

Применение систем технического зрения для повышения эффективности контроля за соблюдением требований технической безопасности на промышленных объектах

А.А. Екименко¹, Е.А. Екименко¹, С.В. Шаветов¹

¹ИТМО, Кронверкский проспект 49, Санкт-Петербург, Россия, 197101

Аннотация. По данным федеральной службы государственной статистики за 2017 год в Росси было зарегистрировано более 25 000 травм на производстве, из них 1138 со смертельным исходом. Исследования показали, что большинство травм на производстве связано с несоблюдением правил технической безопасности, а именно с отсутствием средств индивидуальной защиты или их не правильным использованием. Для повышения эффективности мониторинга соблюдения правил технической безопасности на промышленных объектах, в данной работе рассматривается применение систем технического зрения для автоматического контроля наличия средств индивидуальной защиты на рабочих в зоне выполнения промышленных работ.

1. Введение

Строительство - это деятельность с высоким риском, требующая от строителей подъема тяжелых строительных материалов, работы в неудобных позах, и выполнения высокоинтенсивных операций, которые являются ключевыми факторами, приводящими к производственному травматизму [1]. Последствия травм головы и шей - самые серьезные, и часто оказываются смертельными [2]. Ношение каски - эффективная мера защиты для минимизации риска получения черепно-мозговой травмы. Каски защищают работников, предотвращают проникновению острых предметов, поглощают удар от тупых предметов и уменьшают опасность поражения электрическим током. Несмотря на жизненно важную роль касок в защите жизни, большинство рабочих, получивших травмы головы, на момент инцидента не обладали средствами защиты головы [3].

Метод автоматизированного мониторинга контроля СИЗ на рабочих позволяет повысить безопасность на производственной площадке. Однако, существующие на текущий момент методы обнаружения отсутствия касок на рабочих имеют существенные ограничения, а многие не могут быть применены в системах мониторинга реального времени. Некоторые из существующих методов хорошо зарекомендовали себя при работе в ближнем поле, однако они мало эффективны при обнаружении людей на большом расстоянии. Это связано с тем, что разрешение рабочих на изображении слишком мало, чтобы извлекать черты лица, которые хорошо видны в кадрах ближнего поля [4].

Большинство камер наблюдения строительных площадок установлены на границе строительной площадке, на большой высоте. Видео с дальним наблюдением отличается малым разрешением изображений рабочих (площадью не более 30 пикселей), широким фоном и различными позами людей [5,6], что является серьезной проблемой при обнаружении людей без касок на строительных площадках.

В данной статье рассматривается метод распознавания людей без касок в дальнем поле на открытых производственных площадках.

В целях проверки робастности метода к изменяющимся условиям строительной площадки в этом исследовании также проводится анализ различных визуальных факторов, оказывающих негативное влияние на процесс детектирования.

