

УДК 623.618

**УНИВЕРСАЛЬНЫЙ ИНСТРУМЕНТАРИЙ ДЛЯ ИССЛЕДОВАНИЯ РАБОТЫ  
АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ В ОПТИЧЕСКОМ ДИАПАЗОНЕ****канд. техн. наук, доц. А.В. ХИЖНЯК, А.Ю. ЛИПЛЯНИН, А.В. СЕРГЕЕНКО  
(Военная академия Республики Беларусь, Минск)**

*Представлен универсальный инструментарий исследования работы алгоритмов обнаружения объектов в оптическом диапазоне. Инструментарий позволяет проводить оценку работы алгоритмов на реальной и смоделированной выборках данных, настраивать параметры алгоритмов обнаружения до начала работы и в процессе работы, получать количественные и качественные оценки работы каждого алгоритма и др. Отличительной особенностью инструментария является гибкость его применения при исследовании алгоритмов обнаружения, заключающаяся в возможности изменения математической модели построения кадров генерируемой видеопоследовательности, алгоритмов обнаружения и параметров, оценивающих качество их работы. Рассмотренный универсальный инструментарий позволяет осуществлять выбор алгоритмов обнаружения для конкретных оптико-электронных систем исходя из выполняемых ими задач, а также условий функционирования, что позволит увеличить эффективность работы оптико-электронной системы в целом.*

**Ключевые слова:** алгоритмы обнаружения, оценка качества, оптические системы.

**Введение.** На сегодняшний день оптические системы обработки изображений плотно вошли в повседневную жизнь современного общества. Они нашли применение во многих сферах: в медицине (обработка рентгеновских снимков и изображений МРТ), в военном деле (обнаружение воздушных и наземных целей и наведение высокоточного оружия), в исследовании космоса (обработка снимков Земли и прочих космических объектов) и др. Каждая оптическая система обработки изображений способна решать широкий спектр задач: выполнять распознавание образов и объектов, восстановление, фильтрацию, оценку параметров, сжатие изображений и др. [1].

Одной из наиболее актуальных, но при этом трудоемких и сложных с научной точки зрения задач, решаемых оптическими системами обработки изображений, является задача обнаружения объектов. Сложность решения задачи обнаружения заключается в том, что всем оптическим системам присущ ряд типичных недостатков: зависимость дальности обнаружения от погодных условий, искажения изображений и др.

Одним из главных компонентов любой системы обнаружения, наравне с собственно оптическими средствами, является используемый алгоритм обнаружения. В системах обработки изображений сегодня можно встретить как алгоритмы, относящиеся к классическим (основанные на цветовой модели объекта, корреляционном методе, вычитании фона), так и алгоритмы на основе набирающего все большую популярность машинного обучения (сверточные нейронные сети, дескрипторы изображений, классификаторы и др.) [1].

В основе работы каждого алгоритма лежит один или несколько принципов обнаружения. Выбор принципа обнаружения, лежащего в основе алгоритма обнаружения, зависит от условий работы оптической системы, а также наличия или отсутствия априорной информации об искомом объекте.

Таким образом, можно сделать вывод, что не существует универсального алгоритма обнаружения, подходящего под любые условия работы оптической системы. Отсутствие универсального алгоритма приводит к тому, что для каждой системы требуется выбирать либо синтезировать алгоритм, наиболее подходящий для решения поставленных перед ней задач. Неверный выбор алгоритма влечет за собой снижение эффективности работы всей системы в целом, и, соответственно, невыполнение поставленных задач.

Целью статьи является разработка универсального инструментария, позволяющего автоматизировать процесс исследования алгоритмов обнаружения в различных условиях фоновой-целевой обстановки за счет автоматизации процесса построения смоделированных видеопоследовательностей и автоматизации процесса оценки качества работы алгоритмов обнаружения; проведение исследований алгоритмов обнаружения воздушных объектов в оптическом диапазоне с использованием разработанного инструментария, а также выработка рекомендаций по их дальнейшему использованию.

