

Разработка и исследование программного обеспечения на основе алгоритма обнаружения движений для системы интеллектуального видеонаблюдения

Е.А. Бухамер, И.Н. Томилов, Е.Е. Истратова

Аннотация — В статье приводятся результаты разработки и тестирования программного обеспечения для обнаружения движений. Данный модуль может быть использован в составе системы интеллектуального видеонаблюдения во встраиваемых системах с ограниченной вычислительной мощностью. Программное обеспечение было разработано на основе предложенного алгоритма обнаружения движений. Экспериментально было доказано, что реализация на языке программирования Python в несколько раз медленнее, чем реализация на языке программирования C/C++, что делает второй вариант реализации более удачным для решения задачи разработки модуля обнаружения движений. Также было доказано, что модуль обнаружения движений, разработанный на основе модернизированного алгоритма, по сравнению с базовым обладает лучшей точностью обнаружения и устойчивостью к воздействию аппаратного шума и ложных срабатываний.

Ключевые слова — обнаружение движений, видеонаблюдение, алгоритм, разработка, программное обеспечение.

I. ВВЕДЕНИЕ

Применение систем видеонаблюдения становится все более часто встречающейся практикой в последнее время. Однако большее распространение получили именно системы автоматического обнаружения движения, которые позволяют исключить влияние человеческого фактора из процесса видеонаблюдения, тем самым повышая его эффективность. Реализация подобных систем на основе встраиваемых решений позволяет использовать автоматическое обнаружение движения не только в условиях помещений, включающих стационарные вычислительные машины, но и в условиях, где невозможно применение классической системы видеонаблюдения. Таким образом, целью исследования являлись разработка и тестирование модуля обнаружения движений для системы интеллектуального видеонаблюдения для встраиваемых систем на базе Jetson Nano, SL-10.

II. АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДВИЖЕНИЙ

Обнаружение движений включает в себя задачу мониторинга человеческой деятельности в различных областях медицины, образования, визуального наблюдения, поиска видео, а также в сферах развлечений и идентификации аномальной активности. В литературном источнике [1] были рассмотрены различные методы классического машинного и глубокого обучения нейронных сетей для распознавания движений во всех перечисленных видах человеческой деятельности. Исследование было проведено за период с 2011 по 2019 годы. В статье приведены характеристики общедоступных наборов данных, используемых в данной области, а также описаны преимущества и недостатки алгоритмов обнаружения движений, уменьшения размерности и анализа действий.

Процессы обнаружения, отслеживания и распознавания объектов на видео в условиях реального времени представляют собой задачи, сложность которых обусловлена высокими требованиями существующих алгоритмов машинного обучения к обработке данных в реальном времени. Именно поэтому в последние годы обработка видео выполняется все чаще с помощью методов на основе глубокого обучения, которые обеспечивают более высокую точность, но требуют значительных вычислительных ресурсов. В статье [2] представлен сравнительный анализ современных платформ и архитектур на основе алгоритмов глубокого обучения, используемых в системах для обнаружения движений. Акцент в исследовании сфокусирован на особенности применения данных алгоритмов для обработки видео в реальном времени относительно таких характеристик, как: стоимость вычислений, количество слоев и точность результатов.

В статье [3] представлены новые методы обработки изображений, применяемые в исследовательских и прикладных областях, что способствует разнообразию применяемых возможностей уже существующих алгоритмов обнаружения движений. Основные цели модернизированных алгоритмов заключаются в улучшении качества изображений с точки зрения цели обработки, в поддержании производительности на высоком уровне и, параллельно с этим, в уменьшении уровня сложности процесса в целом, что достигается за счет введения подготовительного этапа обработки

Бухамер Егор Андреевич, Новосибирский государственный технический университет, bukhamer@corp.nstu.ru
Томилов Иван Николаевич, Новосибирский государственный технический университет, tomilov@corp.nstu.ru
Истратова Евгения Евгеньевна, Новосибирский государственный технический университет, istratova@mail.ru

изображения.

Основным назначением подобного подготовительного этапа является работа с шумами. Улучшение данных зашумленных изображений - очень сложная задача во многих исследовательских и прикладных областях. В последние несколько лет было показано, что методы визуализации, основанные на моделях мягких вычислений, очень эффективны при удалении шума без разрушения полезной информации, содержащейся в данных изображения [4].

