

DOI: <https://doi.org/10.25689/NP.2021.4.246-259>

УДК 004.896

Цифровой супервайзинг

¹Гринченко В.А., ²Попова Н.А., ³Чермянин П.И., ³Кошелев М.Б.,

³Хабибуллин А.Ф., ³Поляков Д.В.

¹ООО «Таас-Юрях Нефтегазодобыча», Иркутск, Россия

²Иркутский национальный исследовательский технический университет, Иркутск, Россия

³ООО «Тюменский нефтяной научный центр», Тюмень, Россия

Digital supervising

¹V.A. Grinchenko, ²N.A. Popova, ³P.I. Chermuynin, ³M.B. Koshelev,

³A.F. Khabibullin, ³D.V. Polyakov

¹LLC «Taas-Yuryakh Neftegazodobycha», Irkutsk, Russia

²Irkutsk National Research Technical University, Irkutsk, Russia

³LLC «Tyumen Petroleum Research Center», Tyumen, Russia

E-mail: grinchenkova@tyngd.rosneft.ru

Аннотация. Целью данной работы является разработка алгоритмов интеллектуального анализа нарушений правил ПБиОТ (промышленная безопасность и охрана труда) на видеозаписях в условиях, как производственных объектов, так и офисных помещений.

В ходе работы:

- 1) разработаны алгоритмы интеллектуального анализа;
- 2) сформированы данные для обучения моделей (датасет - dataset);
- 3) выбран тип нейронной сети;
- 4) обучены модели;
- 5) оценена точность выбранных алгоритмов;
- 6) проведено дополнительное тестирование на видеозаписях, полученных от ООО «Таас-Юрях Нефтегазодобыча» (далее-ООО «ТЮНГД»).

Ключевые слова: видеоаналитика, ПБиОТ, datascience

Для цитирования: Гринченко В.А., Попова Н.А., Чермянин П.И., Кошелев М.Б., Хабибуллин А.Ф., Поляков Д.В. Цифровой супервайзинг//Нефтяная провинция.-2021.-№4(28).-Часть 1.- Спецвыпуск.-С.246-259. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2021.4.246-259>

Abstract. The work is aimed at elaboration of mining algorithms for HSE (Health, safety and environmental protection) rules violations based on video content both at industrial facilities and in office premises.

The results are the following:

- 1) mining algorithms have been developed;
- 2) dataset for model training has been generated;
- 3) neural network type has been selected;
- 4) models have been trained;
- 5) accuracy of the algorithms has been estimated;
- 6) supplement testing has been performed using video footage from Taas-Yuryakh Neftegazodobycha.

Key words: *video content analysis, HSE, data science*

For citation: V.A. Grinchenko, N.A. Popova, P.I. Chernyanin, M.B. Koshelev, A.F. Khabibullin, D.V. Polyakov Cifrovoy supervajzing [Digital supervising]. Neftyanaya Provintsiya, No. 4(28), Part 1, Special issue, 2021. pp. 246-259. DOI <https://doi.org/10.25689/NP.2021.4.246-259> (in Russian)

Введение

Производственный травматизм является актуальным вопросом в производственной безопасности не только в Российской Федерации, но и в мире. Несмотря на заметную тенденцию к снижению производственного травматизма, его уровень остается высоким.

В Российской Федерации ежегодно фиксируется примерно 1,2 тысяч смертей и более 23 тысяч травм на производстве.

На основе статистических данных, приведенных в различных источниках [1], видно, что основные причины травматизма возникают вследствие таких факторов, как:

- организационные (недостатки в организации и содержании рабочего места, отсутствие контроля, отсутствие или неисправность средств индивидуальной защиты) – 31,8%;
- технические (возникают из-за несовершенства технологических процессов, конструктивных недостатков оборудования, приспособлений, инструментов и т.д.) – 18,1%;
- человеческие (пренебрежительное отношение работников к требованиям безопасности) – 50,1%.