2. Существующие методы контроля СИЗ

В настоящее время исследования обнаружения касок можно разделить на две категории: методы обнаружения на основе меток (датчиков) и методы обнаружения на основе компьютерного зрения. А. Кельм [7] предложил метод мобильной радиочастотной идентификации (RFID) для проверки соответствия экипировки персонала требованиям технической безопасности. В предложенном методе система мониторинга средств индивидуальной защиты состоит из множества RFID меток, связанных с соответствующими СИЗ рабочего, такими как каски, респираторы, защитные очки, защитные перчатки, защитные наушники, и блока взаимодействия с пользователем, выполняющим задачу считывания RFID меток, который по наличию соответствующих меток определяет какими СИЗ оснащен рабочий. Чтобы определить состояние комплекта защитного оборудования пользователя, набор считанных элементов сравнивается с заранее сохранённым списком СИЗ, которым должен обладать рабочий для допуска на промышленный объект. Так как RFID считыватели были расположены на входе в строительную площадку, данная система может гарантировать только то что некоторый работник вошел на стройплощадку обладая необходимыми СИЗ. Данная система не позволяет контролировать использование СИЗ рабочим после прохождения контрольно-пропускного пункта на территории производственной площадки. Кроме того, маркировка СИЗ с помощью идентификационной метки указывает только на то, что расстояние между работником и СИЗ близко, но не гарантирует что СИЗ используется работником надлежащим образом. Позже С. Барро-Торрес предложил новую систему мониторинга СИЗ, позволяющую производить контроль наличия СИЗ на всей территории производственной площадки [8]. Вместо того, чтобы проверять СИЗ на входе на стройплощадку, было предложено экипировать рабочих устройствами, выполняющими сбор информации о наличии СИЗ локально и передающих эту информацию на сервер агрегации данных, используя беспроводной канал передачи данных, такой как WI-FI, Bluetooth или мобильная связь. Данная система также, как и предыдущая не позволяет определить, носит ли рабочий каску на голове или она просто находится рядом с ним. С. Донг используют систему определения местоположения с технологией виртуального строительства, чтобы отслеживать, должен ли работник носить каску [9]. В каску устанавливается датчик давления, чтобы определить, носилась ли каска, собранная информация передается через беспроводной канал связи Bluetooth на сервер системы мониторинга. В случае, если работник выйдет за допустимый диапазон осуществления передачи данных от устройства приемника на длительный период – данные могут быть потеряны, так как объем хранения данных локально на датчике ограничен и имеет период перезаписи, что делает невозможным определение наличия СИЗ в некоторые интервалы времени, информация о которых не успела передаться на сервер. Кроме того, данные устройства должны регулярно заряжаться. Необходимость регулярного заряда может ограничить его использование и нанести ущерб широкомасштабному использованию этой технологии.

Ввиду выше сказанного, использование существующих методов обнаружения и отслеживания СИЗ на основе меток и датчиков ограничено необходимостью для каждого строителя использовать метки или датчики. Это можно рассматривать как навязчивое для работников требование, к тому же использование данной технологии требует больших финансовых инвестиций в дополнительное оборудование, такие как метки, датчики, передатчики и считыватели. Многие работники не желают носить такое оборудование из-за возможных проблем со здоровьем или вопросов конфиденциальности.

Методы контроля СИЗ, основанные на распознавании изображений, получили более распространенное применение, благодаря своим расширенным возможностям мониторинга. RGB-D Камеры, такие как Kinect VICON и XTION, являются одним из популярных

инструментов анализа девиантного поведения работников [10-12]. Однако диапазон работы данных камер сильно ограничен расстоянием от 1 до 4 м [13], что не позволяет их использовать на открытых площадках. Также датчики данного типа являются восприимчивыми к помехам от солнечного света и ферромагнитного излучения, что делает их непригодными для обнаружения отсутствия касок на строительных площадках [14]. В этом отношении использование обычных камер, особенно одной камеры, имеет конкурентное преимущество для практического применения. Однако, в системах автоматического обнаружения отсутствия касок, использующих одну или несколько камер все еще существуют проблемы. Например, С. Ду предлагает метод обнаружения отсутствия касок, основанный на чертах лица, информации о движении и цвете [15]. Методы распознавания лиц и цветовой информации имеют два важных предположения: все рабочие поворачиваются лицом к камере во время работы и все каски имеют один и тот же цвет. На практике, эти два предположения могут не выполняться на реальной строительной площадке. К. Шреста предлагает использовать алгоритмы обнаружения краев, чтобы распознать край объектов внутри верхней области головы, где может быть распознана каска [16]. Этот метод также зависит от распознавания черт лица и не дает положительного результата если работник не ориентирован лицом в сторону камеры. А.Х. Рубайят предлагает метод обнаружения отсутствия касок, использующий гистограммы ориентированных градиентов (HOG) и преобразования Хафа, для получения характеристик рабочих и касок [17]. Как и предыдущие, этот метод также основан на обнаружении черт лица и имеет аналогичные ограничения. Для решения ограничений выше описанных методов, в данной статье предложен алгоритм автоматического обнаружения отсутствия касок, основанный на Faster R-CNN. Алгоритм Faster R-CNN требует меньше времени для обработки изображения и обладает более высокими показателями точности, чем предыдущие методы.

