

УДК 004.932.72'1

DOI: [10.26102/2310-6018/2021.33.2.007](https://doi.org/10.26102/2310-6018/2021.33.2.007)

Детектор объектов непостоянного движения в задаче обнаружения криминалистически значимой информации

А.Д. Афанасьев, И.О. Причко

*Иркутский национальный исследовательский технический университет,
Иркутск, Российская Федерация*

Резюме. В современном мире все большую роль в расследовании правонарушений занимают цифровые следы, оставляемые участниками преступления. Одним из наиболее значимых видов цифровых следов является информация из стационарных систем наблюдения. Для органов следствия и дознания данные, которые содержатся в видеозаписях таких систем, имеют большое, а в некоторых случаях – ключевое значение. Работа посвящена описанию разработки детектора подвижных и неподвижных объектов на видеозаписях стационарных систем видеонаблюдения. На основании проведенного анализа литературных источников по теме обнаружения объектов в видеоданных, а также на основании анализа большого количества видеозаписей из предметной области сформулированы основные ограничения и допущения, налагаемые на детектор. Проведено сравнение существующих решений на реальных данных с учетом поставленных ограничений и допущений. По результатам исследования была предложена модель обнаружения объектов, которая наиболее предпочтительна для решения задачи полноценного детектирования с требуемой точностью и производительностью. Применение детектора как один из этапов позволяет решить задачу обнаружения криминалистически значимой информации в видеоданных систем наблюдения. Также полученный детектор может применяться в других системах компьютерного зрения для выделения как подвижных, так и неподвижных объектов на видеозаписях.

Ключевые слова: детектор объектов, вычитание фона, видеоаналитика, сегментация объектов, средний кадр, компьютерное зрение.

Для цитирования: Афанасьев А.Д., Причко И.О. Детектор объектов непостоянного движения в задаче обнаружения криминалистически значимой информации. *Моделирование, оптимизация и информационные технологии*. 2021;9(2). Доступно по: <https://moitvvt.ru/ru/journal/pdf?id=928>
DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.007.

The detector of variable motion objects in the task of identifying forensically relevant information

A.D. Afanasev, I.O. Prichko

*Irkutsk National Research Technical University,
Irkutsk, Russian Federation*

Abstract: In the modern world, digital evidence is taking an increasing role in crime investigations, video recordings from CCTV being one of the most common types of such evidence. For investigative authorities, the information contained in video recordings has great significance. This paper focuses on describing the development of a detector of moving and motionless objects on video recordings of CCTV systems. An analysis of a wide range of video materials from the subject area is performed based on the overview of scientific publications on object detection in video data, with the main constraints and assumptions formulated with the use of a mathematical model. The existing solutions are compared, given the set constraints and assumptions. A model of object detection is proposed based on the study results, which is the most preferable to solving the detection problem with the required accuracy and performance. The use of the detector as one of the stages helps solve the problem of identifying

criminally significant information in video data of surveillance systems. The detector can also be used in other computer vision systems for recognizing both moving and inactive objects on video recordings.

Keywords: object detector, background subtraction, video analytics, object segmentation, medium frame, computer vision

For citation: Afanasyev A.D., Prichko I.O. The detector of variable motion objects in the task of identifying forensically relevant information. *Modeling, Optimization and Information Technology*. 2021;9(1). Available from: <https://moitvivr.ru/ru/journal/pdf?id=928> DOI: 10.26102/2310-6018/2021.33.2.007 (In Russ).

