

Проблемы искусственного интеллекта. 2026. N 1 (40). С. 227-239

Problems of Artificial Intelligence. 2026;1(40):227-239.

Методы и системы защиты информации, информационная безопасность
Научная статья

УДК 004.93'1:004.056.5

doi: 10.24412/2413-7383-2026-1-40-227-239

М. В. Бабичева, И. А. Третьяков

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования «Донецкий государственный университет», г. Донецк
28301, Донецкая Народная Республика, г. Донецк, ул. Университетская, 24

ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ И ОТСЛЕЖИВАНИЯ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ БЕЗОПАСНОСТИ

M. V. Babicheva, I. A. Tretiakov

Federal State Budgetary Educational Institution of Higher Education "Donetsk State University"
283001, Donetsk People's Republic, Donetsk, st. Universitetskaia str., 24

EXPERIMENTAL RESEARCH OF ALGORITHMS FOR AUTOMATIC RECOGNITION AND TRACKING OF OBJECTS IN SECURITY SYSTEMS

Исследование посвящено экспериментальному исследованию и сравнительному анализу современных алгоритмов одиночного и множественного трекинга объектов для применения в системах охранного видеонаблюдения. Рассмотрены существующие методы решения задачи трекинга, включая классические и нейросетевые подходы. Для экспериментального исследования разработан программный стенд, позволяющий оценить работу алгоритмов в условиях, приближенных к реальным. Произведена оценка скорости, точности сопровождения и устойчивости к окклюзиям рассматриваемых алгоритмов. По результатам исследования обоснован выбор алгоритма трекинга, наиболее подходящего для внедрения в систему видеонаблюдения на охраняемом объекте.

Ключевые слова: трекинг, видеонаблюдение, системы безопасности, алгоритмы сопровождения объектов, нейронные сети, автоматизация, окклюзия.

The study is devoted to the experimental study and comparative analysis of modern algorithms for single and multiple object tracking for use in security video surveillance systems. The existing methods for solving the tracking problem, including classical and neural network approaches, are considered. A software stand has been developed for the experimental study, which allows for evaluating the performance of the algorithms under conditions that are close to real-world conditions. The speed, accuracy of tracking, and resistance to occlusions of the algorithms under consideration have been evaluated. Based on the results of the study, the most suitable tracking algorithm has been selected for implementation in a video surveillance system at a protected facility.

Key words: tracking, video surveillance, security systems, object tracking algorithms, neural networks, automation, occlusion.

Введение

В настоящее время современные системы видеонаблюдения, дроны, камеры смартфонов и IoT-устройства генерируют большие объёмы видеоданных. Анализ таких данных посредством инструментов искусственного интеллекта открывает широкие возможности - от мониторинга периметра охраняемых объектов до распознавания аномального поведения в общественных местах. Однако, вместе с этим возникают и новые риски: несанкционированный сбор, обработка и утечка персональных данных, злоупотребление информацией о перемещениях людей и транспорта и т.п.

Таким образом, в условиях стремительной цифровизации и повсеместного распространения систем видеонаблюдения средства автоматического распознавания и дальнейшего отслеживания (трекинг) объектов на последовательности кадров видеопотока становится не только инструментом анализа поведения и автоматизации процессов, но и важной актуальной задачей в сфере информационной безопасности.

При таком подходе положение отслеживаемого объекта на кадре чаще всего отмечается в виде ограниченного окна [1-3]. В системах физической защиты автоматическое сопровождение нарушителя или подозрительного объекта позволяет не только фиксировать факт вторжения, но и прогнозировать его траекторию, своевременно оповещать службу безопасности и координировать действия групп реагирования. Автоматизация сопровождения позволяет снизить нагрузку на оператора и повысить скорость реагирования на угрозы [4-6].

Различают трекинг одного и множества объектов, отслеживание на уже снятом видео и отслеживание на видеопотоке с камеры в режиме реального времени. Для детектирования часто используются нейросетевые решения, особенно сверточные нейронные сети. Для предсказания движения – нейросети LSTM и фильтр Калмана. Извлечение признаков производится сверточными нейронными сетями и картами признаков [7-12].

На сегодняшний день существует большое количество алгоритмов трекинга, поэтому при разработке системы видеонаблюдения на объекте встал вопрос о выборе наиболее оптимального. Разрабатываемая система должна выполнять следующий функционал:

- обнаруживать и сопровождать движущийся объект в видеопотоке;
- однозначно определять объект;
- при наличии множественных целей необходимо их разделение и последующее сопровождение каждого объекта;
- качество изображения должно соответствовать записям с типовых видеорегистраторов охранных систем.

Также при разработке системы видеонаблюдения особое внимание необходимо уделить требованиям к вычислительным ресурсам и ориентации на оборудование, типичное для существующих систем охранного видеонаблюдения, в связи с отсутствием возможности приобретения специализированных дорогостоящих решений. Таким образом, необходимо исследовать следующие характеристики алгоритмов трекинга: быстрдействие, устойчивость к окклюзии (возможность продолжения сопровождения после того, как объект был перекрыт другим полностью или частично), количество ошибочно определяемых и отслеживаемых объектов, возможность работы как с записанными видеофайлами, так и потоком с видеокamеры.