3. Новый метод контроля СИЗ

Открытые производственные площадки - это очень сложные среды. Разнообразие погодных явлений, изменение освещенности, изменение расстояния до объекта, возникновение перекрытий и изменение положений людей могут оказывать значительное влияние на качество обнаружения работника в системе наблюдения дальнего поля.

Исходя из анализа существующих решений сделанной в главе 2 можно сделать вывод, что, существующие методы обнаружения на основе компьютерного зрения ограничены в своем практическом применении в реальных сценариях.

Таким образом, общая цель данной работы заключается в разработке нового метода мониторинга использования работниками СИЗ на открытых производственных площадках и оценки возможности использования предлагаемого метода для обнаружения отсутствия касок в различных условиях.

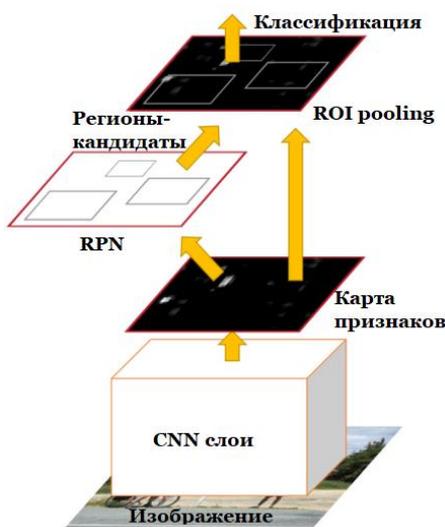


Рисунок 1. Алгоритм Faster R-CNN.

Faster R-CNN - это нейросетевой метод обнаружения объекта, предложенный Ш. Рен в 2015 году [18]. В Faster R-CNN вместо медленного алгоритма селективного поиска вводится Region Proposal Network (RPN), которая может генерировать высококачественные регионы-кандидаты, которые используются для обнаружения и классификации объектов. Faster R-CNN позволяет обрабатывать до 5 кадров в секунду, что в сочетании с высокой точностью позволяет применять данный метод в реальных системах обнаружения объектов.

Faster R-CNN состоит из трех основных шагов, как показано на рисунке 1. Первым шагом для получения карты признаков объектов, исходное изображение подается на вход CNN сети представленной несколькими слоями свертки и слоями под выборки (MaxPooling). Следующий шаг представляет собой полностью сверточную сеть RPN, в которой используются полученные признаки для формирования регионов-кандидатов. Поскольку вся картина содержит много ненужных объектов, а люди всегда представляются очень маленькими, сложно делать вывод на основе карты признаков, носит человек каску или нет. Поэтому для распознавания отсутствия касок будут использоваться только области переднего плана. Третий шаг представлен Fast R-CNN классификатором, который использует полученные регионы и соответствующие признаки для определения, содержит ли данный регион человека без каски. По сравнению с другими методами, используемыми для обнаружения отсутствия касок, Faster R-CNN имеет три преимущества. Во-первых, Faster R-CNN является более надежным в работе со сложными сценами открытых производственных площадок. В частности, ранее используемые методы, работают только если человек находится в положении стоя. В то время как метод Faster R-CNN способен надежно работать в независимости позы человека, положения рабочего места, погоды освещенности, диапазона видимости и частичных перекрытий. Во-вторых, данный метод обладает более высокой точностью, удовлетворяющей требованиям инженерных задач. В результате тестирования метода на наборе данных Pascal VOC 2012[19], была получена точность 89,6%, в то время как для метода HOG – 10,2% [20]. В-третьих, данный метод обладает высокой скоростью работы, что позволяет создать систему контроля отсутствия касок, работающую в режиме реального времени. Таким образом на основании выше сказанного мы делаем вывод, что метод Faster R-CNN обладает более высокими показателями робастности, точности и скорости работы, по сравнению с ранее используемыми, соответствуя практическим требованиям по мониторингу безопасности на различных промышленных объектах.

4. Показатели качества

Эффективность метода оценивалась на основе его точности, скорости и робастности следующим образом.