**Основная часть.** Разрабатываемый инструментарий должен включать в себя графический интерфейс, блок генерации моделируемой видеопоследовательности, набор реализованных алгоритмов обнаружения, а также блок оценки результатов работы алгоритмов обнаружения. Кроме того, должна быть реализована возможность гибкого изменения математической модели генерируемых кадров видеопоследовательности, добавления новых алгоритмов обнаружения и изменения параметров, позволяющих оценить результаты работы алгоритмов.

Для создания инструментария выбран язык программирования C++. Достоинствами языка являются поддержка объектно-ориентированного программирования, кроссплатформенность и возможность низкоуровневой работы с адресами памяти.

В качестве среды разработки была выбрана Microsoft Visual Studio, достоинствами которой являются встроенный компилятор, удобный механизм отладки и релиза разрабатываемых приложений. Также при программной реализации встроенных алгоритмов обнаружения и модели построения видеопоследовательности широко использовалась OpenCV – библиотека алгоритмов компьютерного зрения и обработки изображений с открытым исходным кодом.

Для гибкого изменения модели генерируемой видеопоследовательности, добавления новых алгоритмов и изменения методики оценки результатов работы алгоритмов обнаружения была реализована возможность дополнительного подключения к инструментарию сторонних dll-библиотек (Dynamic Link Library – *англ.*, библиотека динамической компоновки).

Исследовательский инструментарий структурно состоит из трех независимых, последовательно соединенных блоков: блока генерации моделируемой видеопоследовательности, блока алгоритмов обнаружения и блока оценки качества работы алгоритмов. Каждый из этих блоков может быть заменен соответствующей ему dll-библиотекой, что и обеспечивает требуемую гибкость инструментария.

Наличие блока генерации моделируемой видеопоследовательности обусловлено тем, что при разработке оптических систем обнаружения, а именно на этапе выбора принципов и алгоритмов обнаружения, не может идти речь о верификации модели изображения на основе экспериментальных данных или полунатурного моделирования ввиду существенных материальных затрат при соблюдении необходимого и достаточного количества экспериментов для обеспечения точности полученных результатов. Очевидным решением является математическое моделирование условий работы системы обнаружения. Поскольку для моделирования оптических систем, различных условий их работы (как внутренних, так и внешних), воздействия различных помех и т.п. необходимо использовать соответствующие математические модели, то в инструментарии реализована возможность замены встроенной математической модели построения изображения (кадра).

Необходимость использования блока алгоритмов обнаружения обуславливается тем, что на сегодняшний день существует большое количество подобных алгоритмов. Кроме того, их число постоянно увеличивается за счет разработки новых и улучшения старых алгоритмов. Поэтому, помимо работы с четырьмя встроенными алгоритмами, следует обеспечить возможность использования сторонних алгоритмов обнаружения.

Заключительным блоком исследовательского инструментария является блок оценки качества работы алгоритмов обнаружения. Наличие данного блока в инструментарии обусловлено тем, что для оценки качества работы алгоритмов обнаружения можно применять различные параметры. В связи с этим реализована возможность замены встроенных параметров оценки качества на сторонние. Результатом работы блока являются файлы, содержащие оценки качества, полученные в соответствии с выбранными параметрами. Также данный блок имеет специальный модуль, позволяющий при наличии нескольких выходных файлов с оценками качества представить эти оценки в виде графиков.

Таким образом, структура инструментария при замене каждого блока соответствующей ему dll-библиотекой дает широкие возможности по комбинированию между собой различных математических моделей построения изображения, алгоритмов обнаружения и параметров оценки качества работы алгоритмов.

Рассмотрим подробнее структуру дополнительных dll-библиотек для каждого блока инструментария.