Экспериментальный стенд и методика эксперимента

Для исследования алгоритмов трекинга использовалась библиотека OpenCV для Python, которая включала восемь отдельных реализаций отслеживания объектов. В качестве видеоданных использовались авторские видео (в т.ч. записи с веб-камеры и автомобильного видеорежистратора), общедоступные видеоматериалы с сайта Vecteezy [13] и новостного сайта [14].

Для проведения экспериментов были выбраны 7 классических (оптических) алгоритмов трекинга (BOOSTING Tracker, MIL Tracker, KCF Tracker, CSRT Tracker, MedianFlow Tracker, TLD Tracker, MOSSE Tracker), реализованных в программном стенде в виде массива и вызывающихся как элемент массива по названию, а также 4 алгоритма множественного трекинга на основе нейронных сетей (Виолы-Джонса, Yolo-3, Yolo-8 и SORT). Выбор объекта осуществлялся при помощи функции cv2.selectROI, с выбором объекта в первом кадре (в соответствии с рисунком 1).



Рисунок 1 – Выбор объекта ROI с последующим трекингом, выбранным алгоритмом

Для объективной оценки временных затрат каждого алгоритма измерялось время отслеживания одного и того же объекта, который не имел запутанную траекторию, четко захватывался всеми алгоритмами и не имел окклюзий. Было выбрано два видеофайла: с бегущей девушкой высокого качества [13] (в соответствии с рисунком 2а) и видео с автомобильного видеорежистратора, которое по качеству существенно хуже (в соответствии с рисунком 2б).



а)

б)

Рисунок 2 – Фрагменты из видеофайлов для оценки времени работы алгоритмов

Без трекинга оба эти видеофайла имели длительность 22 секунды. Время измерялось средствами библиотеки `time Python 3.13.1`, а затем усреднялось по обоим трекам.

Для изучения окклюзии было выбрано видео с наложением фигур [14]. Эксперимент проводился 10 раз для каждого алгоритма, в половине случаев отслеживался мужчина слева, а в половине мужчины справа. Окклюзия считалась высокой, если после перекрытия трекер переключается на другой объект или терял первоначальный объект, и низкой если он продолжал слежение (в соответствии с рисунком 3).



Рисунок 3 – Фрагменты из видео с перекрытием фигур для исследования окклюзии

Для оценки качества отслеживания применялись следующие метрики: `IDsw` (`ID switches`) - общее число случаев, когда траектория объекта, полученная с помощью алгоритма трекинга, верна, но соответствующий идентификатор объекта ошибочно изменяется; `FN` (`False Negatives, Misses`) - общее число объектов, которые не были отслежены алгоритмом трекинга. Для этих экспериментов было выбрано видео среднего качества, на котором присутствовали несколько человек и транспортных средств [14] (в соответствии с рисунком 4).



Рисунок 4 – Фрагмент из видео для экспериментов по оценке качества отслеживания

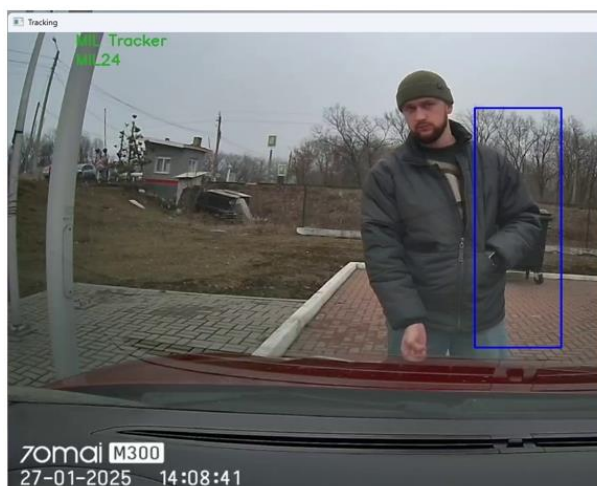
Алгоритм запускался с отслеживанием каждого объекта. Если окаймляющая рамка перемещалась на другой объект, то считалось, что выполняется условие `ID switches`. Если отслеживание прекращалось или не выполнялось, то это был случай `FN`, причем если объект исчезал со сцены, то вне зависимости от того, продолжался ли трекинг, отслеживание считалось завершенным.

Затем это количество делилось на количество реально присутствовавших на видео объектов. Для каждого объекта проводилось по 10 экспериментов, исследовались следующие характеристики – наличие трекинга до исчезновения объекта со сцены, продолжение трекинга похожих объектов и непохожих объектов при исчезновении объекта из кадра. Трекинг считался успешным, если отслеживалось не менее 80% траектории объекта и после потери трекинг возобновлялся. Если же объект был потерян до ухода из кадра трекинг считался ложным. Объект считался похожим, если это другой человек, и непохожим, если это машина или фон.