Для оценки качества работы будем использовать следующие метрики: precision (точность) – способность метода отличать этот класс (работников без касок) от других классов, recall (полнота) – способность алгоритма обнаруживать работников без касок, miss rate (вероятность пропуска) – противоположность recall, указывает какой процент работников без касок был пропущен методом.

$$\begin{aligned} precision &= \frac{TP}{TP + FP} \\ recall &= \frac{TP}{TP + FN} \\ miss\ rate &= 1 - recall = \frac{FN}{TP + FN} \end{aligned} \quad (1)$$

где TP – количество верно принятых гипотез (рабочих без касок), FP – количество неверно принятых гипотез (детектированы рабочие в касках), FN – количество неверно отвергнутых гипотез (рабочие без касок не детектированы).

Скорость метода будем оценивать, как количество времени необходимого на обнаружение работника без каски для одного изображения.

Робастность представляет степень устойчивости работы метода при работе на различных изображениях. Открытые производственные площадки обычно содержат большое количество рабочих, оборудования и материалов, также здесь часто происходят изменения в погоде, освещении, диапазона видимости и возникают перекрытия. Эти факторы неизбежно оказывают значительное влияние на визуальное восприятие таких сцен и соответственно на результаты детектирования. Хороший алгоритм должен быть устойчив к таким изменениям

5. Эксперименты и результаты

Обучение и тестирование метода проводилось на наборе данных из 100000 объектов, представляющих изображения с различных строительных площадок. Учебный набор составлен из 80000 случайно выбранных изображений. Тестирование метода проводилось на оставшихся 20000 изображениях.

Эффективность метода оценивалась с использованием выше описанных метрик качества, скорости и робастности. Для вычисления данных метрик все изображения в тестовом наборе данных были разделены на несколько категорий в зависимости от погоды, освещения, поз людей, дальности и перекрытий. Информация по каждой категории приводится в таблице 2. Следующим шагом были оценены качество и скорость работы для всех выделенных категорий. Модель Faster R-CNN определяет вероятностное значение для каждого обнаруженного объекта. Значение вероятности здесь определяется как вероятность того, что объект является работником без каски. Например, значение вероятности 0.9 означает, что вероятность того, что объект является работником без каски, составляет 90%. Событие считается положительным, в том случае если полученное значение вероятности превышает заданный порог вероятности. Поэтому значение порога вероятности влияет на классификацию положительных и отрицательных событий. На рисунке 2 показана кривая зависимости точности от полноты, при различных порогах вероятности.

Как показано на рисунке 2, высокий порог вероятности позволяет отклонять неоднозначные события, что приводит к высокой точности, но низкой полноте, в то время как низкий порог - допускает более неоднозначные события, что дает высокий уровень полноты, но низкую точность. Чтобы достичь оптимального результата, как по точности, так и полноте, был выбран порог вероятности равный 0,7.

Таблица 1. Информация о выборке изображений для разных категорий.

Категории	Значение	Количество	
		работников без касок	изображений
Погода	Солнечная	2582	1000
	Облачная	2249	1000
	Дождливая	1684	1000
	Туманная	2350	1000
Освещение	8:00 - 10:00	2120	1000
	10:00 - 13:00	2437	1000
	13:00 - 16:00	2646	1000
	16:00 - 18:00	2035	1000
Поза	Стоя	1660	1000
	Наклон	1335	1000
	Присед	1090	1000
	Сидение	1004	1000
Расстояние	Ближнее	3654	1000
	Среднее	2167	1000
	Дальнее	1136	1000
Перекрытие	Видно всё тело	1200	1000
	Видна верхняя часть тела	1101	1000
	Видна голова	1046	1000
	Видна часть головы	1120	1000

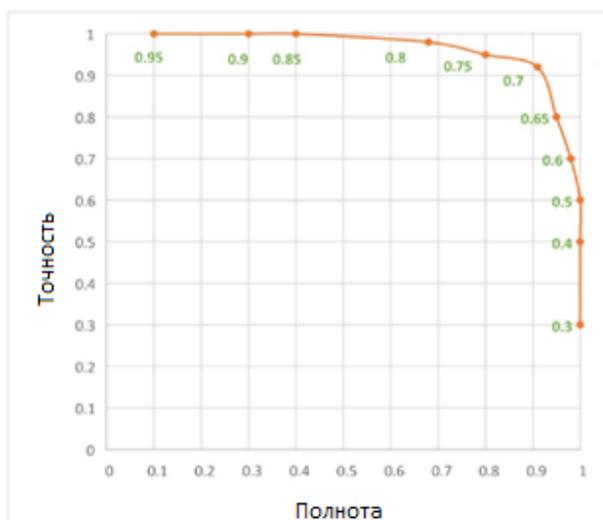


Рисунок 2. Кривая зависимости точности от полноты.