В системах видеонаблюдения со стационарными камерами первый этап обнаружения движущихся объектов имеет решающее значение для правильного моделирования поведения этих объектов, а также является наиболее сложным с точки зрения времени выполнения. Существует множество алгоритмов, которые обеспечивают надежную и адекватную маску сегментации, получая в реальном времени коэффициенты для уменьшенных размеров изображения. Однако из-за повышенной производительности оборудования камеры применение предыдущих методов к последовательностям с более высоким разрешением (от 640×480 до 1920×1080) не выполняется в реальном времени, что ставит под угрозу их использование в реальных системах видеонаблюдения.

В литературном источнике [5] предложена методология снижения уровня вычислительных требований к алгоритмам обнаружения движений, состоящая из уменьшения входного кадра и, впоследствии, интерполяции маски сегментации каждого метода для восстановления исходного размера кадра. Жизнеспособность предложенной модели была исследована вместе с выбранными алгоритмами, также была произведена оценка качества результирующей сегментации и сделан вывод о преимуществе модели с точки зрения сокращения времени вычислений.

В статье [6] представлен метод сегментации видеообъектов, который совместно использует карты уровней классов на основе границ движения и сверточной нейронной сети для выполнения совместной сегментации кадров. Ключевой характеристикой предлагаемого подхода является сочетание двух источников информации для создания исходных объектов и областей фона. Эти области реализованы в функции энергии совместной сегментации. Карта границ движения обнаруживает области, которые содержат движение объекта, а карта значимости классов определяет области, которые имеют большее влияние на получение правильной классификации сети. Предлагаемый подход может быть реализован в системах видеонаблюдения, которые рассматривают изменения внешнего вида объекта, быстро движущийся фон, деформацию объекта при нежестком движении, быстрое движение камеры а также наличие статического объекта. Результаты, полученные на двух различных наборах данных Davis и SegTrackv2, в процессе исследования доказали конкурентоспособность предлагаемого метода по сравнению с классическими

подходами.

Несмотря на это, методы сегментации фона подвержены влиянию различных видов шума из-за ограничений со стороны устройств получения изображений. Этот тип искажения может ухудшить производительность методов сегментации из-за изменения значений входных пикселей. В статье [7] приводятся результаты исследования нескольких современных методов сегментации фона, когда вход искажен несколькими уровнями однородного и гауссовского шума.

Полученная информация подтверждается данными из литературного источника [8], в котором приводятся примеры девяти ситуаций, когда добавление шума на вход для ослабления некоторых ограничений метода желательно. В этой работе представлены результаты исследования эффективности классических алгоритмов обнаружения движений при однородном и гауссовском типах шума.

Средство извлечения визуального фона стало одним из лучших алгоритмов обнаружения движущихся объектов из-за его хороших результатов обнаружения и низких требований к памяти. Однако модель извлечения визуального фона не может самостоятельно регулировать диапазон значений параметра, который контролирует количество выборок, выбранных из фонового шаблона. В статье [9] предлагаются две модели, помогающие автоматически изменять диапазон параметров в различных средах. Модель энергии мигания может обнаруживать динамический фон, увеличивая диапазон, в то время как модель вероятности объекта может предотвращать коррозию движущихся объектов, уменьшая диапазон. Результаты экспериментов подтвердили, что предложенный метод может как точно распознавать динамический фон, так и эффективно предотвращать коррозию объекта.

В статье [10] рассматриваются проблемы обнаружения движения, распознавания объектов и описания сцены с использованием глубокого обучения в рамках гранулярных вычислений. Разработанная система обнаружения движений включает распознавание как статических объектов на заднем плане, так и движущихся объектов на переднем плане по отдельности. Теоретико-множественные гранулярные вычисления используются там, где грубые нижние и верхние приближения применяются при определении моделей объектов и фона. Во время глубокого обучения вместо сканирования всего изображения пиксель за пикселем в сверточном слое были просканированы только репрезентативные пиксели каждой гранулы, что позволило существенно снизить скорость вычислений.

Помимо этого, для снижения вычислительной нагрузки в случае встроенных систем видеонаблюдения можно использовать низкоуровневые алгоритмы обнаружения движения, которые должны быть реализованы на аналоговом датчике изображения. В статье [11] рассмотрены характеристики низкоуровневых алгоритмов обнаружения движения и проведено сравнительное исследование их с эталонными

алгоритмами. В литературном источнике [12] приведен пример системы идентификации личности, разработанной на основе низкоуровневых алгоритмов обнаружения движения. Эти алгоритмы, позволяющие сегментировать движущиеся цели на кристалле, являются одновременно надежными и совместимыми с различными средами, но при этом — энергоэффективными. Подобные алгоритмы по сути можно назвать компромиссом между производительностью обнаружения и количеством априорных вариантов.

III. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ ДВИЖЕНИЙ ДЛЯ ВСТРАИВАЕМЫХ СИСТЕМ

Существующие алгоритмы для обнаружения движений обладают существенными недостатками, затрудняющими их применение при работе во встраиваемых системах с небольшими вычислительными мощностями. Как правило, для работы в подобных условиях они обладают низкой скоростью работы и недостаточной точностью. В связи с этим, необходимо разработать новый алгоритм, отличительной особенностью которого является использование нескольких буферов для кадров. В качестве прототипа модернизированного алгоритма был использован алгоритм, созданный совместно лабораторией компании Eltex и Новосибирским государственным техническим университетом [13]. Схемы базового и модернизированного алгоритмов приведены на рис. 1.

Для данной реализации алгоритма характерно использование двух буферов: буфера движения и буфера фона. Циклический буфер движения используется для того, чтобы снизить уровень шума фона за счет усреднения. При этом в данном буфере новые кадры считаются более релевантными, чем старые. После того, как кадр вытесняется из буфера движения, он перемещается в циклический буфер фона. Размер буфера движения составляет от 3-5 до 10 фреймов, что, в свою очередь, примерно равно 1/3 секунды. Чем больше кадров в буфере движения, тем выше вероятность обнаружения, но больше погрешность за счет включения в область движения «хвоста» объекта. Объем буфера рассчитывается, исходя из размера исходного изображения и глубины цвета, степени сжатия изображения, а также количества кадров.

Буфер фона представляет собой объемный буфер, в котором кадры формируют усредненную картину прошлого состояния среды за более продолжительное время, например, за 1 секунду – для изменчивой среды, за 10 секунд – для более стабильной среды. Чем больше кадров в истории буферного фона, тем меньший уровень шума создают краткосрочные изменения пространства, например, движение листвы, но большее влияние оказывают объекты, которые продолжительное время находятся в кадре, например, машина, из которой идет высадка пассажиров. Кадры, вытесняемые из буфера движения, перемещаются в буфер фона, что позволяет задать «отставание» сцены фона от сцены движения.



Рис. 1 – Схемы базового (а) и модернизированного (б) алгоритмов

Разработанный алгоритм имеет девять этапов реализации. Первые два и последний этапы не отличаются по своей сути от базового алгоритма, в то время, как промежуточная обработка изображения является несколько более сложной.

Отличительными особенностями реализации улучшенного алгоритма являются следующие:

- наличие этапов по добавлению кадра в буфер движения и в буфер фона;
- действия по усреднению фона и движения;
- вычитание фона из движения;
- сжатие кадра движения.

Дальнейшим шагом обработки видео является усреднение кадров в буферах для получения кадров для сравнения. На этапе сравнения производится определение мест, в которых фон отличается от анализируемого кадра, что соответствует движению. Результирующее изображение содержит ряд «цветных» пятен, которые соответствуют движущемуся предмету. При этом легкое «размытие» объекта – это побочный эффект повышения стабильности за счет усреднения.

До этого момента работа велась с цветным изображением, однако поиск контура удобнее проводить на одноцветном. Поэтому и производится

преобразование из цветного в серый, а затем отсекаются тусклые участки по порогу белого цвета. Чем выше это значение, тем больше «кусков» не попадет в итоговую обработку.

Алгоритм построения контуров объектов зависит от площади «белого» в кадре. Кроме того, на предыдущем этапе объекты могут содержать «трещины», «просветы», могут наблюдаться мелкие движения, которые должны игнорироваться, что может вести к обнаружению «шума», ухудшению качества работы алгоритма, его низкой производительности. Для предотвращения этой ситуации выполняется дальнейшее уменьшение кадра.

IV. РЕАЛИЗАЦИЯ И ИССЛЕДОВАНИЕ ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ ДВИЖЕНИЙ

Так как реализация интеллектуальной системы видеонаблюдения была ориентирована на одноплатные компьютеры, наиболее распространенными из которых на сегодняшний день являются следующие: семейство Raspberry Pi, Jetson Nano и Asus Tinker Board, то в качестве платформы для разработки модуля был выбран одноплатный компьютер nVidia Jetson Nano Development Kit. Основным преимуществом данного решения является наличие дистрибутива Linux Ubuntu, настроенного на работу с камерами и библиотекой OpenCV на Jetson Nano, что значительно упрощает процесс разработки модуля. Для реализации разрабатываемого приложения была выбрана достаточно распространенная библиотека OpenCV, имеющая открытый исходный код. Исходя из выбранной библиотеки, в качестве языков программирования в процессе разработки были использованы Python и C/C++.

