

УДК 004.93 + 025.1

ББК 32.813

АНАЛИЗ ПРИМЕНИМОСТИ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ВЫЯВЛЕНИЯ НЕПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ЗАТРАТ РАБОЧЕГО ВРЕМЕНИ

Цуканов М. А.¹, Ульянова О. П.²

*(Старооскольский технологический институт (филиал)
НИТУ МИСИС, Старый Оскол)*

В статье рассматривается возможность повышения эффективности нормирования труда на основе использования системы визуально-оптического мониторинга действий рабочего персонала. Проводится обзор современных методов компьютерного зрения, графовых методов и анализ их применимости для реализации такой системы. Предлагается двухуровневый подход реализации системы визуально-оптического мониторинга действий рабочего персонала, включающей распознавание искомого объекта и анализ его действий.

Ключевые слова: нормирование труда, компьютерное зрение, графовые методы, искусственный интеллект, нейронные сети.

1. Введение

Нормирование труда – это вид деятельности по управлению производством, который заключается в установлении необходи-

¹ Михаил Александрович Цуканов, кандидат технических наук, старший преподаватель (tsukanov_m_a@mail.ru).

² Ольга Павловна Ульянова, магистрант (ulianov032223@mail.ru).

мых затрат и результатов труда, а также соотношений между численностью работающих и количеством используемых ими средств труда. Одним из объектов нормирования труда являются затраты рабочего времени (НРЗВ) на выполнение элементов производственного процесса (нормы времени). Под НЗРВ будем понимать затраты времени, не связанные с производством продукции (осуществлением технологического процесса).

Сегодня нормирование трудовых операций на производстве осуществляется в основном при помощи различного рода планирования, разработки карт рабочего времени (КРВ) и непосредственно рабочим-нормировщиком, в обязанности которого входит слежение за выполнением трудовых операций. Но у каждого из методов (а они часто используются в комплексе) существует как ряд достоинств, так и недостатков. Главные преимущества использования КРВ заключаются в простоте, небольшой трудоёмкости, возможности изучать группу рабочих или оборудования (обычно до 15-20 единиц) одним наблюдателем. Однако подобный контроль достаточно поверхностен, так как позволяет получить лишь усреднённые данные о затратах времени и не даёт представления полной картины о причинах потерь времени. Нормировщик-человек, с одной стороны, эффективен с точки зрения анализа, с другой – возникает вопрос негативного влияния человеческого фактора, как то: переутомление, рассеянность внимания, субъективность, способность отвлекаться на внешние воздействия. К этим же недостаткам прибавляется и недостаточное количество нормировщиков, так как в условиях динамичного развития производства закрепление нормировщика за каждой единицей оборудования (или рабочим) едва ли можно считать экономически выгодным. И потому сейчас нормировщики, как правило, отвечают за определённую часть цеха, что исключает возможность одновременного анализа всех технологических процессов и, как следствие, отрицательно сказывается на эффективности производства.

2. Компьютерное зрение как основа повышения эффективности нормирования труда

2.1. КРИТЕРИИ ТИПИЧНЫХ И НЕТИПИЧНЫХ ДЕЙСТВИЙ РАБОЧЕГО ПЕРСОНАЛА

Для повышения эффективности анализа такого параметра нормирования труда как НЗРВ предлагается использование технологий компьютерного зрения (КЗ).

Компьютерное зрение – область исследования, главной задачей которого является разработка алгоритмов распознавания объектов на изображении (фото или кадры видеопотока), слежения и анализа динамики их действий.

Постановка задачи определяется созданием интеллектуальной системы видеонаблюдения и комплексной методики видеоанализа с использованием искусственных нейронных сетей и графовых методов с целью нормирования трудовых операций в производстве. Для этого необходимо обозначить критерии типичного и нетипичного поведения объекта наблюдения (работник) в рабочей зоне.

В основе различий между типичным и нетипичным поведением в случае ремонтных операций мы видим его положительное/отрицательное влияние на такой показатель, как непродуцированные затраты рабочего времени (НЗРВ). Именно те действия, что способствуют увеличению НЗРВ, мы обозначим нетипичными, остальные – соответственно типичными.