Введение

Развитие информационных технологий приводит к тому, что человек оставляет всё большее количество цифровых следов в ходе своей жизнедеятельности. Огромное количество информации ставит перед следствием важную задачу — эффективное и качественное выделение значимых сведений из исследуемого массива данных. Исходя из анализа статистических данных ФКУ ГИАЦ МВД России [1], доля правонарушений, совершаемых в городах и поселках городского типа, составляет более 80%, при этом, доля преступлений, совершаемых в общественных местах и на транспорте, более 35%. Это указывает на то, что практически в каждом уголовном деле исследуется особый вид цифровых следов – видеозаписи из стационарных систем видеオフィкации (ССВФ). ССВФ – это аппаратно-программный комплекс, состоящий из сети видеокамер, подключенных к устройству записи (видеореги́стратор). Дешевизна и простота установки и их обслуживания привела к огромному распространению таких систем, что позволяет правоохранительным органам подтверждать или опровергать следственные версии. Но также возникает существенная проблема в обработке полученных видеозаписей. Таким образом, автоматизация процесса обнаружения криминалистически значимой информации среди этих данных поможет не только уменьшить количество ошибок и снизить нагрузку на сотрудников правоохранительных органов, но и, в ряде случаев, получить качественно новый результат. Фундаментально важным этапом при решении данной задачи является – полноценное обнаружение объектов. В настоящее время построение механизма выделения значимой информации на видеозаписях реализуется на основе обнаружения событий методами машинного обучения [2], при котором кадровое пространство рассматривается как единое целое, либо на основе различных методов обработки объектов в кадре [3,4,5]. Во втором случае, самым важным, с точки зрения уровня ошибок и количества затрачиваемых вычислительных ресурсов, этапом является эффективное и точное обнаружение всех объектов на видеокадре и их сегментация [6]. Все последующие этапы видеоаналитики (отслеживание, классификация, идентификация и другие) зависят от того, насколько правильно решена эта задача.

Реализации обнаружения объектов в кадре описываются во множестве научных трудов и подразделяются на 4 основные группы: методы временной разности [7], вероятностные методы [8], методы вычитания фона [9] и методы вычисления оптического потока [10]. Для того чтобы выделить определенный метод или комбинацию методов необходимо обозначить граничные условия для задачи выделения значимой информации на видеозаписях систем наблюдения.

Одной из особенностей видеозаписей в рассматриваемой предметной области, в сравнении с другими источниками видеоматериалов, является наличие всего отрезка записи (архивные данные, а не видеопоток), так как следствие работает с уже свершившимися событиями, а также разнообразие условий съемки и фиксируемых сцен

(в виде различий в качестве записи, освещенности) при статичном направлении съемки на всем протяжении видеозаписи с возможным присутствием небольших колебаний. Более того, вариативность внешних параметров фиксируемых объектов, таких как размер или скорость перемещения (или отсутствие движения), а также наличие сложного динамического фона, характеризующегося статичными шумами или движущимися объектами, не представляющими интерес для следствия (облака, ветки деревьев, погодные явления, тени и прочие).

Таким образом, на основании специфики предметной области сформулированы ограничения, налагаемые на детектор объектов в данной предметной области:

- Обнаружение объектов непостоянного движения;
- Низкая чувствительность к изменениям фона;
- Нечувствительность к небольшим колебаниям камеры;
- Доля ошибок первого рода (ошибочное отвержение, ложноположительное) минимальна;
- Формирование единого фонового изображения.

А также основные допущения, на которых базируется детектор объектов:

- Принимаем, что ошибки второго рода (ошибочное принятие, ложноотрицательный) менее критичны, чем ошибки первого рода;
- Низкие требования ко времени выполнения алгоритма и вычислительным ресурсам в связи с работой с архивными данными;

В ходе проведенного анализа научных трудов было установлено, что каждая группа методов имеет свои недостатки и преимущества, но методы группы фонового вычитания в наибольшей степени удовлетворяют граничным условиям задачи. В данной группе методов обнаружение объектов производится на основе идентификации модели фона и последующих ее вычитаний из последовательности кадров [11]. Важно отметить, что методы в данной группе адаптированы под потоковую обработку видео и основаны на предыдущих кадрах, тогда как важным ограничением в нашей задаче является обнаружение, в том числе, объектов, которые в настоящее время находятся без движения или будут таковыми в дальнейшем. На основании изложенного, в данной работе предлагается детектор, формирующий статичный фон; выделяющий, в том числе, объекты интереса без движения; устойчивый как к динамичному фону, так и к небольшим колебаниям камеры.

Материалы и методы

В данной работе предлагается детектор обнаружения объектов непостоянного движения на основе модели фона с предварительно рассчитанной попиксельной медианой на протяжении всей видеозаписи. Для этого метод предполагает реализацию следующей последовательности этапов:

- Шаг 1.* Стабилизация видеоданных;
- Шаг 2.* Формирование набора фоновых изображений методом расчета медианы для каждой подвыборки видеозаписи (формирование модели статичного фона);
- Шаг 3.* Формирование маски низкочастотных изменений (формирование модели динамичного фона);
- Шаг 4.* Вычитание модели статичного и динамичного фона из текущего кадра;
- Шаг 5.* Бинаризация и последующая шумоочистка методами сужения (erode) и расширения (dilate).