Время выполнения алгоритма напрямую зависит от языка программирования, с помощью которого была выполнена его реализация, поэтому предварительно было проведено сравнение данного критерия для обоих языков программирования. На рис. 2 приведена зависимость времени выполнения этапов алгоритма от применяемого при разработке языка программирования.

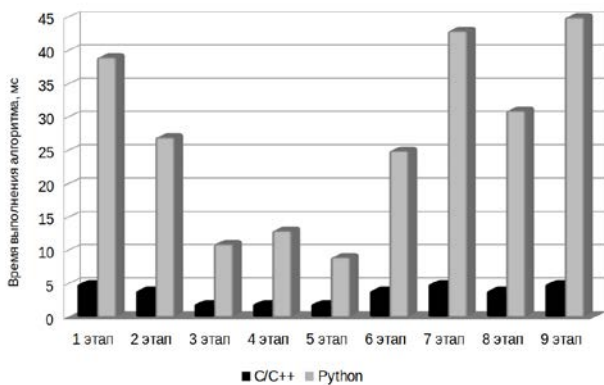


Рис. 2 - Зависимость времени выполнения этапов алгоритма от языка программирования

Модернизированный алгоритм, реализованный на языке программирования Python, позволяет просто и

оперативно выполнять этапы обработки изображения и поиска движения. Однако данная реализация оказалась слишком медленной для полноценной работы алгоритма. Согласно полученным данным, время выполнения алгоритмов на языке C/C++ оказалось меньше, чем на языке Python, то есть реализация алгоритма на языке программирования C/C++ позволила существенно ускорить работу приложения. При этом общее время выполнения модернизированного алгоритма на языке C/C++ составило 0,033 секунды, что в 7,3 раза быстрее, чем на языке Python.

Таким образом, реализация модуля для обнаружения движений была выполнена на основе разработанного модернизированного алгоритма на языке программирования C/C++.

Для повышения качества обнаружения движений необходимо создание буфера, что приводит к увеличению занятого объема оперативной памяти. Модуль для обнаружения движений на основе разработанного алгоритма, помимо кода, вынужден хранить существенно больше изображений и требует загрузки в оперативную память следующей информации:

- 1 кадр с разрешением 1280x720 пикселей и глубиной цвета 24 бита, что составляет примерно 2,76 МБ;
- 3 сжатых и обработанных кадра с разрешением 320x180 и глубиной цвета 24 бита в буфере движения, что составляет примерно 0,51 МБ;
- 24 сжатых и обработанных кадра с разрешением 320x180 и глубиной цвета 24 бита в буфере фона, что примерно равно 4,15 МБ;
- 1 изображение, результат вычитания кадров с разрешением 320x180 и глубиной цвета 24 бита, что составляет около 0,17 МБ;
- 1 изображение, результат сжатия и отсечения по порогу белого цвета с разрешением 160x90 и глубиной цвета 1 бит, что составляет примерно 1,8 КБ.

Таким образом на хранение изображений требуется не более 7,59 МБ. Остальные источники, занимающие объем оперативной памяти, по сравнению с изображениями практически не влияют на данный критерий работы модуля на основе разработанного алгоритма.

Для проверки целесообразности внесенных в базовый алгоритм изменений было проведено его сравнение с новым алгоритмом. В качестве основного критерия сравнения была рассмотрена точность выполнения алгоритма обнаружения движений. Настройки размера буферов для кадров у модернизированного алгоритма в данном сравнении составили 3 кадра для буфера движения и 24 кадра для буфера фона. В качестве эталона был взят базовый алгоритм. В качестве входных данных использовался видеофайл с разрешением 1280x720 пикселей в режиме TrueColor.

Для сравнения алгоритмов был выбран процент ложных срабатываний алгоритма относительно общего количества срабатываний. При этом стоит учитывать,

что количество аппаратного шума, возникающего при разной освещенности, различно. В связи с этим, в качестве точек сравнения были выбраны следующие: комната, освещенная собственной системой освещения; а также комната в вечернее время, освещенная системой освещения другой комнаты через дверной проем. Ниже представлены гистограммы для каждого из исследуемых алгоритмов (рис. 3).