Поскольку камеры видеонаблюдения размещены в разных местах на строительных площадках, а траектория движения рабочих стохастична, изображения рабочих на кадрах имеют различные разрешения. Если рабочие расположены близко к камере, их представление на снимке занимает большое количество пикселей на изображении, в результате чего такое изображение рабочего имеет большее количество признаков. И наоборот, если рабочие находятся вдали от камер, то их представление на снимке занимает меньшее количество пикселей и соответственно имеет малое количество признаков на изображении. Для оценки надежности работы метода с объектами различных разрешений, изображения тестовой выборки были разделены на три категории в зависимости расстояния до целевого объекта: дальний, средний и ближний диапазоны.

Для каждой категории была подобрана 1000 изображений из тестовой выборки. Результаты тестирования метода представлены в таблице 3.

Несмотря на то, что по мере увеличения расстояния между камерой и рабочими, и соответственно снижением разрешения объектов рабочих на изображении, характеристик работы классификатора уменьшались, общая точность работы классификатора оставалась выше 90 %. Следовательно, обученная модель оказалась надежной в обнаружении целевых объектов с различным разрешением.

Открытые производственные площадки могут подвергаться значительному воздействию природных условий. Таким образом, изменения погоды оказывает влияние на качество классифицируемых изображений. В связи с тем, что при сильном дожде и снеге, тумане работы на строительных площадках приостанавливают – их можно исключить из рассмотрения. Таким образом нам необходимо протестировать работу метода на изображениях, снятых при следующих типах погоды: солнечная, облачная, дождливая и туманная. Результаты тестирования метода (таблица 4) показали, робастность метода к изменениям погоды. Однако наилучшие показатели были получены при солнечной погоде (точность - 96%), худшие в дождливую (точность 93%)

Для проверки воздействия освещенности на результаты работы метода мы разделили кадры из тестовой выборки на четыре категории: изображения, сделанные с 8:00 до 10:00, с 10:00 до 13:00, с 13:00 до 16:00, с 16:00 до 18:00.

Результаты тестирования показали, что изменение освещения не оказало значительного влияния на качество работы метода. Как показано в таблице 4, точность и скорость уменьшались незначительно только по мере уменьшения освещенности.

Различные виды работ, используемые инструменты и места проведения работ деятельности определяют различные позы рабочих. Таким образом, для проверки качества работы алгоритма

были отобраны изображения содержащие рабочих в положении стоя, наклона, приседа и положения сидя/ Каждая категория была представлена из 1000 изображений.

Результат теста (Таблица. 6) показывает высокую точность при различных положениях рабочих. (более 90%). Худшие результаты были получены в положении приседа (Точность - 93%).

Таблица 2. Параметры качества системы в зависимости от расстояния до объекта.

Категории	Значение	TP	FP	FN	Precision (%)	Recall (%)	Miss rate (%)	Скорость (s)
Расстояние	Дальнее	3374	226	280	93.7	92.3	7.7	0.212
	Среднее	2065	91	102	95.8	95.3	4.7	0.207
	Ближнее	1089	18	47	98.4	95.9	4.1	0.204

Таблица 3. Параметры качества системы в зависимости от погодных условий.

Категории	Значение	TP	FP	FN	Precision (%)	Recall (%)	Miss rate (%)	Скорость (s)
Погода	Солнечно	2459	83	123	96.7	95.2	4.8	0.204
	Облачно	2155	98	94	95.7	95.8	4.2	0.202
	Дождливо	1586	107	98	93.7	94.2	5.8	0.209
	Туманно	2186	123	164	94.7	93.0	7.0	0.210

Таблица 4. Параметры качества системы в зависимости от освещения в различное время дня.