Итак, под нетипичным поведением понимаем (приведён не исчерпывающий список примеров):

1. отсутствие человека в зоне рабочего пространства более допустимого времени t_1 (сотрудник отлучился с работы);
2. отсутствие активной деятельности в зоне рабочего пространства при присутствии работников (например, работник уснул). В данном случае человек на изображении будет распознан, но отсутствие активности (координаты нахождения человека в пространстве постоянны) будет распознано как нетипичное поведение. Здесь тоже происходит привязка к временному интервалу t_2 .

3. выполнение нетипичных операций (игра в карты, совместное/одиночное распитие спиртных напитков на рабочем месте, курение, чтение газет, разгадывание кроссвордов и т.д.)

Под типичным поведением подразумеваем:

1. активность вблизи рабочих агрегатов (при этом непосредственное прикосновение к рабочим элементам);
2. выполнение нетипичных действий в интервал времени, меньший допустимого, за исключением действий, перечисленных в п.3.
3. «помехи»: работник завязывает шнурки, поправляет одежду и т.д. Эти действия, как правило, происходят быстро и пагубно не сказываются на ведении технологического процесса.

Анализ трудовых операций с помощью технологий КЗ предлагается разделить на следующие этапы:

1. Распознавание искомого объекта.
2. Анализ действия искомого объекта.
 - 2.1. Распознавания действия.
 - 2.2. Определения типа действия (типичное/нетипичное).

Для распознавания искомого объекта изначально нами предлагалось использование графовых методов. Реализация определения типа действия основано на применении одного из методов искусственного интеллекта - нейронных сетей.

Следует также учесть, что начальным этапом является предварительная обработка видео, которая включает в себя нормализацию цветового пространства, а именно переход к монохромному изображению определённого расширения, и очистка от шума. конвертирование видео в удобный для обработки формат.

2.2. ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ОБРАБОТКА НА ОСНОВЕ ГРАФОВЫХ МЕТОДОВ

Непосредственный анализ видеопотока - это задача, требующая наличия значительного объема вычислительных ресурсов. Снижение этих требований возможно реализовать на осно-

ве предварительной подготовки, упрощающей видеоматериал для анализа без потери его информативности. В работе изложен анализ таких методов в применении к задаче визуально-оптического мониторинга действий рабочего персонала.

Метод Щепина предполагает, что для каждого внешнего и внутреннего контура изображения находятся исходные верхние левые точки. Для очередной точки контура рассматривается конфигурация восьми ее соседей. Точка удаляется, если она не является концевой, и если после ее удаления ее «соседи» по-прежнему будут образовывать связное множество. После анализа точки и ее «соседей» и возможного удаления точки осуществляется переход к следующей точке контура таким образом, чтобы остаться на границе изображения. Далее шаг за шагом удаляется один слой точек. Слои удаляются до тех пор, пока не останутся только необходимые базовые точки.

Метод скелетизации предлагает для получения контура-скелета изображения использовать шаблоны, предназначенные для удаления лишней информации из изображения. В любой области, соответствующей одному из шаблонов, удаляется центральная часть. Осуществляется несколько проходов по изображению, пока не останется пикселей, подлежащих удалению.

Волновой метод заключается в анализе пути прохождения сферической волны по изображению. На каждом шаге анализируется смещение центра масс точек, образующих новую генерацию волны, относительно его предыдущих положений.

Метод состоит из следующих шагов:

- построение скелета изображения с помощью сферической волны;
- оптимизация полученного скелета.

Отслеживание линий изображения производится путем отслеживания перемещения центра отрезка, образуемого крайними точками генерации волны. После отслеживания возможно сглаживание отрезков [1].

Наиболее перспективен по отношению к поставленной задаче метод Щепина, так как базируется на построении контура и

независим от цвета. Хотя, безусловно, анализ изображения на основе цвета имеет ряд преимуществ, как то лёгкость его идентификации и независимость от угла обзора. Цвет можно считать постоянной характеристикой многих объектов, несмотря на существенный недостаток такого подхода - зависимость от интенсивности освещения в зоне объекта наблюдения. Во многих работах идентификация изображения идёт именно на основе цветовой характеристики, как например, в работах [2,3,4,5].