Результаты трекинга одиночных объектов оптическими методами

Время работы алгоритма Boosting Tracker оказалось меньше, чем длительность видео – в среднем 18 с. Объект отслеживался точно, рамка следовала за объектом. При изучении окклюзии выяснилось, что рамка смещается относительно отслеживаемой фигуры, однако захват трекером продолжается. Можно сказать, что трекер Boosting медленный и часто продолжает трекинг непохожих объектов.

MIL Tracker оказался еще медленнее, чем Boosting. Рамка четкая, но ее размеры иногда меняются. Кроме того, на видео с регистратора рамка смещалась относительно объекта (рис. 5а), хотя продолжала двигаться вместе с ним. Окклюзия присутствует, уровень высокий, однако после выхода отслеживаемого объекта из кадра рамка осталась и продолжила его воображаемое движение, т.е. при потере объекта невозможно прекратить отслеживание (в соответствии с рисунком 5б).



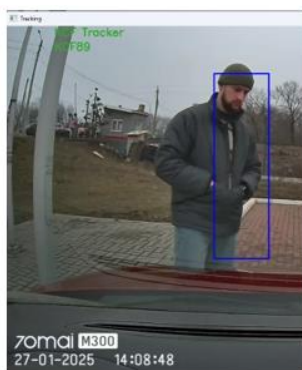
а)



б)

Рисунок 5 – Выполнение трекинга алгоритмом MIL Tracker

KCF Tracker представляет собой комбинацию двух алгоритмов Boosting и MIL, время трекинга меньше, чем у MIL, но больше, чем у Boosting. В случае смещения объекта рамка смещается так, будто отслеживается голова человека (в соответствии с рисунком 6а). Окклюзия средняя, однако при потере объекта отслеживание прерывалось, как и в случае с Mosse Tracker (в соответствии с рисунком 6б). С одной стороны такое прерывание трекинга является плюсом, так как предотвращает ложные срабатывания, но с другой стороны, если необходимо продолжать отслеживать похожие объекты это является минусом и не удовлетворяет условиям поставленной авторам задачи.



а)



б)



Рисунок 6 – Особенности выполнения трекинга алгоритмами KCF и Mosse

Median Tracker оказался очень быстрым. Показал время меньшее, чем при простом проигрывании видео, однако если девушка с плавным перемещением (в соответствии с рисунком 2а) отслеживалась приемлемо, то мужчину на видео с видеорегистратора (в соответствии с рисунком 2б) алгоритм постоянно терял, временами при движении объекта рамка не следовала за ним и оставалась в стороне, что подтвердилось и при дальнейшем изучении окклюзии. При изучении окклюзии объект теряется, но затем возникает рамка, которая захватывает всю сцену. Можно сделать вывод, что отслеживание произвольно движущегося объекта не происходит и окклюзию наблюдать нет возможности (в соответствии с рисунком 7). Таким образом, если объекты быстро движутся или быстро меняют свой внешний вид, этот алгоритм дает сбой.



Рисунок 7 – Выполнение трекинга алгоритмом Median Tracker

Mosse Tracker использует метрику Minimum Output Sum of Squared Error для обучения корреляционных фильтров. Алгоритм работает очень быстро и на видео с регистратора объект захватывается очень хорошо. Однако, на видео плохого качества трекинг не происходит, объект не захватывается и далее не отслеживается.

Алгоритм TDL оказался очень медленным, а рамка слишком большой для отслеживаемого объекта или слишком маленькой. Вообще размер рамки постоянно менялся, хотя потери объекта не происходило. Данный алгоритм дал интересные результаты при изучении окклюзии: после перекрытия объектов рамка смещалась, но трекинг продолжался; при исчезновении отслеживаемого объекта со сцены продолжался трекинг похожих объектов. Что же касается качества трекинга – много ложных срабатываний.

Результаты экспериментов для сравнительного анализа по всем алгоритмам представлены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты экспериментов трекинга одиночных объектов

Алгоритм трекера	Время, среднее по 2-м видео, с	Окклюзия	Потеря объекта после окклюзии	IDsw, %	FN, %	Продолжает отслеживание похожих объектов, %
Boosting	21.453	50%	ПО	4	0	14
MIL	27.519	50%	ПО	22	1	16
KCF	26.782	23%	ТП	4	2	2
CSRT	39.425	26%	ТП	22	3	20
Median	6.705	50% Нет отслеж.	НТ	0	10	38
MOSSE	6.950	Нет отслеж.	НТ	4	90	18
TDL	40.285	100% смещ. рамки	ТП даже с похожими объектами	30	2	22

В таблице 1 показатель окклюзии означает следующее – процент случаев, когда объект отслеживания терялся после окклюзии, причем для алгоритмов Boosting и MIL 50% означает, что в случае трекинга мужчины слева он не продолжался, а в случае трекинга пожарного справа он продолжался во всех случаях (рис. 3). Как видно, алгоритмы KCF и CSRT дают потерю только в 23% и 26% случаев и все они относились к мужчине слева, пожарный отслеживался во всех случаях, кроме того, при исчезновении объекта со сцены трекинг прерывался (рис. 3). Расшифровка сокращений значений потери объекта после окклюзии: ПО – продолжает отслеживание, ТП – трекинг прерывается, НТ – нет трекинга.