А. Стабилизация

На основании исследования [12], а также исходя из проведенных экспериментов, обнаружено, что один из наиболее эффективных подходов устранения чувствительности алгоритма вычитания фона к колебаниям камеры является предобработка алгоритмами стабилизации. В текущей работе видеоданные обрабатываются методом «VidStab» из библиотеки «ffmpeg» [13], после чего кадры передаются в дальнейшую работу.

Б. Формирование модели фона (статичного и динамичного)

Видеозапись содержит последовательность кадров I высотой x , шириной y в количестве n . В предлагаемом алгоритме стоит задача построения бинарной маски B_n для каждого кадра I_n , нулевое значение которой указывает на принадлежность пикселя к заднему плану (фону), а единичное значение – принадлежность к переднему плану (объекту интереса). Построение такой маски возможно через метод вычитания фона, для чего требуется сформировать модель фона T , вычитание из которой кадра I_n формирует маску B_n для этого кадра (1). Модель фона состоит из статичного фона T^s и динамичного фона T^d .

$$B_n = T - I_n, \text{ где } T = T^s + T^d \quad (1)$$

В рассматриваемой предметной области камера наблюдения статична и видеозапись доступна на всем временном отрезке, из чего следует, что на протяжении большей части времени каждый пиксель видит участок фона, а в прочие промежутки – участки переднего плана (объекта интереса). Таким образом, сформировав выборку кадров L на протяжении всей видеозаписи (на равных отрезках времени) в количестве k , мы получаем для каждого пикселя k оценок фона, что является дискретным рядом и, соответственно, может быть рассчитано значения медианы. Исходя из изложенного, рассчитав медианное значение относительно каждого пикселя по выборке L мы получаем модель статичного фона T^s , в которую попадают все объекты, которые находились в кадре более 50% времени. Математическое представление этого механизма по одному пикселю (x, y) представлено в (2), где $f(L(x, y))$ – отсортированный дискретный ряд $L(x, y)$.

$$T^s(x, y) = \begin{cases} \frac{f(L(x, y))_{k+1}}{2}, & k - \text{нечетное} \\ \frac{f(L(x, y))_{\frac{k}{2}} + f(L(x, y))_{\frac{k}{2}+1}}{2}, & k - \text{четное} \end{cases} \quad (2)$$

В связи с тем, что исследуемые видеозаписи часто имеют большую длительность целесообразно пересчитывать фоновое изображение, например, каждые 30 000 кадров. Таким образом модель статичного фона T^s будет состоять из набора фоновых изображений для определенных отрезков времени. В случае пренебрежения этой процедуры могут возникнуть коллизии из-за существенных изменений фона.

На следующем этапе формируем модель динамичного фона T^d , которая состоит из обнаруженных на записи объектов с малой амплитудой движения (движения деревьев, проводов, флажков, лент/помехи камеры/погодные условия). Принцип построения похож на расчет модели статичного фона, в ходе которого производится анализ выборки равномерно распределенных по записи кадров L . В ходе анализа кадров L , для каждого из них формируются небольшие выборки с малым межкадровым интервалом по которой производится расчет отклонения от статичного фона, после чего суммируются низкочастотные изменения. Далее производится суммирование полученных результатов по кадрам L . Это позволяет обнаруживать элементы с низкочастотными колебаниями. В

общем виде математическое представление для одного кадра из выборки L показано в (3), где M – функция расчета медианы, T^s – модель статичного фона, I_j – кадр видеозаписи.