3. Анализ существующих методов компьютерного зрения

3.1. КЛАССИФИКАЦИЯ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Наряду с рассмотрением графовых методов при решении задачи предварительной подготовки изображения для дальнейшего анализа видеоряда имеет смысл проанализировать методы и решения в области КЗ

В настоящее предложена общая классификация методов КЗ:

- низкоуровневые;
- признаковые;
- контурные;
- структурные.

Низкоуровневые методы можно условно разделить на функциональные представления и представления в виде случайных полей, которые в основном используются на предварительном этапе обработки изображений и для описания последующих уровней, либо для задач распознавания изображений обладающих малой изменчивостью.

В основе признаковых методов лежит определение значимой характеристики объекта (признака) в численной форме. Среди признаков выделяют:

1. общие (цвет, форма, фактура, то есть характерные для любого изображения);

2. предметно-зависимые (различны для каждой предметной области, например, распознавание лиц, отпечатков пальцев и т.д.)

Контурные методы предлагают распознавать объект на изображении, ориентируясь лишь на его контур, определение которого возможно различными способами.

При использовании структурных методов предполагается выделение структурных элементов (точки, связанные контуры из ряда характерных точек и т.д.).

Низкоуровневые и признаковые методы наиболее эффективны в узких предметных областях, т. к. остро реагируют на изменчивость изображений, причинами которой могут служить изменение ракурса съемки, освещения, типа камеры. Контурные и структурные методы являются более универсальными, т.е. применимыми к широким предметным областям с высокой изменчивостью изображений. Но вместе с тем, они обладают рядом недостатков, наиболее значительным из которых является высокая вычислительная сложность.

3.2. МАТЕМАТИЧЕСКИЕ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ МЕТОДЫ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ

Методы распознавания изображений также условно можно поделить на математические (классическая математика) и методы с использованием принципов искусственного интеллекта.

Математическое представление некоторого объекта Ω подразумевает существование набора $\{D_1, \dots, D_N\}$ операторов (детекторов, измерений), которые ставят в соответствие объекту вещественный вектор (вектор признаков) $X = (d_1, \dots, d_N)$, где $d_i = D_i(\Omega)$. Для построения вектора признаков используются различные методы.

Анализ научных исследований в области КЗ подтверждает актуальность и новизну исследования. Методы КЗ применяются в различных сферах. В работе [6] проведён сравнительный анализ методов поиска образца в изображении: Лукаса-Канаде, Кифера-Вольфовица и предложенного алгоритма случайной выборки. Разработанный авторами алгоритм основан на анализе

градиента изображения. Классический градиент анализируется на основе минимизирующего функционала. Главная идея заключается в том, что минимум ищется не последовательно, а случайно. Сравнение происходит по критерию качества, которым выступает количество вычислений Q (аналог интенсивности пикселя образца). Он превосходит упомянутые методы в производительности, но проигрывает в точности. Также есть вероятность его попадания в локальный минимум.

Метод геометризированных гистограмм [3], основанный на значении функции интенсивности и некотором геометрическом описании вариаций этих значений на плоскости изображения. Целью разбиения изображения на гистограммы является обнаружение цветовых сгустков (при помощи мощностей интервалов, из которых складывается функция интенсивности). После строится структурный граф, вершинами которого являются цветовые сгустки, обнаруженные в интервалах. Идентичные по интенсивности сгустки соединяются рёбрами графа. Связанные компоненты становятся кандидатами на объект в рассматриваемом изображении.

Контурный анализ как метод распознавания объектов встречается во многих работах. Так, в одной из них сравнение по контуру происходит на основе вычисления коэффициента корреляции и евклидова расстояния. Сначала описывается контур объекта в виде последовательности координатных пар $(x; y)$. Затем каждая пара координат представляется в виде комплексного числа и преобразовывается с помощью рядов Фурье. Затем рассчитывается коэффициент корреляции и евклидово расстояние. Результаты, приведенные в [7] демонстрируют преимущество контурного анализа над методом геометризированных гистограмм.