Категории	Значение	TP	FP	FN	Precision (%)	Recall (%)	Miss rate (%)	Скорость (s)
Освещение	08-10	2005	92	115	95.6	94.6	5.4	0.209
	10-13	2334	82	103	96.6	95.8	4.2	0.207
	13-16	2528	78	118	97.0	95.5	4.5	0.208
	16-18	1907	62	128	96.9	93.7	6.3	0.210

Таблица 5. Параметры качества системы в зависимости от поз.

Категории	Значение	TP	FP	FN	Precision (%)	Recall (%)	Miss rate (%)	Скорость (s)
Поза	Стоя	1608	54	52	96.8	96.9	3.1	0.209
	Наклон	1255	58	80	95.6	94.0	6.0	0.208
	Присед	1019	68	71	93.7	93.5	6.5	0.205
	Сидение	988	56	16	94.6	98.4	1.6	0.207

Таблица 6. Параметры качества системы в зависимости от окклюзии.

Категории	Значение	TP	FP	FN	Precision (%)	Recall (%)	Miss rate (%)	Скорость (s)
Перекрытие	Видно все тело	1143	54	57	95.5	95.3	4.8	0.205
	Видна верхняя часть тела	1077	43	24	96.2	97.8	2.2	0.206
	Видна голова	996	41	50	96.0	95.2	4.8	0.204
	Видна верхняя часть головы	686	75	434	90.1	61.3	38.8	0.209

Строительные площадки, как правило, заняты большим количеством рабочих, оборудования и строительных материалов. На видеозаписях систем видеонаблюдения, изображениям работников, расположенным на заднем фоне, часто препятствует различная техника, строительные материалы и другие рабочие, поэтому изображения многих рабочих на кадрах не полные. Для проверки влияния частичных перекрытий мы классифицируем степень

перекрытий на четыре категории: "видимо все тело", "видима верхняя часть тела", "видимо все тело", "видима голова" и "видима только часть головы", (таблица б). Результаты тестирования показали, что точность для первых трех категорий составила более 95%. Для части голов точность обнаружения составила 90 %, а вот полнота составляет только 64%.

6. Обсуждение

В статье предложен новый метод обнаружения рабочих без касок на строительных площадках. Предлагаемый метод может осуществлять мониторинг в режиме реального времени с высокой точностью и робастностью к различным изменениям сцен. Таким образом, данный метод может обеспечить раннее информирование о отсутствии СИЗ на рабочем при нахождении на производственной площадке. В этой статье обсуждаются различные методы обнаружения касок и технологии обнаружения объектов в целом. В предыдущих исследованиях использовались методы решения этой проблемы с ограничениями по робастности и практической применимости в условиях открытых производственных площадок. Мы рассмотрели ограничения каждого из этих методов и обсудили развитие методов, основанных на зрении, в истории компьютерного зрения. Существующие методы обнаружения на основе датчиков, включая методы на основе RFID, ограничены необходимостью физического тега или датчика, который должен носить каждый строитель Датчики, передающие данные по Bluetooth, требуют регулярной зарядки, что сказывается на практичности их применения на открытой производственной площадке. В целом, большие инвестиции в многочисленные устройства, а также сильная зависимость от действий работников могут ограничивать применимость сенсорных методов в мониторинге СИЗ. Кроме того, учитывая высокую эффективность глубокого обучения и ограничения HOG в практическом использовании, данный метод предлагает значительное улучшение автоматического обнаружения отсутствия касок на рабочих. При выборе наиболее подходящего метода для применения на стройплощадках мы проанализировали характеристики изображений, открытых производственных площадок, а также ряд факторов, влияющих на обнаружение отсутствия касок. Для обеспечения надежной работы был выбран алгоритм Faster R-CNN. Чтобы проверить робастность метода, мы протестировали работу Faster R-CNN на различных изображениях строительной площадки. В качестве тестового набора данных было собрано 20 000 изображений, а показатели точности и полноты были проверены путем ручной калибровки. Набор тестовых данных охватывает различные визуальные изменения, которые могут возникать на открытых производственных площадках, включая погоду, освещение, позы рабочих и перекрытия. Полученные в ходе экспериментальной апробации результаты демонстрируют надежность работы метода Faster R-CNN метода в различных визуальных условиях. Показатели точности распознавания и полноты во всех случаях превышали 90%, за исключением низкой полноты для случая видимости верхней части головы – что является ожидаемым результатом, поскольку даже ни один из ранее известных алгоритмов не дает точного результата в данном случае. Однако, учитывая скорость обработки в реальном времени Faster R-CNN и частые изменения положения рабочих, то те рабочие, которые не были обнаружены при частично видимой голове, с высокой вероятностью могут быть обнаружены в следующий момент времени, когда вся голова будет видна.