Приведенные данные свидетельствуют о преобладании человеческого фактора над остальными. Травматизм по вине человека возникает не только из-за неправильных действий, но и из-за бездействия в момент, когда фиксируются нарушения или небезопасные действия. Для сокращения человеческих факторов травматизма во всех компаниях вводятся правила безопасности, например, в ПАО «НК «Роснефть» введены Золотые правила безопасности.

Для предотвращения травматизма и инцидентов на объектах установлены камеры для видеозаписи, на регулярной основе проводятся проверки ответственными за каждый из объектов лицами, вышестоящими руководителями, супервайзерами и инженерами в области промышленной безопасности и охраны труда (далее – ПБиОТ). Однако, наличие значительного количества камер видеозаписи и не менее большее количество проверок не гарантирует сокращение инцидентов.

Одним из путей предупреждения неблагоприятных последствий ошибочных действий работников является создание системы видеоаналитики на основе технологий машинного обучения (Machine Learning) и глубокого обучения (Deep Learning), или, в современной ИТ-терминологии – DataScience. Данный подход является частью внедрения на предприятии технологии Индустрии 4.0.

ООО «ТЮНГД» ведет разработку Центрального блока и Курунгского лицензионного участка Среднеботуобинского нефтегазоконденсатного месторождения и геологоразведочные работы на 9 лицензионных участках, расположенных на территории Республики Саха (Якутия) и стремится к реальному воплощению в жизнь концепции «трех нулей»: 0 – травматизм; 0 – аварийность; 0 – сверхнормативное загрязнение окружающей среды. Главная задача организации – создание системы постоянного улучшения промышленной безопасности, охраны труда и окружающей среды.

Текущая ситуация цифрового контроля соблюдения правил ПБиОТ в ООО «ТЮНГД» представлена на рис. 1. Видеопоток с видеокамер, либо

архивы видеозаписей на внешних носителях информации, анализируются сотрудниками ООО «ТЮНГД». При этом из-за большого количества данных невозможно производить постоянный контроль выполнения ПБиОТ. По этой причине просматриваются только выборочные фрагменты записей видеокамер. Соответственно, нарушения могут быть пропущены, и зачастую видеозаписи просматриваются после уже зарегистрированных инцидентов.