Исследования ведутся и в области разработки алгоритма построения траектории движения объектов в видеопотоке (трекинга) на основе оптического потока. Различают однопотезные (позволяют отслеживать только одну гипотетическую траекторию) и многопотезные (отслеживают несколько траекторий, выбирая лучшую) методы трекинга [8].

Часто математические методы КЗ сводятся к решению дифференциальных уравнений [8,9], линейных алгебраических уравнений [10], расчёту евклидовых расстояний [11], которые являются абстрактным представлением анализируемого изображения, и их применение при анализе видео в реальном времени требует значительных вычислительных ресурсов.

Для математических методов характерна точность распознавания: исключается двусмысленное толкование. Также несомненным преимуществом является во многих случаях несложная программная реализация. К явным недостаткам этих методов можно отнести их вычислительную сложность, потому как увеличение количества учитываемых параметров влечёт за собой повышение необходимой вычислительной мощности, ресурсов хранения информации (памяти). И, как следствие, увеличение необходимого для решения задачи времени.

Более того, формализация математических подходов сложна для систем, в которых большую неопределённость вносит участие человека. Для возможности учета многофакторности и максимальной приближённости к системам, объектом в которых является человек, целесообразно обратить внимание на использование методов искусственного интеллекта. Среди них сейчас наиболее активно используют нечёткую логику, аппарат нейронных сетей.

К несомненным преимуществам методов искусственного интеллекта можно отнести их «гибкость» - возможность учета множества факторов, при этом они не так отрицательно сказываются на времени выполнения задачи и необходимой вычислительной мощности. Формализация задач с повышенным уровнем изменчивости факторов и неопределённости использование методов искусственного интеллекта предпочтительней. Однако не исключается возможность комбинирования математических методов и методов искусственного интеллекта, где первым уделяется больше подготовительная обработка изображения [12].

Решать задачи КЗ с помощью методов искусственного интеллекта (ИИ) начали в 1997 году. Были опубликованы ре-

зультаты исследования в области создания информационной системы анализа изображения на основе субъективных знаний экспертов в применении к задачам диагностики (упор сделан на использовании в НИИ профиля психологии). Ученые выявили, что классические методы в полной мере не могут справиться с поставленной задачей в условиях разнородности и неопределённости субъективных экспертных знаний, в силу сложности формализации последних. Решали эту задачу с помощью методов теории частично упорядоченных и теории нечетких множеств, методов распознавания образов и обработки изображений, методов искусственного интеллекта, алгебры логики. Исследователями был предложен способ формализации неопределенности субъективных экспертных знаний в виде обобщенных Р-нечётких множеств типа n (QR-множеств). Подход к адаптации системы распознавания когнитивных изображений при изменении вида субъективной неопределенности данных построен на основе разработанных формализмов. Создана математическая модель нечеткого векторного пространства признаков [13]. Данная модель, известная как нечеткие классификаторы, нашла применение в работе по исследованию захвата динамических жестов [14] и так же позволила реализовать программное обеспечение для распознавания и классификации лабиринтных доменных структур [15].

Активно разрабатываются методы и алгоритмы по применению в системах КЗ нейронных сетей (НС) для распознавания с достаточной заданной точностью массового количества объектов природного происхождения с сильной визуальной внутриклассовой вариабельностью. При этом использованы методы системного анализа, распознавания образов, компьютерного зрения, математической статистики, спектрального анализа [16].

Технологии КЗ применяют в решении задач в сфере оборонной промышленности для распознавания типов летательных аппаратов на основе динамических эталонов [17]. Целью является разработка системы построения плана тактических и стратегических мероприятий и определения алгоритма противодействия авиационным целям противника исходя из результата

распознавания. Несмотря на то, что работы в этом направлении активно ведутся ещё с 2004 года, задачи компьютерного зрения для летательных аппаратов (а это и навигация, и распознавание самолётов) не решены полностью и остаются актуальными и по сей день. Учёные предлагают её реализацию с помощью методов теории случайных процессов, статистической теории распознавания образов, теории автоматического управления, общих методов теории статистических решений, методов линейного прогнозирования.