Структура dll-библиотеки для блока генерируемой видеопоследовательности должна содержать три функции:

- 1) `void readParamFile(QString fileName);`
- 2) `void setParams (std::vector<int> params);`
- 3) `void generateVideo(QString savePATH).`

Первая функция предназначена для установки параметров формируемой видеопоследовательности. Единственный аргумент, который она принимает, – это путь к файлу, в котором собственно указаны требуемые параметры. В качестве параметров для начала работы могут выступать: размер изображения объекта, среднеквадратическое отклонение яркости шума, отношение сигнал/шум, среднее значение яркости пикселей фона, размеры кадра, количество кадров в видеопоследовательности и т.п.

Вторая функция используется для динамического изменения параметров формируемой видеопоследовательности, в качестве входного параметра принимает вектор, содержащий значения изменяемых параметров.

Третья функция предназначена непосредственно для формирования видеопоследовательности. Принимаемый параметр указывает директорию, где необходимо сохранить видеопоследовательность. Тело функции содержит программную реализацию математической модели генерируемого кадра.

Структура dll-библиотеки блока алгоритмов обнаружения включает в себя четыре функции:

- 1) `void readParams(QString fileName);`
- 2) `void setTempImgs(QString PATHName);`

3) `void setParams(std::vector<doubel> params);`

4) `void work(cv::Mat testImg).`

Первая функция предназначена для установки настраиваемых параметров, в качестве которых могут выступать: заданная вероятность ложной тревоги, пороги обнаружения, указания необходимости загрузки дополнительных файлов и т.п. Входным параметром функции является путь к файлу настроек.

Вторая функция является необязательной и используется с целью загрузки дополнительных файлов для работы алгоритма обнаружения, например, опорного изображения или их группы для корреляционного обнаружителя или дескриптора изображений, обученного классификатора и т.п. Во входном параметре указывается путь к директории, где находятся данные файлы.

Третья функция предназначен для динамического изменения параметров алгоритма в процессе его работы. Входным параметром является вектор, содержащий значения изменяемых параметров.

Четвертая функция принимает тестовое (обрабатываемое) изображение. В данной функции непосредственно заключена программная реализация алгоритма обнаружения. Также данная функция осуществляет вывод обработанного изображения на экран и отвечает за передачу данных, необходимых для блока оценки качества работы алгоритмов.

Структура dll-библиотеки для блока оценки качества работы алгоритмов обнаружения включает в себя две функции:

1) `void getObj(std::vector<Ceil> *trueObj, std::vector<Ceil> *predictObj);`

2) `void result(QString namePATH).`

Первая функция предназначена для принятия данных о входных и выходных данных алгоритма обнаружения. В качестве входных данных выступает количество объектов, находящихся в кадре, и параметры их настоящих ограничивающих прямоугольников. В качестве выходных данных выступает информация о детектированных объектах и их предсказанных ограничивающих прямоугольниках.

Вторая функция в качестве параметра принимает путь к директории для сохранения файлов, которые содержат оценку качества работы исследуемого алгоритма. Непосредственно в этой функции заключена программная реализация алгоритма оценки качества работы по выбранным параметрам.

При отсутствии подключаемых dll-библиотек для работы инструментария используются встроенная математическая модель генерируемой видеопоследовательности, встроенные алгоритмы обнаружения и встроенные параметры оценки качества работы алгоритмов обнаружения.

Проанализируем встроенные модель построения кадров видеопоследовательности, один из реализованных алгоритмов обнаружения и параметры оценки качества работы алгоритмов обнаружения.

Встроенная математическая модель основана на принципе построения кадра с заданным соотношением сигнал/шум. В данной модели заданное отношение сигнал/шум подразумевает, что в каждом кадре среднее значение яркости пикселей, принадлежащих изображению объекта, находится вне диапазона яркостей, нижняя и верхняя граница которого вычисляются по формулам [1]

$$L = M - R \times \sigma; \quad (1)$$

$$H = M + R \times \sigma, \quad (2)$$

где  $L$  – нижняя граница яркости;

$H$  – верхняя граница яркости;

$R$  – отношение сигнал/шум;

$\sigma$  – среднеквадратическое отклонение яркости шума;

$M$  – среднее значение яркости пикселей фона.

