazukha A.A. Artificial Intelligence for Safe Maintenance, Operation and Repair Technologies for Power Supply Devices of JSC «Russian Railways». *Bezopasnost truda v promyshlennosti = Occupational Safety in Industry*. 2021. № 6. pp. 46–51. (In Russ.). DOI: 10.24000/0409-2961-2021-6-46-51
9. Mühlbauer M., Kutzner K., Sommer A., Würschinger H., Hanenkamp N. An Approach to Progress Monitoring of Industrial Manual Processes Based on Camera Recordings and Object Interactions. *Procedia CIRP*. 2022. Vol. 107. pp. 582–587. DOI: 10.1016/j.procir.2022.05.029
10. Lv T., Zhang H.Y., Yan C.H. Double mode surveillance system based on remote audio/video signals acquisition. *Applied Acoustics*. 2018. Vol. 129. pp. 316–321. DOI: 10.1016/j.apacoust.2017.08.016
11. Xiao X., Zhang X., Song M., Liu X., Huang Q. NPP accident prevention: Integrated neural network for coupled multivariate time series prediction based on PSO and its application under uncertainty analysis for NPP data. *Energy*. 2024. Vol. 305. DOI: 10.1016/j.energy.2024.132374
12. Said Y., Alassaf Y., Ghodhbane R., Alsariera Y.A., Saidani T., Rhaïem O.B., Makhdoum M.K., Hleili M. AI-Based Helmet Violation Detection for Traffic Management System. *Computer Modeling in Engineering and Sciences*. 2024. Vol. 141. № 1. pp. 733–749. DOI: 10.32604/cmescs.2024.052369
13. Wonghabut P., Kumphong J., Satiennam T., Ungarunyawee R., Leelapatra W. Automatic helmet-wearing detection for law enforcement using CCTV cameras. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*. 2018. Vol. 143. № 1. DOI: 10.1088/1755-1315/143/1/012063
14. Malik S., Muhammad K., Waheed Y. Artificial intelligence and industrial applications—A revolution in modern industries. *Ain Shams Engineering Journal*. 2024. Vol. 15. № 5. DOI: 10.1016/j.asej.2024.102886
15. Xiao R., Zayed T., Meguid M.A., Sushama L. Improving failure modeling for gas transmission pipelines: A survival analysis and machine learning integrated approach. *Reliability Engineering & System Safety*. 2024. Vol. 241. DOI: 10.1016/j.res.2023.109672
16. Cao Q.G., Kai L., Liu Y.J., Sun Q.H., Zhang J. Risk management and workers' safety behavior control in coal mine. *Safety Science*. 2012. Vol. 50. Iss. 4. pp. 909–913. DOI: 10.1016/j.ssci.2011.08.005
17. Ullah Z., Qi L., Pires E.J.S., Reis A., Nunes R.R. A Systematic Review of Computer Vision Techniques for Quality Control in End-of-Line Visual Inspection of Antenna Parts. *Computers, Materials and Continua*. 2024. Vol. 80. № 2. pp. 2387–2421. DOI: 10.32604/cmc.2024.047572
18. Elharrouss O., Almaadeed N., Al-Maadeed S. A review of video surveillance systems. *Journal of Visual Communication and Image Representation*. 2021. Vol. 77. DOI: 10.1016/j.jvcir.2021.103116
19. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. 2016. DOI: 10.1109/CVPR.2016.91
20. Sedova Zh.I. Legislation requirements for the transition to digital technologies in the activities of hazardous production facilities. *Permskiy yuridicheskiy almanakh = Perm Legal Almanac*. 2019. pp. 128–137. (In Russ.).

E-mail: [chumakovk@tpu.ru](mailto:chumakovk@tpu.ru)

Материал поступил в редакцию/ Received 15.10.2024

После рецензирования/ Revised 07.11.2024

Принят к публикации/ Accepted 09.01.2025

## По страницам научно-технических журналов

январь 2025

### Сибирский пожарно-спасательный вестник (научно-аналитический журнал)

**Моделирование процесса формирования и скопления взрывоопасных газов в рабочих зонах угольных шахт/ И.Л. Скрипник, Д.В. Савельев, Т.Т. Каверзнева, С.Г. Ивахнюк. 2024. № 3 (34). С. 201–210.**

Представлены основы методологического подхода к решению проблемы создания безопасных условий ведения подземных горных работ на основе моделирования процесса формирования и скопления метана в рабочих зонах угольных шахт с учетом требований нормативных документов в предмет-

ной области. Разработка метода осуществлялась с использованием данных натурных (прикладных/практических) экспериментов, полученных на нескольких шахтах Печорского угольного бассейна. Определение мест скопления метана осуществлялось в прикладных программных комплексах FlowVision и SolidWorks Flow Simulation. Сравнительный анализ полученных результатов моделирования в упомянутых выше программах позволяет сделать вывод о практической сходимости полученных результатов при задании идентичных граничных и начальных условий на входе в модель. По результатам полученных данных высказано предположение о влиянии на процесс формирования мест скопления метана горношахтного оборудования.