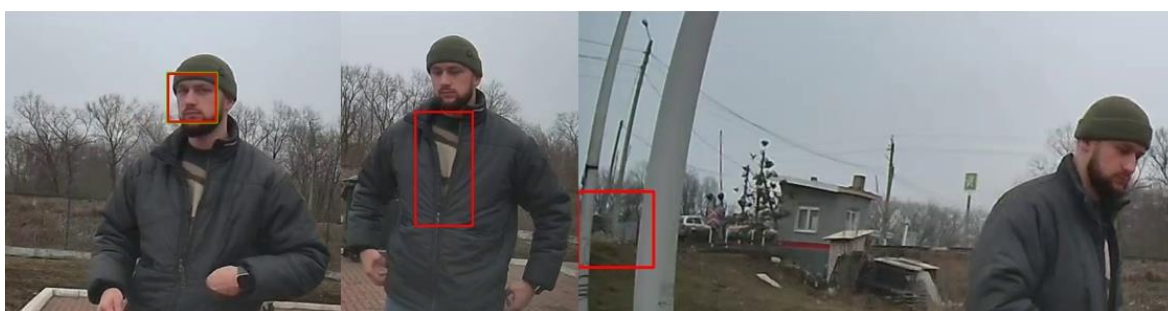
Из таблицы 1 видно, что самый медленный алгоритм – TDL, а самый быстрый – MedianFlow, но он сильно зависит от качества видео. Вообще закономерность такова, что быстрые алгоритмы проигрывают в качестве медленным. KCF и CSRT завершают отслеживание, когда объект исчезает со сцены, а Boosting и MIL продолжают отслеживать как похожие объекты, так и непохожие. Быстрые трекары очень плохо отслеживают изменение формы объекта (например, когда человек присел или согнулся). Они теряют объект и пытаются захватить похожий. Такие трекары следует применять если есть критические требования к универсальности оборудования, экономии ресурсов и не слишком критично качество отслеживания.

После анализа полученных результатов была осуществлена попытка совместить по 2 трекара, однако это значительно увеличивало время трекинга, при этом не улучшая качества. Таким образом, такой подход оказался неэффективен.

По результатам экспериментов наилучшим решением для отслеживания одиночного объекта с применением оптических трекаров выбран KCF Tracker, который показал малые значения IDsw (4%) и FN (2%), а также малый процент окклюзии (23%) и среднее время трекинга – 26,7 с. Однако, отслеживание одиночного объекта – это только одна из задач, которая в системе видеонаблюдения может эффективно работать только в определенных условиях (например, ночью для отслеживания злоумышленника, проникающего на объект). В более общем случае необходимо отслеживать множество объектов с распознаванием, что является гораздо более сложной задачей.

Результаты трекинга одиночных и множественных объектов с применением нейросетей

Одним из популярных алгоритмов для такого трекинга является алгоритм Виолы Джонса с каскадами Хоара, позволяющий в OpenCV загружать уже обученные каскады для обнаружения лица и тела в формате xml [15]. Алгоритм находит лицо или тело, рассчитывает координаты обводящей рамки, передает ее координаты в видеопоток и далее берет другой кадр и т. д. [16]. Данный алгоритм не соотносит ранее найденный объект с текущим, а каждый раз заново находит объект на новом кадре, поэтому рамка очень часто бывает двойной (то есть объект найден 2 раза), перепрыгивает с объекта на объект и исчезает (в соответствии с рисунком 8а, 8б). На отдельных кадрах алгоритм игнорирует человека и обнаруживает другой объект (в соответствии с рисунком 8в).



а) б) в)
Рисунок 8 – Выполнение трекинга алгоритмом Виолы-Джонса

При повторных запусках ситуация улучшается, как будто алгоритм дообучается. После 4 -го раза прогонки по видеофайлу алгоритм не потерял из вида даже присевшего человека благодаря тому, что при повторном использовании применяются не все признака Хоара, а только те, которые показали наилучший результат в предыдущих циклах обучения [17]. Таким образом, можно сделать вывод, что данный алгоритм может показывать хорошие результаты на однотипных видеорядах, что в общем характерно для видео с камер систем видеонаблюдения, т.е. есть при доучивании на своих данных алгоритм приемлем. К достоинствам можно отнести легковесность и высокую скорость обработки, которая совпадает со скоростью проигрывания видео.

Вторым алгоритмом стал YOLO [18] - нейронная сеть для распознавания объектов, которая уже применялась автором для распознавания опасных предметов [19]. Для отслеживания только людей другие обнаруженные классы можно игнорировать, при этом для уверенного распознавания необходимо эмпирически найти порог достоверности (все объекты, которые имеют вероятность обнаружения ниже отбрасываются), пороги для бинаризации и якорных детекторов, которые сильно зависят от качества видео. Кроме детектирующей рамки выводилось название обнаруженного класса и вероятность, с которой обнаруженный объект отнесен к этому классу. Несмотря на то, что сеть большая, она работает очень быстро (в режиме реального времени).

Кроме того, было обнаружено, что алгоритм детектирует один и тот же объект несколько раз с разной вероятностью как при одиночном, так и при множественном трекинге. Это происходит потому, что разные слои детектирования могут захватывать один и тот же объект (в соответствии с рисунком 9).