Известен пример применения методов компьютерного зрения в производстве при решении задачи, смежной с нормированием труда [18] - повышения скорости реакции оператора в аварийных ситуациях за счёт разработки интеллектуальной информационной системы-тренажера. Операторам с целью повышения профессионального мастерства наряду с получением новых знаний для предотвращения ошибок необходим постоянный тренинг моторных и когнитивных качеств. Особую ценность эти качества приобретают во время аварийных и внештатных ситуаций, возникающих на производстве. В связи с этим особо актуальны специальные тренажеры (рис.1), которые автоматически генерируют задание и осуществляют контроль и оценку правильности действий человека.

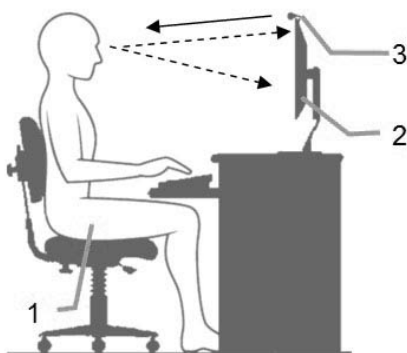


Рис. 1. Контроль взаимодействия с НМИ-системой. 1) оператор-технолог, 2) эмулятор РСУ(НМИ), 3) видеокамера

В работе использованы метод Виолы-Джонса [19] с вычислением признаков Хаара, алгоритм бустинга [20] и обучающие каскады для создания специальных тренажеров, которые автоматически генерируют задание и осуществляют контроль и оценку правильности действий человека.

4. Подход к реализации системы визуально-оптического мониторинга

На начальном этапе исследования предполагалось использование комплексной методики видеоанализа с применением искусственных нейронных сетей и графовых методов.

Применение графовых методов обусловлено необходимостью предварительной обработки видео с целью выделения на ней активной области, где непосредственно присутствует человек, представленный в виде взаимосвязанного графа-скелета и выполняющий действия.

Граф рассматривается как совокупность характерных точек, изменение положения которых однозначно характеризует выполнение некоторой операции или действия (рис. 2). Каждая характерная точка описывается тремя координатами и скоростью их изменения во времени. От этих данных зависит количество входов нейронной сети, осуществляющей определение нетипичного поведения.

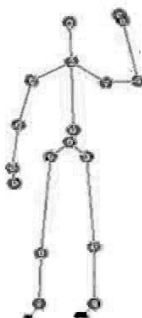


Рис. 2. Выделение характерных точек

Нейронная сеть имеет двухслойную структуру. Сети первого уровня отслеживают положение характерной точки на основе трех координат (X_i , Y_i , Z_i) и скорости их изменения. Второй слой идентифицирует действие по совокупности положений характерных точек (рис. 3).