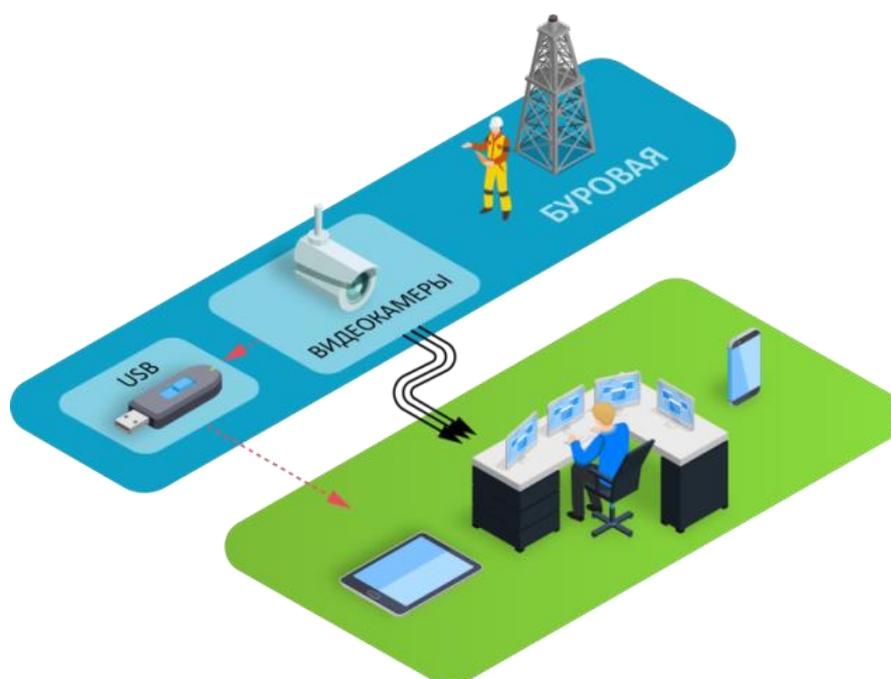


Рис. 1. Текущий контроль за ПБиОТ

Нами предложено решение с применением datascience, которое позволит производить анализ видео без участия человека. Это означает возможность автоматического контроля соблюдения правил ПБОТОС (промышленная безопасность, охрана труда и окружающей среды) на опасных производственных объектах – Цифровой супервайзинг.

В рамках разрабатываемого решения были выделены ключевые нарушения правил ПБиОТ, которые должны определяться на видеозаписях:

- 1) отсутствие средств индивидуальной защиты (СИЗ) на сотрудниках (защитных очков/касках) при нахождении на производственном объекте;

- 2) использование перил при движении по лестнице;
- 3) отсутствие использования страховочного оборудования при работах на высоте;
- 4) обнаружение работника/ов в опасных зонах;
- 5) обнаружение деформаций/несоответствий в работе и состоянии оборудования.

Данная технология повлечет за собой рост культуры работников по соблюдению ПБиОТ, а также появится возможность заблаговременно реагировать на возможные инциденты и своевременно проводить все необходимые корректирующие мероприятия.

Технология видеоаналитики в рамках бизнес-процесса бурения скважин

Рассмотрим целевую архитектуру предложенного решения, представленного на рис. 2. Для обучения любой нейросети необходима предварительно подготовленная обучающая или эталонная выборка - dataset. Общая выборка состоит из записей видеокамер, полученных в процессе буровых работ. Видеозаписи, при наличии интернет соединения на буровой, поступают в архив онлайн с видеокамер наблюдения. При отсутствии интернет соединения – на внешних носителях информации. Далее они попадают в модуль обучения модели и на сервер распознавания.

В сервере распознавания происходит анализ видеозаписей на предмет нарушений. После распознавания материалы с маркерами «нарушение» попадают в сервер аналитики. В сервере аналитики происходит вторичная проверка нарушений на соблюдение требований ПБОТОС и формируются уведомления, отправляемые в дальнейшем на рабочие компьютеры ответственных за соблюдение этих требований.

Все нарушения правил ПБОТОС, прошедшие вторичную проверку, попадают в модуль обучения. После их автоматической разметки, они формируются в дополнительную обучающую выборку, которая добавляется к основной и на основе таким образом дополненной основной выборки

модель дообучается, автоматически обновляется в системе и в дальнейшем используется её актуальная версия.