Рисунок 9 – Выполнение трекинга посредством YOLO v3

Попытки убрать такие множественные обнаружения, изменяя пороги детектирования не увенчались успехом. В ранних работах авторов удавалось добиться улучшения распознавания изменением архитектуры сети, убирая некоторые слои детектирования и модифицируя якоря, что выходит за рамки данного исследования, поэтому для эксперимента была выбрана более новая версия Yolo v8 [20]. После загрузки весов Yolo v8 множественные детектирования пропали, при этом скорость работы алгоритма не изменилась (в соответствии с рисунком 10). Объекты не терялись, а отслеживание объектов начиналось в момент появления их на сцене. При исчезновении объекта со сцены трекинг прекращался. Изменение формы (например, человек садится) не влияло на результаты.

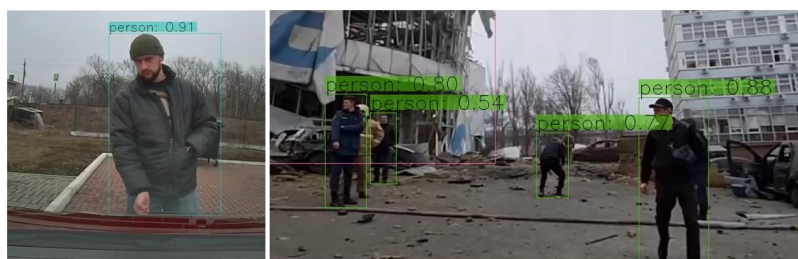


Рисунок 10 – Выполнение трекинга посредством YOLO v8

Последним исследуемым алгоритмом стал SORT (Simple Online and Realtime Tracking), применяющий фильтр Калмана и расстояние Махаланобиса с применением Венгерского алгоритма [21-24]. Алгоритм принимал за человека другие объекты или охватывал рамкой человека настолько широко, что было непонятно обнаружен человек, группа людей или что-то другое. В некоторых экспериментах метод находил совершенно другие объекты, сообщив о том, что обнаружен человек (в соответствии с рисунком 11).



Рисунок 11 – Выполнение трекинга алгоритмом SORT

Таким образом, по результатам экспериментов трекинга одиночных и множественных объектов с применением нейросетей алгоритм SORT показал наихудшие результаты. Алгоритм Виолы Джонса – часто теряет объект, отслеживает фон, однако после нескольких прогонов результаты улучшаются (наилучший результат – 70% трекинга, окклюзия также уменьшается до 70%). Алгоритм Yolo-3 – в 90% случаев трекинг успешен, однако появляется множественное детектирование одного и того же объекта, окклюзия - 50%. Алгоритм Yolo-8 показал наилучшие результаты - 100% детектирование и трекинг при правильной установке порогов бинаризации и якорных детекторов, которые были найдены экспериментальным путем (0,7 для бинаризации, 0,5 – для детектирования), окклюзия - 5%.

Заключение

В ходе исследования алгоритмов автоматического распознавания и отслеживания объектов в системах безопасности проведены эксперименты, направленные на оценку эффективности современных методов компьютерного зрения в контексте прикладной задачи в области информационной безопасности - внедрение в охранную систему видеонаблюдения.

Для экспериментальных исследований были отобраны оптические алгоритмы трекинга – BOOSTING, MIL, KCF, CSRT, MedianFlow, TLD и MOSSE, а также алгоритмы множественного трекинга – Виолы-Джонса, Yolo-3, Yolo-8 и SORT. Для всех алгоритмов были разработаны программные реализации, позволившие изучить основные характеристики и сделать выводы о их применимости в системе видеонаблюдения.

По результатам исследования для внедрения в охранную систему видеонаблюдения выбран алгоритм Yolo-8, который показал 100% детектирование и трекинг как для одного, так и для множества объектов, 5% окклюзии и 10% трекинг других классов. Экспериментальным путём были найдены пороги бинаризации (0,7) и якорных детекторов (0,5).

Список литературы

1. Wang M., Kong X., Shen G. Visual Object Tracking across Modalities: Foundations, Methods, and Future Directions. Singapore: Springer Nature, 2026. 239 p. DOI: 10.1007/978-981-95-3664-1.
2. Multimodal Video Tracking and Fusion [Электронный ресурс] // McMaster University Academic Calendar. URL: https://academiccalendars.romcmaster.ca/preview_course_nopop.php?catoid=48&coid=245255 (дата обращения: 15.01.2026).
3. Бондарчук В. В., Шевченко Е. А. Исследование алгоритма детекции объектов интереса в видеопотоке // Проблемы искусственного интеллекта. 2015. №. 1 (1). С. 13-22.
4. Gaadhe A. S. et al. A Deep Learning Approach to Track Real-Time Objects Using YOLO and DeepSORT for Next-Gen Security and Surveillance // 2025 6th International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics (ICDICI). IEEE, 2025. P. 1946-1951. DOI: 10.1109/ICDICI66477.2025.11135019.
5. Трекинг объектов по видео: как мы повышали точность, снижали ресурсоемкость, и к каким изменениям в продукте это привело [Электронный ресурс] // Блог компании Macroscop. URL: <https://macroscop.com/o-kompanii/blog/resheniye-problem-4-4-tracking> (дата обращения: 15.01.2026).
6. Yan X. et al. UAV detection and tracking in urban environments using passive sensors: A survey // Applied Sciences. 2023. V. 13. №. 20. P. 11320. DOI: 10.3390/app132011320.
7. Бабичева М. В., Шевченко А. С. Распознавание лиц в режиме реального времени сверточной нейронной сетью // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. 2018. №. 2. С. 49-56. – EDN LUWYEO.
8. Ключниченко А. Д., Лобко А. Я., Кожекина Е. Н., Тимченко В. И. Нейросетевые алгоритмы распознавания лиц в системах биометрической аутентификации и видеонаблюдения // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. 2021. №. 2. С. 62-71. – EDN ULFFOA.