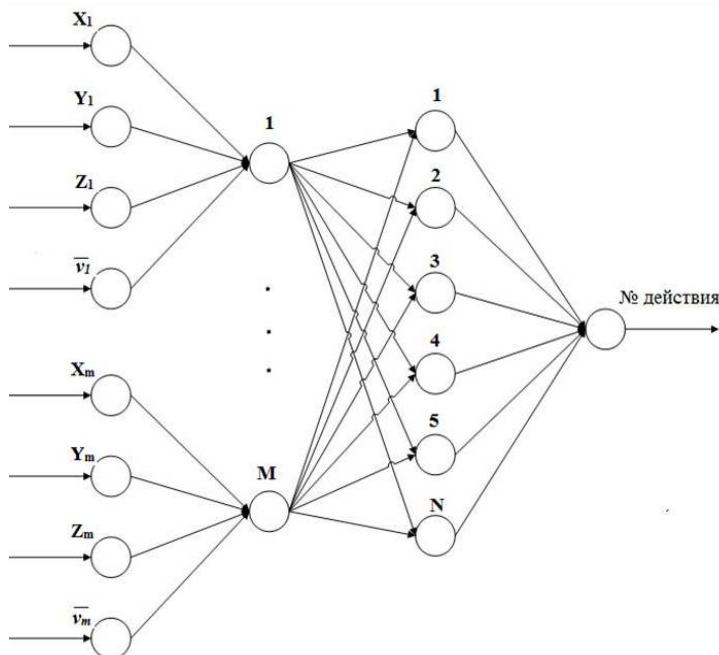


Рис.3. Структура нейронной сети определения нетипичного поведения человека

Обучение нейронных сетей проводится в автономном режиме. Подаются все вариативные изменения положений характерных точек с целью определения последовательности повторяющихся действий, характеризующих недопустимое поведение. Далее эти зависимости представляется в виде графа переходов. Соответствие этому графу (с достаточной долей погрешности) определяется как нетипичное поведение [21].

5. Заключение

Во время исследования был выявлен существенный недостаток использования любого графового метода, который заставляет задуматься о целесообразности его применения. Разрабатываемая система ориентирована в первую очередь на работу в режиме реального времени. Отсюда возникает необходимость перестраивания «скелета изображения» в каждый такт времени, что, предполагается, наложит ограничение на использование системы в режиме реального времени и потребует больших вычислительных ресурсов.

В связи с обозначенными недостатками графового метода как способа подготовки видео к непосредственному анализу посредством применения аппарата нейронных сетей дальнейшее исследование направлено на анализ существующих методов КЗ библиотеки OpenCV и функций пакета Simulink Computer Vision MATLAB для реализации предподготовки видео. Ведется работа по определению оптимального контурного метода взамен графа.

Проект получил поддержку Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере по программе «УМНИК» на 2014-2016 годы.

Литература

1. АЛФИМЦЕВ А.Н. *Разработка и исследование методов захвата, отслеживания и распознавания динамических жестов* // Автореф. дис. канд. техн. наук. – Москва. – 2008.
2. АНАНЬИН Р.С. *Метод автоматизированной визуальной оценки действий оператора технологического процесса* / Р.С. Ананьин, П.А. Куркутов, М.В. Кривов // Сборник научных трудов Ангарской государственной технической академии. - 2014. - Т. 1. - С. 11-15.
3. АРТЕМОВ А.А. *Проблема поиска объектов на изображениях с помощью компьютерного зрения на основе информации о цвете* / А.А. Артемов, М.В. Кавалеров, Г.С. Кузнецов // Вест-

ник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. - 2011. - № 5. - С. 70-79.

4. БРАГИН А.В. *Комплект программ для проектирования систем компьютерного зрения на базе нечетких классификаторов* / А.В. Брагин, Д.В. Пьянзин, А.А. Трифонов, С.И. Ильин, И.В. Спирин // Учебный эксперимент в образовании. – 2012. - №4. – С. 76-81.

5. ВАХИТОВ А.Т. *Алгоритм случайной выборки в задаче поиска образца в изображении* / А.Т. Вахитов, Д.В. Павленко // Труды СПИИРАН. - 2009. - Вып. 9. – С. 178-185.

6. ВРАЖНОВ Д.А. *Симметрии дифференциальных уравнений в задачах компьютерного зрения* / Д.А. Вражнов, А.В. Шаповалов, В.В. Николаев // Компьютерные исследования и моделирование. – 2010. – №4 – С. 370.

7. КАМАЕВ А.Н. *Исследование алгоритмов упорядочивания коэффициентов линейных алгебраических уравнений, возникающих в задачах компьютерного зрения* // Моделирование систем. – 2013. - №3. – С 32-44.

8. КИЙ К. И. *Автоматическая система реального времени для обнаружения объектов и ориентиров на изображении, основанная на обработке цветных изображений* // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами-2010: Тр. научно-техн.конф.-семинара. - 2011. - Вып. 4. - С. 268–276.

9. КОВАЛЕВ И.П. *Алгоритмы распознавания когнитивных изображений на основе разнородных экспертных знаний для задач диагностики* // Автореф. дис. канд. техн. наук - г. Минск - 1997 г.