Как видно из рисунка, у обоих алгоритмов наблюдается повышение точности при хорошей освещенности по сравнению с плохой на 6% у базового алгоритма и на 17% у модернизированного. Для улучшенного алгоритма в целом характерно снижение числа ложных срабатываний. Это связано со способом обработки изображения при помощи учета разницы кадров при использовании нового алгоритма. Так как после вычитания кадров следует сжатие, то это приводит к тому, что с каждым кадром теряется часть движения небольших объектов, вроде движения листы и колебания листа бумаги от потоков воздуха.

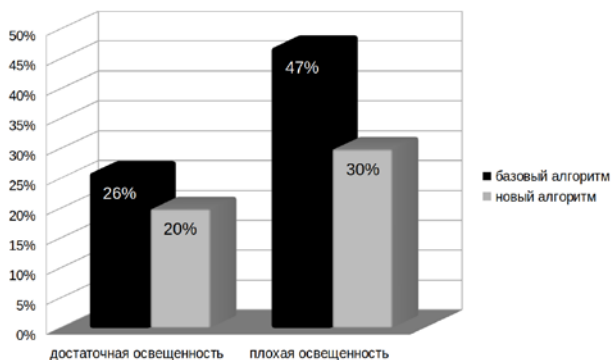


Рисунок 3 – Процент ложных срабатываний относительно всех срабатываний для базового и модернизированного алгоритмов

Кроме того, объединение 24 кадров фона и 3 кадров движения позволило значительно сократить проявление аппаратного шума, который остается даже после применения Гауссова размытия. Несмотря на то, что часть ложных срабатываний вызвана отражениями движущихся объектов в зеркальных поверхностях: плитке, зеркалах и стеклах, новый алгоритм позволяет убрать из кадра на этапе сжатия результата часть отражений на далеких поверхностях или же блеклые отражения.

V. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Исходя из полученных результатов, видно, что модуль обнаружения движений, разработанный на основе модернизированного алгоритма, по сравнению с базовым обладает лучшей точностью обнаружения и устойчивостью к воздействию аппаратного шума и ложных срабатываний. Помимо этого, экспериментально было доказано, что реализация на языке программирования Python в несколько раз медленнее, чем реализация на C/C++, что делает второй

вариант реализации более удачным для решения задачи разработки модуля обнаружения движений.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Pareek P., Thakkar A. A survey on video-based human action recognition: recent updates, datasets, challenges and applications // *Artif Intell Rev* 54, 2259–2322 (2021). <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09904-8>.
- [2] Abbas Q., Ibrahim M.E., Jaffar M.A. A comprehensive review of recent advances on deep vision systems // *Artif Intell Rev* 52, 39–76 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9633-3>.
- [3] Varkonyi-Kóczy A.R. New advances in digital image processing // *Memetic Comp.* 2, 283–304 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12293-010-0046-3>.
- [4] Mahalingam T., Subramoniam M. Optimal object detection and tracking in occluded video using DNN and gravitational search algorithm // *Soft Comput* 24, 18301–18320 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05407-4>.
- [5] Molina-Cabello M.A., García-González J., Luque-Baena R.M. The effect of downsampling–upsampling strategy on foreground detection algorithms // *Artif Intell Rev* 53, 4935–4965 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09811-y>.
- [6] Kamranian Z., Naghsh Nilchi A.R., Sadeghian H. Joint motion boundary detection and CNN-based feature visualization for video object segmentation // *Neural Comput & Applic* 32, 4073–4091 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04448-7>.
- [7] López-Rubio F.J., López-Rubio E., Molina-Cabello M.A. The effect of noise on foreground detection algorithms // *Artif Intell Rev* 49, 407–438 (2018). <https://doi.org/10.1007/s10462-016-9525-3>.
- [8] Meng F., Yuan G., Lv S. An overview on trajectory outlier detection // *Artif Intell Rev* 52, 2437–2456 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9619-1>.
- [9] Yang S., Hao K., Ding Y. Improved visual background extractor with adaptive range change // *Memetic Comp.* 10, 53–61 (2018). <https://doi.org/10.1007/s12293-017-0225-6>.
- [10] Pal S.K., Bhoumik D., Bhunia Chakraborty D. Granulated deep learning and Z-numbers in motion detection and object recognition // *Neural Comput & Applic* 32, 16533–16548 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04200-1>.
- [11] Verdant A., Villard P., Dupret A. Three novell analog-domain algorithms for motion detection in video surveillance // *Image Video Proc.* 2011, 698914 (2011). <https://doi.org/10.1155/2011/698914>.
- [12] Истратова Е.Е., Достовалов Д.Н., Бухамер Е.А. Разработка интеллектуальной системы для распознавания лиц на основе нейронных сетей // *International Journal of Open Information Technologies.* 2021. Т. 9. № 4. - С. 41-45.
- [13] Бухамер Е.А., Томилов И.Н., Истратова Е.Е. Программа для распознавания лиц на встраиваемых платформах с ограниченной вычислительной мощностью. Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ 2021615215. 06.04.2021. Заявка № 2021614553 от 06.04.2021.