9. Павленко Б. В., Бондаренко В. И., Мартыненко А. А. М. Использование модели YOLO в современных задачах распознавания в реальном времени на примере военной и космической отраслей // Вестник Донецкого национального университета. Серия Г: Технические науки. 2023. № 4. С. 65-75. EDN TJKHXI.
10. Зальский Б. А., Иванович В. А., Реер К. В., Старикович Д. А. Сравнительный анализ алгоритмов отслеживания объекта // Информатика. 2025. Т. 22, № 1. С. 66-72. DOI: 10.37661/1816-0301-2025-22-1-66-72.
11. Бабичева М. В., Третьяков И. А. Автоматизация процедуры распознавания фальшивых изображений посредством нейронных сетей // Проблемы искусственного интеллекта. 2025. № 1(36). С. 94-105. – DOI 10.24412/2413-7383-94-105. – EDN GNSJQU.
12. Das P., Jain C., Gola K. K. Surveillance to self-driving: a comprehensive review of object detection and tracking paradigms // Iran Journal of Computer Science. 2026. V. 9. №. 1. P. 17. DOI: 10.1007/s42044-025-00387-w.
13. Young athletic girl runs on the asphalt path. He is engaged in fitness. Healthy lifestyle. Slow motion. Overall plan [Электронный ресурс] // Vecteezy. – URL: <https://www.vecteezy.com/video/13218698-young-athletic-girl-runs-on-the-asphalt-path-he-is-engaged-in-fitness-healthy-lifestyle-slow-motion-overall-plan> (дата обращения: 15.01.2026).
14. Украинские военные нанесли удар РСЗО HIMARS по супермаркету в Киевском районе Донецка [Электронный ресурс] // Военное обозрение: Topwar.ru. URL: <https://topwar.ru/257234-ukrainskie-voennye-panesli-udar-rszo-himars-po-supermarketu-v-kievskom-rajone-donecka.html> (дата обращения: 15.01.2026).
15. Кэлер А., Брэдки Г. Изучаем OpenCV 3. М.: ДМК-Пресс, 2017. – 826 с. – ISBN 978-5-97060-471-7.
16. Hosang J. et al. What makes for effective detection proposals? // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2015. V. 38. №. 4. P. 814-830.
17. Madhu G. et al. ODC-net: Scalable and efficient object detection and classification in multi-object CCTV environments using deep transformer YOLO. Franklin Open. 2025. V. 13. P. 100404. DOI: 10.1016/j.fraope.2025.100404.
18. Redmon J., Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement // arXiv preprint arXiv:1804.02767. 2018.
19. Данилов В. В., Бабичева М. В. Автоматизированная система видеонаблюдения по распознаванию предметов повышенной опасности // Сборник научных трудов Донецкого института железнодорожного транспорта. 2020. № 56. С. 20-26. – EDN CAOBDK.
20. Канаева И. А., Спицын В. Г. Сегментация выбоин с помощью сверточной нейронной сети YOLOV8 // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XXI Международной научно-практической конференции. Томск: Изд-во ТПУ, 2024. С. 262-266.
21. Венгерский алгоритм решения задачи о назначениях [Электронный ресурс] // MAXimal. – URL: http://e-maxx.ru/algo/assignment_hungary (дата обращения: 15.01.2026).
22. Devirajathi S., Uma V. Object Detection. – Independently published, 2024. 101 p. ISBN 979-8301522543.
23. Zhou X., Wang D., Krähenbühl P. Objects as points // arXiv preprint arXiv:1904.07850. 2019.
24. Реализация трекинга SORT & DeepSORT [Электронный ресурс] // GitHub. URL: <https://github.com/Koldim2001/SORT-DeepSORT-Tracker> (дата обращения: 15.01.2026).