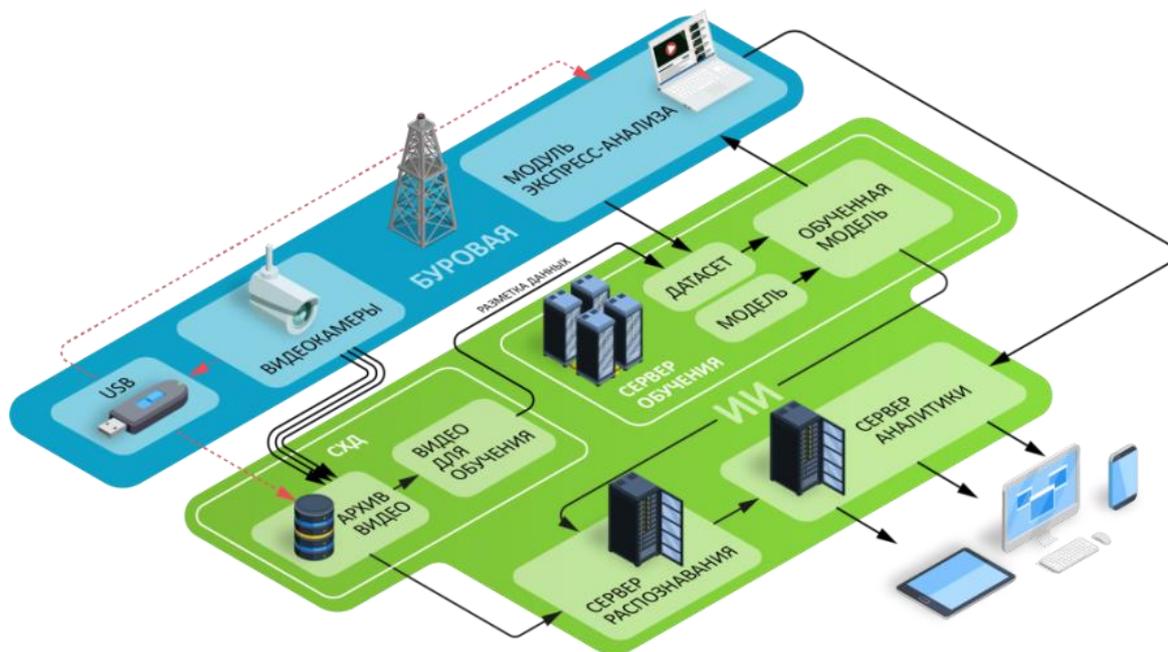


Рис. 2. Целевая архитектура системы видеоаналитики

В подобную архитектуру мы уже сейчас можем вписывать несколько моделей видеоаналитики, решающих задачи для абсолютно разных объектов. Например, модель «Офис», которая сейчас планируется к тестированию на большом объеме видеозаписей (полный рабочий день), стала особенно актуальной в период пандемии и на её основе должны будут отслеживаться такие нарушения как неправильное ношение или отсутствие маски, разговоры по телефону и/или неиспользование перил при передвижении по лестнице и др.

Выбор нейронной сети

В настоящее время задачи в области компьютерного зрения, подобные тем, которые рассматриваются в рамках данного проекта, решаются с помощью свёрточных нейронных сетей (Convolutional Neural Network - в дальнейшем CNN) [2]. Благодаря своему строению такие сети хорошо извлекают признаки из изображений и поэтому широко используются в задачах классификации, распознавания, сегментации и др.

Популярные архитектуры CNN для распознавания объектов:

- **R-CNN** [3] - первая модель для решения данной задачи: работает как обычный классификатор изображений – на вход подаются разные регионы изображения и для них делается предсказание. Модель очень медленная, так как обрабатывает одно изображение несколько тысяч раз и потому не подходит для распознавания в режиме реального времени.

- **Fast R-CNN** [4] – улучшенная и более быстрая версия R-CNN: работает по похожему принципу, но сначала все изображение подается на вход CNN, потом из полученного внутреннего представления генерируются регионы. Эта модель так же довольно медленная для решения задач в реальном времени.

- **YOLO (You Look Only Once)** [5]: здесь, по сравнению с предыдущими моделями, используется другой принцип работы и, в частности, она не делит фотографию объекта на регионы; разработчики архитектуры YOLO подошли к задаче распознавания объектов, как к задаче регрессии. Эта модель предсказывает ограничивающие прямоугольники непосредственно на полном изображении в одной оценке. Так как это единая нейронная сеть, то нет необходимости в сложном конвейере, а оптимизация идет сразу от начала до конца. Поэтому данный подход гораздо быстрее аналогов. Единственный минус – не всегда точно локализует объекты, особенно маленькие. Поэтому оценка mAP (площадь под кривой Precision/Recall для всех классов) несколько ниже, но ложноположительных срабатываний при такой архитектуре гораздо меньше.