$$T^d = \sum_{i=1}^k \sum_{j=i-10}^{i+10} M(T^s - I_j) \quad (3)$$

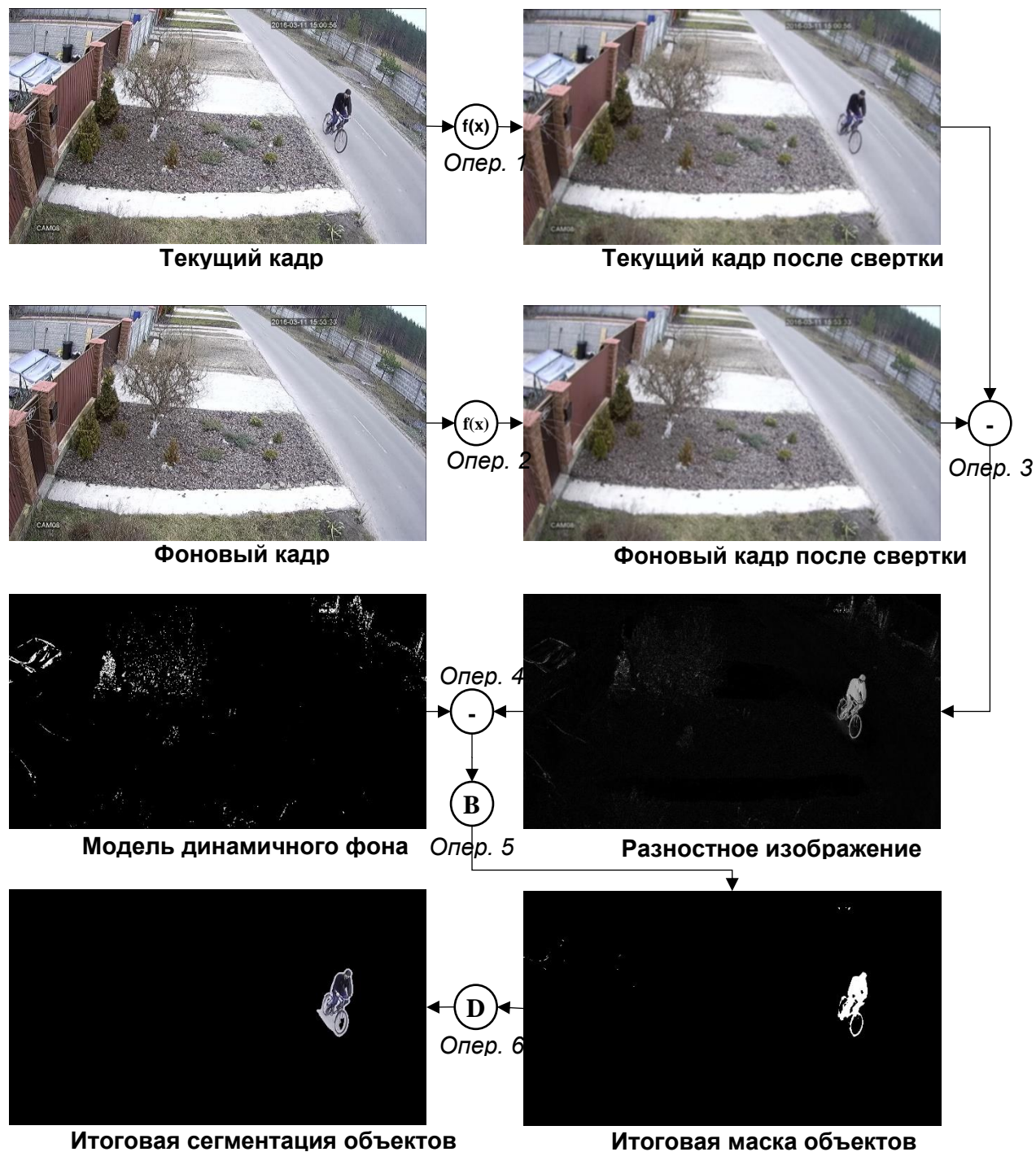


Рисунок 1 – Предлагаемый алгоритм работы детектора
 Figure 1 – Proposed detector algorithm

В. Метод вычитания фона

Предлагаемый алгоритм обнаружения объектов построен на методе вычитания фона и для каждого кадра подразумевает порядок действий, представленный на Рисунке 1, где:

«f(x)» – свертка с целью связывания соседних пикселей;

«-» – попиксельное вычисление абсолютной разницы;

«В» – процедура бинаризации;

«D» – операция сужения и последующего расширения.