10. КУЧУГАНОВ А.В. *Алгоритмы вербализации изображений на примере словесного портрета человека* / А.В. Кучуганов, А.Н. Соловьева // Известия ВолгГТУ – С. 60-64.

11. ЛУКОШЕНКО Г.Н. *Распознавание скелетных образов*. – URL: <http://www.ocrai.narod.ru/skeletrecognize.html> (дата обращения: 10.09.15).

12. МАКАРОВ М.А. *Контурный анализ в решении задач описания и классификации объектов* // Сборник IX Всероссийской

научно-практической конференции «Технологии Microsoft в теории и практике программирования». – 2012. – С. 86-88.

13. МАЛЫШЕВА Ю.А. *Комплексированная система ориентации и навигации с оптическим датчиком горизонта* // Інформаційні системи, механіка та керування. - 2012. - № 8. - С. 23-32.

14. НЕВЕЙКИН М.Е. *Алгоритмы распознавания типов летательных аппаратов методом динамических эталонов* // Автореф. дис. канд. техн. наук. - г. Санкт-Петербург. – 2004.

15. РУДЕНКО О.В. *Высокоточное нейросетевое распознавание в системах технического зрения* // Автореф. дис. канд. техн. наук. – Краснодар. – 2011.

16. РЯБОВ Г.Г. *Отображение целочисленных множеств и евклидовы приближения* / Г.Г. Рябов, В.А. Серов // Вычислительные методы и программирование. – 2007. – Т. 8. – С. 10-19.

17. ФРАНЦ В.А. *Алгоритм построения траектории движения объектов в видеопотоке на основе оптического потока* / В.А. Франц, В.В. Воронин, В.И. Марчук, А.В. Фисунов, М.М. Письменскова // Инженерный вестник Дона. Электронный ресурс URL: <http://ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2013/1856> (дата обращения: 10.09.15) – 2013. - №3.

18. ЦУКАНОВ М.А. *Компьютерное зрение как основа автоматизации учета рабочего времени на производстве* / М.А. Цуканов, О.П. Ульянова // Материалы XI Всероссийской научно-практической конференции с международным участием «Современные проблемы горно-металлургического комплекса. Наука и производство». – г. Старый Оскол. – 2014. – Т.1. – С 360-365.

19. ЦУКАНОВ М.А. *Разработка автоматизированной системы распознавания нетипичного поведения объекта наблюдения на основе визуально-оптического мониторинга* / М.А. Цуканов, О.П. Ульянова // Сборник научных и научно-технических докладов XI Всероссийской научно-практической конференции аспирантов и студентов. – г. Старый Оскол. – 2014. – С. 298-300.

20. FREUND Y. Experiments with a New Boosting Algorithm / Y. Freund, R. Shapire // ICML - 1996. – Vol. 96. – P. 148-156.

21. VIOLA P. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P. Viola, M. Jones // Computer Vision and Pattern Recognition - 2001. - Vol. 1. - P. 511-518.

AN ANALYSIS OF THE COMPUTER VISION APPLICABILITY FOR SOLVING THE DETECTION OF NON-PRODUCTIVE WORKING TIME

Tsoukanov Mikhail, Institute “National University of Science and Technology “MISiS”, Stary Oskol, Candidate of Sciences, Senior Lecturer (tsukanov_m_a@mail.ru, +7 915 568 59 47).

Ylianova Olga, Institute “National University of Science and Technology “MISiS”, Stary Oskol, undergraduate (ulianov032223@mail.ru).

Abstract: The possibility of increasing the efficiency of work measurement through the use of visual and optical monitoring of action by the working staff. A review of modern methods of computer vision , graph analysis methods and their applicability for the implementation of such a system. The two-level approach is the implementation of a system of visual- optical monitoring actions of employers, including the detection of the desired object and the analysis of his actions.

Keywords: labour rating, computer vision , graph methods , artificial intelligence , neural networks .

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии ...заполняется редактором...*

*Поступила в редакцию ...заполняется редактором...
Опубликована ...заполняется редактором...*