- **SSD (Single Shot Detector)** [6] – архитектура этой модели по принципам схожа с архитектурой YOLO: не классифицирует объекты по регионам фотографии, а проверяет наличие объекта в фиксируемом наборе прямоугольников; за основу здесь взята сеть VGG16 (архитектура свёрточной сети предложенная лабораторией Visual Geometry Group Оксфордского университета), в которой полносвязные слои заменены на конволюцион-

ные, добавлены слои детектора и используются результаты выходов с более ранних слоев свертки в слой детектора [7].

При сравнении существующих решений выбрана сеть YOLO (использовалась последняя версия на момент подготовки статьи YOLOv5). Главное преимущество данной модели состоит в том, что сеть смотрит на все изображение сразу и учитывает контекст при детектировании и распознавании объекта. Так же YOLO в 1000 раз быстрее, чем R-CNN и около 100х быстрее, чем Fast R-CNN.

У выбранной модели YOLOv5 есть несколько разновидностей, представленных в табл. 1, среди которых была выбрана версия XLarge – это конфигурация модели с самым большим количеством обучаемых весов.

Таблица 1

Сравнение разновидностей архитектуры YOLOv5

Версия	Конфигурация	Занимаемая весами память (МВ) при использовании 16-битных значений	Время обработки одного изображения (миллисекунды) на оборудовании Nvidia Tesla V100	Точность (mAP@[0.5:0.95]) на датасете MS COCO [8]
YOLOv5s	Small	15	2,4	37
YOLOv5m	Medium	42	3,4	44,3
YOLOv5l	Large	92	4,4	47,7
YOLOv5x	XLarge	170	6,9	50,8

На рис. 3 приведен график сравнения выше названных нейронных сетей по скорости работы и точности предсказания по метрике mAP, представляющей собой площадь под кривой Precision/Recall для всех классов, где Precision – процент правильных предсказаний, Recall – процент правильно предсказанных положительных образцов. Правильным предсказанием считается отношение площади перекрытия рамок образца и предсказания к их объединенной площади более чем на 50% (IoU > 0.50).

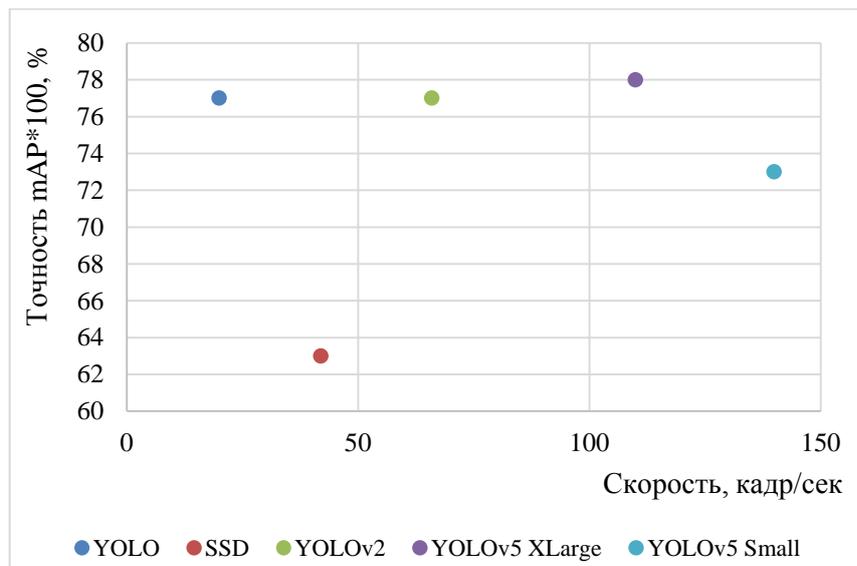


Рис. 3. Сравнение быстродействия и точности YOLO с другими архитектурами

Разметка видео

Для разметки видеозаписей используется специальное программное обеспечение EVA [9], распространяемое бесплатно. Процесс разметки, показанный на рис. 4, происходит следующим образом:

1. На экране выделяются объекты различных классов в прямоугольные области (bounding boxes);
2. ПО EVA с помощью библиотеки компьютерного зрения OpenCV отслеживает передвижение объекта находящегося в выделенной области;
3. Итогом разметки являются файлы аннотаций, в которых указаны координаты, классы и время появления выделенных объектов;
4. Если полученный результат не удовлетворительный, используется ручная корректировка.