Development and research of software based on a motion detection algorithm for an intelligent video surveillance system

E.A. Bukhamer, I.N. Tomilov, E.E. Istratova

Abstract — The article presents the results of the development and testing of motion detection software. This module can be used as part of an intelligent video surveillance system in embedded systems with limited computing power. The software was developed based on the proposed motion detection algorithm. It was experimentally proved that the implementation in the Python programming language is several times slower than the implementation in the C / C ++ programming language, which makes the second implementation option more successful for solving the problem of developing a motion detection module. It was also proven that the motion detection module, developed on the basis of the modernized algorithm, compared to the basic one, has better detection accuracy and resistance to hardware noise and false alarms.

Keywords — motion detection, video surveillance, algorithm, development, software.

REFERENCES

- [1] Pareek P., Thakkar A. A survey on video-based human action recognition: recent updates, datasets, challenges and applications // *Artif Intell Rev* 54, 2259–2322 (2021). <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09904-8>.
- [2] Abbas Q., Ibrahim M.E., Jaffar M.A. A comprehensive review of recent advances on deep vision systems // *Artif Intell Rev* 52, 39–76 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9633-3>.
- [3] Varkonyi-Kóczy A.R. New advances in digital image processing // *Memetic Comp.* 2, 283–304 (2020). <https://doi.org/10.1007/s12293-010-0046-3>.
- [4] Mahalingam T., Subramoniam M. Optimal object detection and tracking in occluded video using DNN and gravitational search algorithm // *Soft Comput* 24, 18301–18320 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00500-020-05407-4>.
- [5] Molina-Cabello M.A., García-González J., Luque-Baena R.M. The effect of downsampling–upsampling strategy on foreground detection algorithms // *Artif Intell Rev* 53, 4935–4965 (2020). <https://doi.org/10.1007/s10462-020-09811-y>.
- [6] Kamranian Z., Naghsh Nilchi A.R., Sadeghian H. Joint motion boundary detection and CNN-based feature visualization for video object segmentation // *Neural Comput & Applic* 32, 4073–4091 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04448-7>.
- [7] López-Rubio F.J., López-Rubio E., Molina-Cabello M.A. The effect of noise on foreground detection algorithms // *Artif Intell Rev* 49, 407–438 (2018). <https://doi.org/10.1007/s10462-016-9525-3>.
- [8] Meng F., Yuan G., Lv S. An overview on trajectory outlier detection // *Artif Intell Rev* 52, 2437–2456 (2019). <https://doi.org/10.1007/s10462-018-9619-1>.
- [9] Yang S., Hao K., Ding Y. Improved visual background extractor with adaptive range change // *Memetic Comp.* 10, 53–61 (2018). <https://doi.org/10.1007/s12293-017-0225-6>.
- [10] Pal S.K., Bhoumik D., Bhunia Chakraborty D. Granulated deep learning and Z-numbers in motion detection and object recognition // *Neural Comput & Applic* 32, 16533–16548 (2020). <https://doi.org/10.1007/s00521-019-04200-1>.
- [11] Verdant A., Villard P., Dupret A. Three novell analog-domain algorithms for motion detection in video surveillance // *Image Video Proc.* 2011, 698914 (2011). <https://doi.org/10.1155/2011/698914>.
- [12] Istratova E.E., Dostovalov D.N., Bukhamer E.A. Development of an intelligent system for face recognition based on neural networks // *International Journal of Open Information Technologies.* 2021. V. 9. №. 4. - P. 41-45.
- [13] Bukhamer E.A., Tomilov I.N., Istratova E.E. Face recognition software for embedded platforms with limited computing power. Certificate of registration of the computer program 2021615215. 06.04.2021. Application № 2021614553 dated 06.04.2021