В первую очередь для снижения технических шумов камеры текущий и фоновый кадры подвергаются операции свертки (см. Рисунок 1 операция №1,2) с ядром

$$\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 4 & 4 & 4 & 1 \\ 1 & 4 & 12 & 4 & 1 \\ 1 & 4 & 4 & 4 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

– низкочастотный фильтр [14], что связывает соседние пиксели между собой

и перекрывает единичные шумовые элементы (паразитного воздействия динамической составляющей фона). Другими словами, производится снижение мелких разрозненных повторяющихся шумов. Далее, полученная согласно (2) и (3), модель фона T вычитается (см. Рисунок 1 операция №3,4) из текущего кадра I_n и после чего создается (см. Рисунок 1 операция №5) бинарная маска объектов B_n (1). Дополнительно, для снижения шумов, производится процедура (см. Рисунок 1 операция №6) сужения (erode) и последующая процедура расширение (dilate) [15]. Полученная маска сегментирует объекты интереса на кадре.

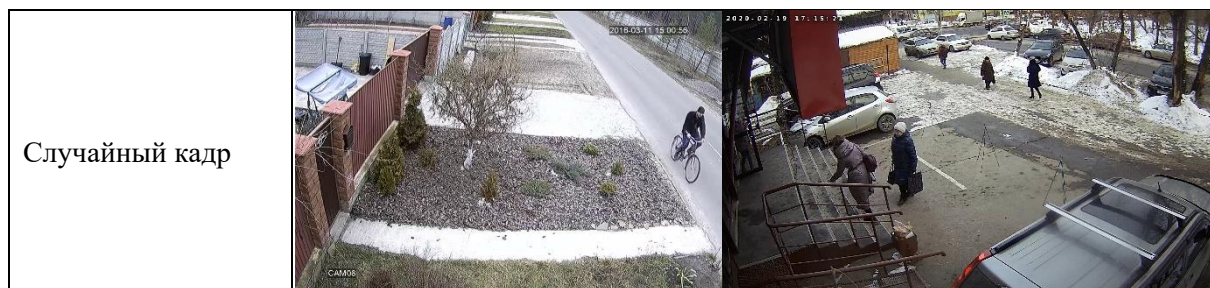
Результаты

Для проверки работоспособности предложенного метода и сравнения с подобными были использованы две видеозаписи с камер уличного наблюдения. Характеристика записей и примеры кадров показаны в Таблице 1.

Таблица 1 – Характеристика тестовых видеозаписей

Table 1 – Features of test video recordings

Характеристика	Видеозапись №1	Видеозапись №2
Наличие небольших объектов	низкое	высокое
Наличие колебаний камеры	присутствует	отсутствует
Интенсивность движения	низкое	высокое
Количество динамичного фон	высокое	низкое
Наличие объектов непостоянного движения	отсутствуют	присутствуют
Разрешение и кадровая частота	1280x720x25	1920x1080x25
Длительность	00:24:25	01:02:32
Кодирование	MPEG4 (H.264)	MPEG4 (H.264)

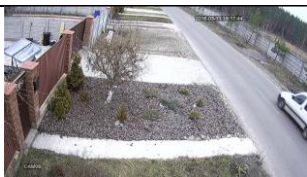
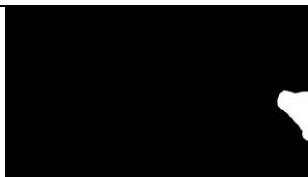








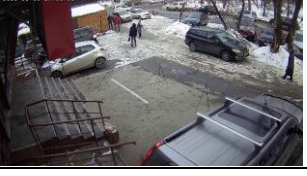



Для оценки эффективности предложенного детектора была произведена ручная разметка объектов интереса на выборочных кадрах исследуемых видеозаписей, и полученные маски использовались в качестве эталонной модели (см. Таблица 2). После чего производилась обработка указанных видеозаписей методами вычитания фона «MOG2», «MOG», «KNN», «CNT», «GMG», «GSOC», «LSBP» и предложенным методом. Для каждого из алгоритмов (в том числе для тех, которые имеют встроенную стабилизацию) произведена предварительная стабилизация небольших колебаний камеры с применением библиотеки «VidStab» (ffmpeg), работа которой не учитывается при подсчете скорости. Для сравнения детекторов использовался стендовый компьютер, оборудованный процессором «Intel Core i7-4960X», видеокартой «NVidia GeForce GTX 780» (Память: 3ГБ, CUDA: 2304), ОЗУ: 64ГБ, операционной системой «Windows 10», программной средой «Python» версии 3.7.4, библиотекой «OpenCV» версии 4.4.0, модулем «VidStab» версии 1.7.3.