На данный момент нами было размечено ~130 часов видео, что составляет приблизительно 11 млн. кадров.

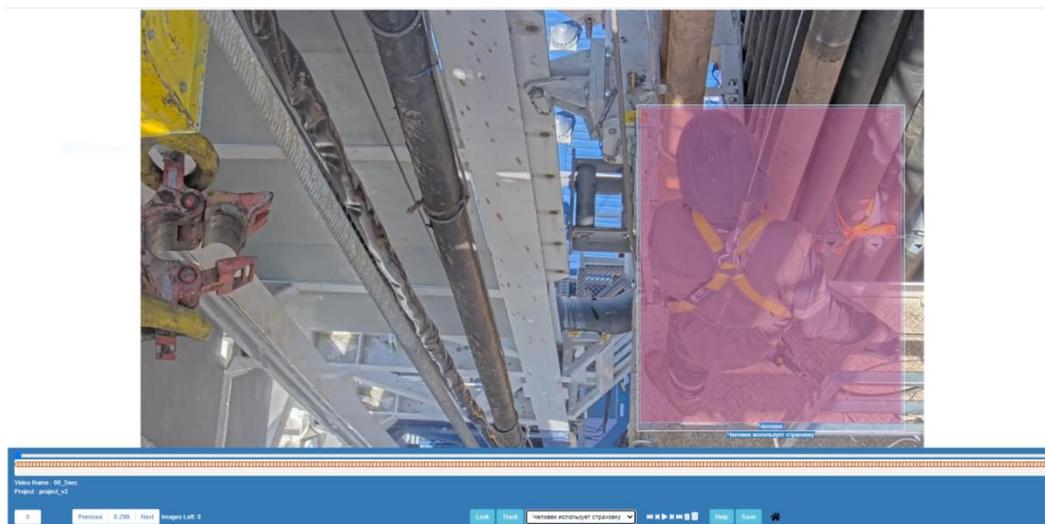


Рис. 4. Процесс разметки видео в ПО EVA

Обучение модели

Обучение модели проводилось с помощью фреймворка PyTorch [10] на рабочей станции с видеоадаптером NVidia RTX2070 (8GB памяти, GDDR6). Обучение проводилось 20 эпох, после которых модель начала переобучаться. Обучение одной эпохи длится примерно 2 часа.

После обучения получено такое распределение искомых объектов на площади кадра, диаграмма которого представлена на рис. 5. Полученный результат говорит о том, что в обучающей выборке на 87% площади кадра были искомые объекты, а это значит, что обучающая выборка была разнообразной.

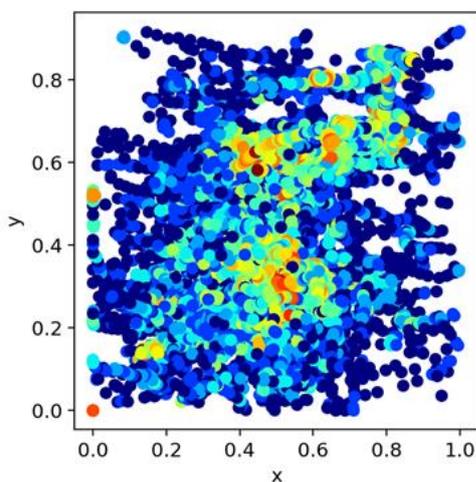


Рис. 5. Диаграмма распределения искомых объектов по площади кадра

Полученные результаты

Примеры предсказания обученной нейронной сети для моделей представлены на рис. 6, 7. На представленных примерах модель с точностью более 80% распознает людей в касках (Рис. 6а, 6б) или человека, держащегося за перила, при спуске по лестнице (Рис. 6в).