References

1. Wang M., Kong X., Shen G. Visual Object Tracking across Modalities: Foundations, Methods, and Future Directions. Singapore: Springer Nature, 2026. 239 p. DOI: 10.1007/978-981-95-3664-1.
2. Multimodal Video Tracking and Fusion [Электронный ресурс] // McMaster University Academic Calendar. – URL: https://academiccalendars.romcmaster.ca/preview_course_nopop.php?catoid=48&coid=245255 (дата обращения: 15.01.2026).
3. Bondarchuk V. V., Shevchenko E. A. Issledovanie algoritma detekcii ob`ektov interesa v videopotoke // Problemy` iskusstvennogo intellekta. 2015. №. 1 (1). S. 13-22.
4. Gaadhe A. S. et al. A Deep Learning Approach to Track Real-Time Objects Using YOLO and DeepSORT for Next-Gen Security and Surveillance // 2025 6th International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics (ICDICI). IEEE, 2025. P. 1946-1951. DOI: 10.1109/ICDICI66477.2025.11135019.
5. Treking ob`ektov po video: kak my` povy`shali tochnost`, snizhali resursoemkost`, i k kakim izmeneniyam v produkte e`to privelo [Электронный ресурс] // Blog kompanii Macroscop. – URL: <https://macroscop.com/o-kompanii/blog/resheniye-problem-4-4-tracking> (дата обращения: 15.01.2026).
6. Yan X. et al. UAV detection and tracking in urban environments using passive sensors: A survey // Applied Sciences. 2023. V. 13. №. 20. P. 11320. DOI: 10.3390/app132011320.
7. Babicheva M. V., Shevchenko A. S. Raspoznavanie licz v rezhime real`nogo vremeni svertochnoj nejronnoj set`yu // Vestnik Doneczkogo nacional`nogo universiteta. Seriya G: Texnicheskie nauki. 2018. №. 2. S. 49-56. – EDN LUWYEO.
8. Klyushnichenko A. D., Lobko A. Ya., Kozhekina E. N., Timchenko V. I. Nejrosetevy`e algoritmy` raspoznavaniya licz v sistemax biometricheskoj autentifikacii i videonablyudeniya // Vestnik Doneczkogo nacional`nogo universiteta. Seriya G: Texnicheskie nauki. 2021. №. 2. S. 62-71. – EDN ULFFOA.

9. Pavlenko B. V., Bondarenko V. I., Marty`nenko A. A. M. Ispol`zovanie modeli YOLO v sovremenny`x zadachax raspoznavaniya v real`nom vremeni na primere voennoj i kosmicheskoy otraslej // Vestnik Doneczkogo nacional`nogo universiteta. Seriya G: Tekhnicheskie nauki. 2023. № 4. S. 65-75. – EDN TJKHXL.
10. Zaľskij B. A., Ivanovich V. A., Reer K. V., Starikovich D. A. Sravnitel`ny`j analiz algoritmov otslezhivaniya ob`ekta // Informatika. 2025. T. 22, № 1. S. 66-72. – DOI: 10.37661/1816-0301-2025-22-1-66-72.
11. Babicheva M. V., Tret`yakov I. A. Avtomatizaciya procedury` raspoznavaniya fal`shivy`x izobrazhenij posredstvom nejronny`x setej // Problemy` iskusstvennogo intellekta. 2025. № 1(36). S. 94-105. – DOI 10.24412/2413-7383-94-105. – EDN GNSJQU.
12. Das P., Jain C., Gola K. K. Surveillance to self-driving: a comprehensive review of object detection and tracking paradigms // Iran Journal of Computer Science. 2026. V. 9. № 1. P. 17. – DOI: 10.1007/s42044-025-00387-w.
13. Young athletic girl runs on the asphalt path. He is engaged in fitness. Healthy lifestyle. Slow motion. Overall plan [E`lektronny`j resurs] // Vecteezy. – URL: <https://www.vecteezy.com/video/13218698-young-athletic-girl-runs-on-the-asphalt-path-he-is-engaged-in-fitness-healthy-lifestyle-slow-motion-overall-plan> (data obrashheniya: 15.01.2026).
14. Ukrainskie voenny`e nanesli udar RSZO HIMARS po supermarketu v Kievskom rajone Doneczka [E`lektronny`j resurs] // Voennoe obozrenie: Topwar.ru. – URL: <https://topwar.ru/257234-ukrainskie-voennye-nanesli-udar-rszo-himars-po-supermarketu-v-kievskom-rajone-donecka.html> (data obrashheniya: 15.01.2026).
15. Ke`ler A., Bre`dski G. Izuchaem OpenCV 3. M.: DMK-Press, 2017. – 826 s. – ISBN 978-5-97060-471-7.
16. Hosang J. et al. What makes for effective detection proposals? // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2015. V. 38. № 4. P. 814-830.
17. Madhu G. et al. ODC-net: Scalable and efficient object detection and classification in multi-object CCTV environments using deep transformer YOLO. Franklin Open. 2025. V. 13. P. 100404. – DOI: 10.1016/j.fraope.2025.100404.
18. Redmon J., Farhadi A. Yolov3: An incremental improvement // arXiv preprint arXiv:1804.02767. 2018.
19. Danilov V. V., Babicheva M. V. Avtomatizirovannaya sistema videonablyudeniya po raspoznavaniyu predmetov povy`shennoj opasnosti // Sbornik nauchny`x trudov Doneczkogo instituta zheleznodorozhnogo transporta. 2020. № 56. S. 20-26. – EDN CAOBDK.
20. Kanaeva I. A., Spicyn V. G. Segmentaciya vy`boin s pomoshh`yu svertochnoj nejronnoj seti YOLOV8 // Molodezh` i sovremenny`e informacionny`e tehnologii: sbornik trudov XXI Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii. Tomsk: Izd-vo TPU, 2024. S. 262-266.
21. Vengerskij algoritm resheniya zadachi o naznacheniyax [E`lektronny`j resurs] // MAXimal. – URL: http://e-maxx.ru/algo/assignment_hungary (data obrashheniya: 15.01.2026).
22. Devirajathi S., Uma V. Object Detection. Independently published, 2024. 101 p. – ISBN 979-8301522543.
23. Zhou X., Wang D., Krähenbühl P. Objects as points // arXiv preprint arXiv:1904.07850. 2019.
24. Realizaciya trekinga SORT & DeepSORT [E`lektronny`j resurs] // GitHub. – URL: <https://github.com/Koldim2001/SORT-DeepSORT-Tracker> (data obrashheniya: 15.01.2026).