Таблица 2 – Образцы кадров из тестируемых видеозаписей

Table 2 – Sample frames from the videos under testing

№	Порядковый номер кадра	Оригинальный кадр	Эталонная маска
Видеозапись №1			
1	5230		
2	5400		
3	15475		
4	20600		

5	30575		
Видеозапись №2			
6	8600		
7	12425		
8	12800		
9	29525		
10	46800		

Для сравнения эффективности работы методов были взяты следующие оценки на основе сопоставления эталонной маски с маской, полученной тестируемым алгоритмом, где «tp» – истинноположительный, «fp» – ложноположительный, «fn» – ложноотрицательный, «tn» – истинноотрицательный (см. Рисунок 2):

«Скорость» – количество обработанных кадров в секунду (без визуального вывода);

$$\text{«Достоверность»} = \frac{tp + tn}{tp + fp + fn + tn};$$

$$\text{«Точность»} = \frac{tp}{tp + fp};$$

$$\text{«Полнота»} = \frac{tp}{tp + fn};$$

$$\text{«F-мера»} = 2 * \frac{\text{точность} * \text{полнота}}{\text{точность} + \text{полнота}}.$$

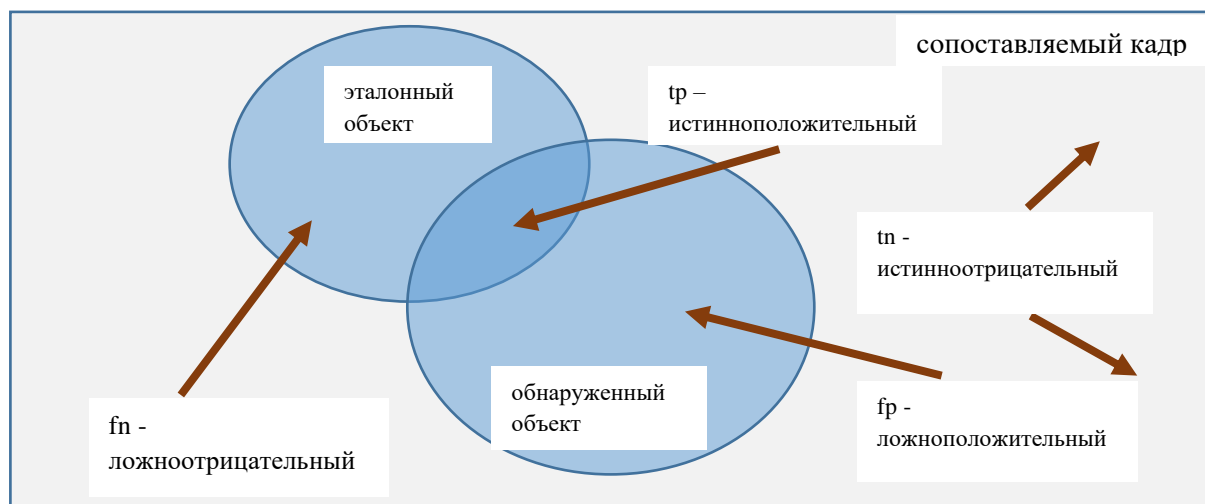


Рисунок 2 – Принятые параметры для расчета показателей эффективности
Figure 2 – Chosen parameters for calculating performance indicators
Результаты проведенных экспериментов приведены в Таблице 3.

Таблица 3 – Сравнение эффективности рассматриваемых методов
Table 3 – Comparison of performance of the methods under consideration