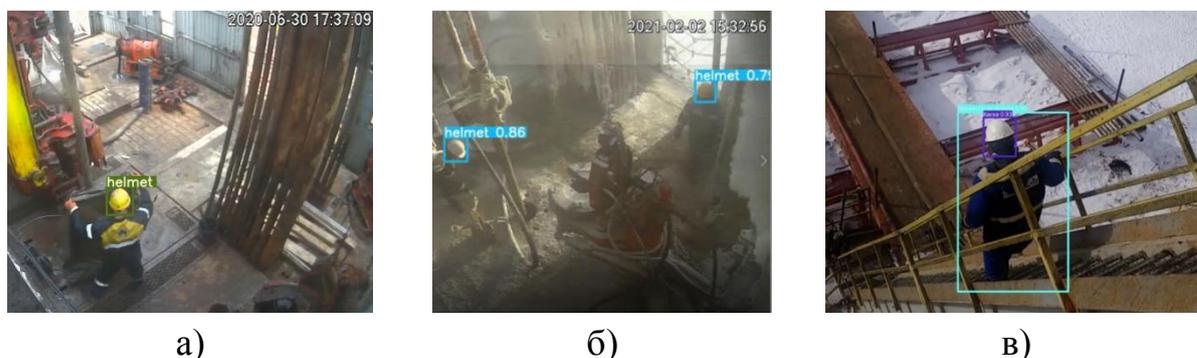


Рис. 6. Результат анализа видеозаписей на производственных объектах

На рис. 7а и 7б определяется наличие медицинской маски, а на рис. 7в – ее отсутствие. Как видим модель способна отличить человека, поднимающегося по лестнице (Рис. 7а и 7в), от человека на лестничной площадке (Рис. 7б), где нет необходимости держаться за перила.



Рис. 7. Результат анализа видеозаписей в офисных помещениях

Выводы

Разработанная технология – "Цифровой супервайзинг" – позволяющая использовать видеокamеры и внедрить машинное обучение по направ-

лению ПБОТОС, может способствовать существенному повышению уровня культуры труда на производстве.

На сегодняшний день программное обеспечение, реализующее функционал технологии «Цифровой супервайзер» в части создания моделей анализа видеозаписей на производственных объектах и в офисных помещениях, позволяет выявлять следующие нарушения ПБиОТ:

- для производственных объектов – отсутствие СИЗ (каска, защитные очки); отсутствие страховки при работе на высоте; передвижение по лестнице, не держась за перила; нахождение в опасной зоне.
- для офисных помещений – передвижение по лестнице, не держась за перила; отсутствие медицинской маски.

Технология дает возможность проведения своевременных корректирующих мероприятий по выявленным нарушениям.

В дальнейшем, внедрение данной системы на всех объектах Общества позволит значительно сократить количество нарушений ПБиОТ, что приведёт к снижению травматизма, сокращению числа инцидентов и, в конечном счёте, позволит максимально приблизиться к реализации концепции «трех нулей» при организации всего производственного процесса.

Список литературы

1. Виды и причины несчастных случаев на производстве [электронный ресурс]. – URL: <https://www.rsuh.ru> (дата обращения 27.09.2021).
2. Bengio Y., Lecun Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series [Electronic resource]. – URL: <https://www.researchgate.net/> (date of treatment: 27.09.2021).
3. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
4. Girshick R. Fast R-CNN [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
5. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
6. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Cheng-Yang Fu, Berg A. SSD: Single Shot MultiBox Detector [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).

7. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
8. Lin T., Maire M., Belongie S., Bourdev L., Girshick R., Hays J., Perona P., Ramanan D., Zitnick C., Dollár P. Microsoft COCO: Common Objects in Context [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1405.0312.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
9. EVA [Electronic resource]. – URL: <https://github.com/Ericsson/eva> (date of treatment: 27.09.2021).
10. PyTorch: From research to production [Electronic resource]. – URL: <https://pytorch.org> (date of treatment: 27.09.2021).