7. Заключение

Поскольку предыдущие методы обнаружения СИЗ не могут быть адаптированы к различным изменениям реальных условий, они все еще далеки от практического использования. Строительство по-прежнему является одним из самых опасных секторов занятости во всем мире. Несмотря на то, что каски обеспечивают значительную защиту от падения предметов и от ударов по голове, они не всегда предотвращают несчастные случаи на месте, приводящие к травме головы. Для эффективного управления безопасностью на производственных площадках крайне важно улучшить обнаружение работников без касок. В данной работе предлагается метод обнаружения отсутствия касок способный работать в режиме реального времени в изменяющихся условиях открытых производственных площадок, основанный на нейросетевом методе классификации объектов Faster R-CNN. Результаты тестирования метода показали, что

предложенный метод смог успешно обнаружить работников без касок при различных условиях с точностью и полнотой 95,7% и 94,9% соответственно. Высокие показатели точности и полноты показывают, что предлагаемый метод может быть эффективно использован в системах видеонаблюдения для обнаружения работников без касок в режиме реального времени.

8. Литература

- [1] Schneider, S. Ergonomics and construction: a review of potential hazards in new construction / S. Schneider, P. Susi // *Am. Ind. Hyg. Assoc. J.* – 1994. – Vol. 55(7). – P. 635-649. DOI: 10.1080/15428119491018727.
- [2] Jeong, B.Y. Occupational deaths and injuries in the construction industry / *Appl. Ergon.* – 1998. – Vol. 29(5). – P. 355-360.
- [3] Park, M.-W. Hardhat-wearing detection for enhancing on-site safety of construction workers / M.-W. Park, N. Elsafty, Z. Zhu // *J. Constr. Eng. Manag.* – 2015. – Vol. 141(9). – P. 04015024.
- [4] Paul, M. Human detection in surveillance videos and its applications - a review / M. Paul, S.M. Haque, S. Chakraborty // *EURASIP J. Adv. Signal Process.* – 2013. – Vol. 1. – P. 176. DOI: 10.1186/1687-6180-2013-176.
- [5] Tian, Y. Robust detection of abandoned and removed objects in complex surveillance videos / Y. Tian, R.S. Feris, H. Liu, A. Hampapur, M.-T. Sun // *IEEE Trans. Syst. Man Cybern.* – 2011. – Vol. 41(5). – P. 565–576. DOI: 10.1109/TSMCC.2010.2065803.
- [6] Huang, X. Analysis of construction worker fall accidents / X. Huang, J. Hinze // *J. Constr. Eng. Manag.* – 2003. – Vol. 129(3). – P. 262-271. DOI: 10.1061/(ASCE)0733-9364(2003)129:3(262).
- [7] Lombardi, D.A. Factors influencing worker use of personal protective eyewear / D.A. Lombardi, S.K. Verma, M.J. Brennan, M.J. Perry // *Accid. Anal. Prev.* – 2009. – Vol. 41(4). – P. 755-762. DOI: 10.1016/j.aap.2009.03.017.
- [8] Flin, R. Measuring safety climate: identifying the common features / R. Flin, K. Mearns, P. O'Connor, R. Bryden // *Saf. Sci.* – 2000. – Vol. 34(1). – P. 177-192. DOI: 10.1016/S0925-7535(00)00012-6.
- [9] Barro-Torres, S. Real-time personal protective equipment monitoring system / S. Barro-Torres, T.M. Fernández-Caramés, H.J. Pérez-Iglesias, C.J. Escudero // *Comput. Commun.* – 2012. – Vol. 36(1). – P. 42-50. DOI: 10.1016/j.comcom.2012.01.005.
- [10] Dong, S. Automated PPE Misuse Identification and Assessment for Safety Performance Enhancement / S. Dong, Q. He, H. Li, Q. Yin // *ICCREM, 2015.* – P. 204-214. DOI: 10.1061/9780784479377.024.
- [11] Han, S. A vision-based motion capture and recognition framework for behavior-based safety management / S. Han, S. Lee // *Autom. Constr.* – 2013. – Vol. 35. – P. 131-141. DOI: 10.1016/j.autcon.2013.05.001.
- [12] Han, S. Comparative study of motion features for similarity-based modeling and classification of unsafe actions in construction / S. Han, S. Lee, F. Peña-Mora // *J. Comput. Civ. Eng.* – 2013. – Vol. 28(5). – P. A4014005. DOI: 10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000339.
- [13] Ray, S.J. Real-time construction worker posture analysis for ergonomics training / S.J. Ray, J. Teizer // *Adv. Eng. Inform.* – 2012. – Vol. 26(2). – P. 439-455. DOI: 10.1016/j.aei.2012.02.011.
- [14] Starbuck, R. A stereo vision-based approach to marker-less motion capture for on-site kinematic modeling of construction worker tasks / R. Starbuck, J. Seo, S. Han, S. Lee // *Comput. Civ. Build. Eng.* – 2014. – P. 1094-1101. DOI: 10.1061/9780784413616.136.
- [15] Liu, M. Silhouette-Based On-Site Human Action Recognition in Single-View Video, Construction Research Congress / M. Liu, D. Hong, S. Han, S. Lee . – 2016. – P. 951-959. DOI: 10.1061/9780784479827.096.
- [16] Du, S. Hard hat detection in video sequences based on face features, motion and color information / S. Du, M. Shehata, W. Badawy // *3rd International Conference on*