Наименование метода		Метрики									
		Скорость, к./с.		Достоверность		Точность		Полнота		F-мера	
Видеозапись №		1	2	1	2	1	2	1	2	1	2
1	Предлагаемый	59	32	98,5	99,5	85,9	86,6	76,5	55,4	80,8	64,3
2	MOG2 (Gaussian Mixture-based)	90	41	96,5	98,6	36,9	77,0	60,4	36,6	40,3	42,1
3	MOG (Gaussian Mixture-based)	30	13	96,9	99,6	29,9	67,4	83,0	61,9	40,6	63,3
4	KNN (K-nearest neighbours)	92	40	97,0	99,3	39,5	75,7	77,3	51,7	48,1	60,0
5	CNT (CouNT Subtractor)	140	53	97,0	99,7	42,8	81,2	75,3	66,3	49,9	71,0
6	GMG (Godbehere-Matsukawa-Goldberg algorithm)	20	8	96,8	99,6	29,4	72,5	76,5	78,9	38,5	72,1
7	GSOC	19	8	95,9	98,4	44,5	74,4	49,8	37,0	42,5	60,0
8	LSBP (Local SVD Binary Pattern)	11	5	95,8	99,4	43,4	72,7	49,2	54,8	41,9	68,3

Обсуждение

Исходя из проведенных экспериментов обнаружено, что алгоритмы «CNT», «KNN» и «MOG2» имеют высокую скорость работы, алгоритмы «MOG2», «KNN» и высокую точность и достоверность на одной из записей, тогда как предлагаемый алгоритм показывает максимальную «F-меру» (среднее гармонической точности и полноты) в сложном примере с динамичным фоном, а также высокую точность и достоверность на

обеих видеозаписях. Интересной ситуацией является факт того, что у большинства алгоритмов имеются высокие показатели точности на экспериментальной записи №2 (с большим количеством объектов и минимальным количеством динамичного фона), тогда как на первой записи сравниваемые алгоритмы имеют очень низкие значения точности. Таким образом, ограничениям и допущениям в рассматриваемой предметной области в наибольшей степени удовлетворяет предложенный в данной работе метод, более того, скорость работы предлагаемого алгоритма превысила ожидания. При этом, сопутствующим положительным свойством предложенного метода является формирование фоновых изображений, которые в дальнейшем могут быть использованы для сжатия видеоданных методом отображения информации в нехронологическом порядке с целью эффективного использования кадрового пространства [16]. Значимым результатом проведенного эксперимента является то, что предлагаемый алгоритм, в отличие от прочих, обладает возможностью обнаружения объектов непостоянного движения, что очень важно в рассматриваемой предметной области.

Заключение

Таким образом, описанный в данной статье метод обнаружения объектов непостоянного движения показывает как более высокие оценки точности и полноты, так и приемлемую скорость работы по сравнению с классическими методами обнаружения. Более того, определена положительная особенность предлагаемого метода – обнаружение объектов, которые длительное время находятся или находились без движения, что очень важно в рассматриваемой предметной области. В результате анализа полученных экспериментальных данных обнаружено, что на точность обнаружения влияют тени объектов. Анализ полученных результатов натолкнул на следующие возможные направления будущих исследований в описанной области: детекция теней объектов и устранение восприимчивости к резкой смене освещенности.

ЛИТЕРАТУРА

1. Состояние преступности в Российской Федерации. Доступно по: <https://мвд.рф/reports> (дата обращения: 12.02.2021)
2. Zou Z., Shi Z., Guo Y, Ye J. Object detection in 20 years: A survey. *arXiv*, 2019.
3. Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. 2004;2:28-31.
4. Ко Т., Stefano S., Deborah E. Background subtraction on distributions. *European Conference on Computer Vision*. 2008:276-289.
5. Yu X., Chen X., Jiang M. Motion detection in moving background using a novel algorithm based on image features guiding self-adaptive Sequential Similarity Detection Algorithm. *Optik*. 2012;123(22):2031-2037.
6. Alandkar L., Gengaje S.R. Dealing Background Issues in Object Detection using GMM: A Survey. *International Journal of Computer Applications*. 2016;150(5):50-55.
7. Гонсалес Р., Вудс Р. *Цифровая обработка изображений*. Техносфера; 2012.
8. Форсайт Д., Понс Ж. *Компьютерное зрение. Современный подход*. Вильямс; 2004.
9. Лукьяница А.А., Шишкин А.Г. *Цифровая обработка видеозображений*. Ай-эс-эс Пресс; 2009.
10. Яне Б. *Цифровая обработка изображений*. Техносфера; 2007.
11. Patel M.P., Parmar S.K. Moving object detection with moving background using optic flow. *International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering*. 2014:1-6.