References

1. *Vidy i prichiny neschastnyh sluchaev na proizvodstve* [Types and causes of health and safety incidents]. [Electronic resource]. – URL: <https://www.rsuh.ru> (date of treatment: 27.09.2021).
2. Bengio Y., Lecun Y. Convolutional Networks for Images, Speech, and Time-Series [Electronic resource]. – URL: <https://www.researchgate.net/> (date of treatment: 27.09.2021).
3. Girshick R., Donahue J., Darrell T., Malik J. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1311.2524.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
4. Girshick R. Fast R-CNN [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1504.08083.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
5. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
6. Liu W., Anguelov D., Erhan D., Szegedy C., Reed S., Cheng-Yang Fu, Berg A. SSD: Single Shot MultiBox Detector [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1512.02325.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
7. Simonyan K., Zisserman A. Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1409.1556.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
8. Lin T., Maire M., Belongie S., Bourdev L., Girshick R., Hays J., Perona P., Ramanan D., Zitnick C., Dollár P. Microsoft COCO: Common Objects in Context [Electronic resource]. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1405.0312.pdf> (date of treatment: 27.09.2021).
9. EVA [Electronic resource]. – URL: <https://github.com/Ericsson/eva> (date of treatment: 27.09.2021).
10. PyTorch: From research to production [Electronic resource]. – URL: <https://pytorch.org> (date of treatment: 27.09.2021).

Сведения об авторах

Гринченко Василий Александрович, ООО «Таас-Юрях Нефтегазодобыча»
Россия, 664050, Иркутск, ул. Байкальская, 291
E-mail: grinchenkova@tyngd.rosneft.ru

Попова Надежда Александровна, Иркутский национальный исследовательский технический университет
Россия, 664074, Иркутск, ул. Лермонтова, 83
E-mail: russiacova95@mail.ru

Чермянин Павел Игоревич, ООО «Тюменский нефтяной научный центр»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: ichermyanin2@tnnc.rosneft.ru

Кошелев Михаил Борисович, ООО «Тюменский нефтяной научный центр»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: mbkoshelev@tnnc.rosneft.ru

Хабибуллин Азамат Фаукатович, ООО «Тюменский нефтяной научный центр»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: afkhabibullin@tnnc.rosneft.ru

Поляков Дмитрий Валерьевич, ООО «Тюменский нефтяной научный центр»
Россия, 625002, Тюмень, ул. Осипенко, 79/1
E-mail: dvpolyakov3-tnk@tnnc.rosneft.ru

Authors

V.A. Grinchenko, LLC «Taas-Yuryakh Neftegazodobycha»
291, Baikal st., Irkutsk, 664050, Russian Federation
E-mail: grinchenkova@tyngd.rosneft.ru

N.A. Popova, Irkutsk National Research Technical University
83, Lermontov st., Irkutsk, 664074, Russian Federation
E-mail: russiacova95@mail.ru

P.I. Chermyanin, Tyumen Petroleum Research Center
79/1, Osipenko st., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: ichermyanin2@tnnc.rosneft.ru

M.B. Koshelev, Tyumen Petroleum Research Center
79/1, Osipenko st., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: mbkoshelev@tnnc.rosneft.ru

A.F. Khabibullin, Tyumen Petroleum Research Center
79/1, Osipenko st., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: afkhabibullin@tnnc.rosneft.ru

D.V. Polyakov, Tyumen Petroleum Research Center
79/1, Osipenko st., Tyumen, 625002, Russian Federation
E-mail: dvpolyakov3-tnk@tnnc.rosneft.ru

Статья поступила в редакцию 06.10.2021
Принята к публикации 09.12.2021
Опубликована 30.12.2021