- Computer Research and Development. – 2011. – Vol. 4. – P. 25-29. DOI: 10.1109/ICCRD.2011.5763846.
- [17] Rubaiyat, A.H. Automatic Detection of Helmet Uses for Construction Safety / A.H. Rubaiyat, T.T. Toma, M. Kalantari-Khandani, S.A. Rahman, L. Chen, Y. Ye, C.S. Pan // IEEE/ WIC/ACM International Conference on Web Intelligence Workshops (WIW), 2016. – P. 135-142. DOI: 10.1109/WIW.2016.045.
- [18] Ren, S. Faster r-cnn: towards real-time object detection with region proposal networks / S. Ren, K. He, R. Girshick, J. Sun // Adv. Neural Inf. Proces. Syst. – 2015. – P. 91-99. DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2577031.
- [19] PASCAL VOC, Detection results: VOC2012, 2017 [Electronic resource]. – Access mode: <http://host.robots.ox.ac.uk:8080/leaderboard/displaylb.php?cls=mean&challengeid=11&compid=4&submid=9222>.
- [20] Ott, P. Implicit Color Segmentation Features for Pedestrian and Object Detection, Computer Vision / P. Ott, M. Everingham // IEEE 12th International Conference on Computer Vision, IEEE, 2009. – P. 723-730. DOI: 10.1109/ICCV.2009.5459238.

Application of vision systems to improve the effectiveness of monitoring compliance with technical safety requirements at industrial facilities

A. Ekimenko¹, E. Ekimenko¹, S. Shavetov

¹ITMO, Kronverksky Avenue 49, St. Petersburg, Russia, 197101

Abstract. According to the federal state statistics service for 2017 in Russia were registered more than 25 000 injuries at work, of which 1138 fatal. Studies have shown that most injuries in the workplace are due to non-compliance with safety rules, namely the lack of personal protective equipment or their improper use. To improve the effectiveness of monitoring compliance with the rules of technical safety at industrial facilities, this paper discusses the use of vision systems for automatic control of the availability of personal protective equipment for workers in the area of industrial work.