12. Чеурин Я.Е., Машкин С.В. Сравнение методов вычитания фона, построенных на основе смеси гауссиан (mog) и устойчивых к дрожанию камеры. *Физика для Пермского края*. 2019:168-173.
13. Vid.stab – Transcode video stabilization plugin. Доступно по: <http://public.hronopik.de/vid.stab> (дата обращения: 12.02.2021)
14. Краснящих А.В. *Обработка оптических изображений*. НИУ ИТМО; 2012.
15. Sreedhar K., Panlal B. Enhancement of Images Using Morphological Transformations. *International Journal of Computer Science and Information Technology*. 2012;4(1):33-50.
16. Pritch Y., Rav-Acha A., Peleg S. Nonchronological Video Synopsis and Indexing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2008;30(11):1971-1984.

REFERENCES

1. The situation of Crime in the Russian Federation. (In Russ) Available at: <https://мвд.пф/reports> (accessed: 12.02.2021)
2. Zou Z., Shi Z., Guo Y, Ye J. Object detection in 20 years: A survey. *arXiv*, 2019.
3. Zivkovic Z. Improved adaptive Gaussian mixture model for background subtraction. *Proceedings of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. 2004;2:28-31.
4. Ko T., Stefano S., Deborah E. Background subtraction on distributions. *European Conference on Computer Vision*. 2008:276-289.
5. Yu X., Chen X., Jiang M. Motion detection in moving background using a novel algorithm based on image features guiding self-adaptive Sequential Similarity Detection Algorithm. *Optik*. 2012;123(22):2031-2037.
6. Alandkar L., Gengaje S.R. Dealing Background Issues in Object Detection using GMM: A Survey. *International Journal of Computer Applications*. 2016;150(5):50-55.
7. Gonzalez R., Woods R. *Digital Image Processing*. Tekhnosfera; 2012.
8. Forsyth D., Pons J. *Computer Vision: A Modern Approach*. Vil'yams; 2004.
9. Luk'yanitsa A.A., Shishkin A.G. *Digital video processing*. ISS Press; 2009. (In Russ)
10. Jahne B. *Digital Image Processing*. Tekhnosfera; 2007.
11. Patel M.P., Parmar S.K. Moving object detection with moving background using optic flow. *International Conference on Recent Advances and Innovations in Engineering*. 2014:1-6.
12. Cheurin Ya.E., Mashkin S.V. Comparison of background subtraction methods based on a mixture of Gaussians (mog) and resistant to camera trembling. *Physics for the Perm Region*. 2019:168-173. (In Russ)
13. Vid.stab – Transcode video stabilization plugin. Available at: <http://public.hronopik.de/vid.stab> (accessed: 12.02.2021)
14. Krasnyashchikh A.V. *Optical image processing*. ITMO University; 2012. (In Russ)
15. Sreedhar K., Panlal B. Enhancement of Images Using Morphological Transformations. *International Journal of Computer Science and Information Technology*. 2012;4(1):33-50.
16. Pritch Y., Rav-Acha A., Peleg S. Nonchronological Video Synopsis and Indexing. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2008;30(11):1971-1984.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ / INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Афанасьев Александр Диомидович, доктор физико-математических наук, профессор института Информационных технологий и анализа данных, Иркутский

Aleksandr D. Afanas'ev, D.Sc. (Physical and Mathematical Sciences), Professor Of The Institute of Information Technologies and Data

национальный исследовательский
технический университет, Иркутск,
Российская Федерация

e-mail: aad@istu.edu

ORCID: [0000-0001-8745-1725](https://orcid.org/0000-0001-8745-1725)

Analysis, Irkutsk National Research Technical
University, Irkutsk, Russian Federation

Причко Илья Олегович, эксперт Судебно-
экспертного центра Следственного комитета
Российской Федерации, аспирант, институт
Информационных технологий и анализа
данных, Иркутский национальный
исследовательский технический университет,
Иркутск, Российская Федерация

e-mail: nofix.irk@gmail.com

ORCID: [0000-0001-6261-4102](https://orcid.org/0000-0001-6261-4102)

П'яа О. Prichko, Expert of the Forensic Expert
Center of the Investigative Committee of the
Russian Federation, graduate Student Of The
Institute of Information Technologies and Data
Analysis, Irkutsk National Research Technical
University, Irkutsk, Russian Federation