RESUME

M. V. Babicheva, I. A. Tretiakov

Experimental research of algorithms for automatic recognition and tracking of objects in security systems

The article provides an experimental study and comparative analysis of the effectiveness of modern algorithms for single and multiple object tracking for use in video surveillance systems.

The existing methods for solving the tracking problem, including classical and neural network approaches, are investigated. 7 classical (optical) tracking algorithms (BOOSTING Tracker, MIL Tracker, KCF Tracker, CSRT Tracker, MedianFlow Tracker, TLD Tracker, MOSSE Tracker), as well as 4 algorithms of multiple tracking based on neural networks (Viola-Jones, Yolo-3, Yolo-8 and SORT) were selected for experiments. For experimental research, a software bench has been developed that allows evaluating the operation of algorithms in conditions close to real ones.

The speed, accuracy of tracking, and occlusion resistance of the algorithms under consideration are evaluated. According to the results of the study, the Yolo-8 algorithm was selected for implementation in the video surveillance system, which showed 100% detection and tracking for both one and many objects, 5% occlusion and 10% tracking of other classes.

РЕЗЮМЕ

М. В. Бабичева, И. А. Третьяков

Экспериментальное исследование алгоритмов автоматического распознавания и отслеживания объектов в системах безопасности

В статье проведено экспериментальное исследование и сравнительный анализ эффективности современных алгоритмов одиночного и множественного трекинга объектов для применения в системах охранного видеонаблюдения.

Исследованы существующие методы решения задачи трекинга, включая классические и нейросетевые подходы. Для проведения экспериментов были выбраны 7 классических (оптических) алгоритмов трекинга (BOOSTING Tracker, MIL Tracker, KCF Tracker, CSRT Tracker, MedianFlow Tracker, TLD Tracker, MOSSE Tracker), а также 4 алгоритма множественного трекинга на основе нейронных сетей (Виолы-Джонса, Yolo-3, Yolo-8 и SORT). Для экспериментального исследования разработан программный стенд, позволяющий оценить работу алгоритмов в условиях, приближенных к реальным.

Произведена оценка скорости, точности сопровождения и устойчивости к окклюзиям рассматриваемых алгоритмов. По результатам исследования для внедрения в охранную систему видеонаблюдения выбран алгоритм Yolo-8, который показал 100% детектирование и трекинг как для одного, так и для множества объектов, 5% окклюзии и 10% трекинг других классов.

Бабичева Маргарита Вадимовна – кандидат технических наук, доцент кафедры радиофизики и инфокоммуникационных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», 283001, г. Донецк, ул. Университетская, 24, m.babicheva@donnu.ru. *Область научных интересов:* информационная безопасность, пентестинг, нейронные сети. ORCID 0000-0002-1353-5923.

Третьяков Игорь Александрович – кандидат технических наук, доцент, заведующий кафедрой радиофизики и инфокоммуникационных технологий ФГБОУ ВО «Донецкий государственный университет», 283001, г. Донецк, ул. Университетская, 24, i.tretiakov@mail.ru. *Область научных интересов:* автоматизация научных исследований и автоматизированные системы; оптические информационные технологии; методы и системы защиты информации, информационная безопасность. ORCID 0000-0002-7816-1563.

Babicheva Margarita Vadimovna – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor at Department of Radiophysics and Infocommunication Technologies of Donetsk State University, 283001, Donetsk People's Republic, Donetsk, st. Universitetskaia str., 24, m.babicheva@donnu.ru. Research interests: information security, pentesting, neural networks. ORCID 0000-0002-1353-5923.

Tretiakov Igor Aleksandrovich – Candidate of Technical Sciences, Associate Professor, Head of the Department of Radiophysics and Infocommunication Technologies of Donetsk State University, 283001, Donetsk People's Republic, Donetsk, st. Universitetskaia str., i.tretiakov@mail.ru. Research interests: automation of scientific research and automated systems; optical information technologies; methods and systems for protecting information, information security. ORCID 0000-0002-7816-1563.

Статья поступила в редакцию 17.02.2026