Рассмотрим один из встроенных алгоритмов обнаружения, в основе работы которого лежит принцип построения модели изображения, – алгоритм корреляционного обнаружителя. Работа данного алгоритма обнаружения основана на сопоставлении функции яркости тестового изображения с эталоном. При реализации процедуры обнаружения эталон последовательно перемещается по полю изображения, и в каждом положении исследуется его сходство с реальной функцией яркости на фрагменте. Сравнение эталона с участком изображения осуществляется по формуле взаимной корреляции [2]

$$B(m, n) = \sum_{(k,l) \in D} x(m+k, n+l)t(k, l), \quad (3)$$

где  $t(k, l)$  – функция яркости эталона;

$x(m, n)$  – отсчеты функции яркости наблюдаемого изображения.

При превышении  $B(m, n)$  некоторого порога принимается решение, что объект обнаружен.

Кроме корреляционного алгоритма блок включает еще три наиболее распространенных алгоритма обнаружения, в основе работы которых лежит принцип построения модели фона: алгоритм вычитания фона, анализ распределения случайной величины (алгоритм яркостных гистограмм с локальной пороговой

обработкой), а также комбинацию принципов обнаружения (в частности, анализ распределения случайной величины, а именно вейвлет-коэффициентов Хаара, совместно с принципом построения модели объекта – корреляционным обнаружителем).

В инструментарии для оценки качества работы алгоритмов обнаружения по умолчанию используются две группы параметров: группа оценки правильности определения факта наличия или отсутствия цели в кадре и группа оценки правильности определения положения объекта в кадре.

Для оценки параметров первой группы требуется сгруппировать выходные данные следующим образом [3]:

- 1) истинно-положительные (true positives,  $tp$ );
- 2) ложноположительные (false positives,  $fp$ );
- 3) ложноотрицательные (false negatives,  $fn$ ).

Непосредственно правильность обнаружения оценивается с помощью двух параметров:

- 1) точность (precision,  $P$ ) – отношение верно детектированных объектов к общему числу детектированных объектов [3];
- 2) полнота (recall,  $R$ ) – отношение верно детектированных объектов к общему числу объектов, которые должны быть детектированы [3].

Для оценки второй группы параметров используются координаты настоящих и предсказанных (предполагаемых, обнаруженных) ограничивающих прямоугольников. На основе этих данных рассчитываются следующие параметры:

- 1) пересечение над объединением – отношение площадей настоящего и предсказанного прямоугольников [6];
- 2) ошибки определения координат центра – модуль разности координат центра настоящего и предсказанного ограничивающих прямоугольников [6].

При использовании встроенной методики оценки качества работы результат представляется в виде одного выходного файла. Он содержит рассчитанную первую группу оцениваемых параметров, а также среднее значение пересечения над объединением (среднее арифметическое значение схожести) для всей видеопоследовательности.

Продемонстрируем работу предлагаемого универсального инструментария на примере исследования реализованных алгоритмов обнаружения. Для оценки качества их работы применялись встроенные параметры оценки, а в качестве тестовых использовались видеопоследовательности, сгенерированные при помощи встроенной математической модели построения изображения.

Для исследования было сгенерировано пять видеопоследовательностей со следующими параметрами: размеры кадра – 1280×720 пикселей, размеры объекта интереса – 20×20 пикселей, размер видеопоследовательности 2000 кадров. Данные параметры были неизменными для всех пяти видеопоследовательностей в отличие от отношения сигнал/шум, значение которого изменялось в диапазоне от 1 до 9 с шагом 2. По завершении исследования работы алгоритмов были получены результаты, представленные на рисунках 1–3. По зависимостям на этих рисунках можно сделать выводы, что точность и полнота обнаружения целей для всех исследованных алгоритмов связаны прямо пропорционально с отношением сигнал/шум. Эта связь обусловлена тем, что все исследуемые алгоритмы для обнаружения объекта, так или иначе, осуществляют сравнение функций яркости объекта и фона, при этом точность обнаружения зависит от значения отношения сигнал/шум в большей степени, чем полнота.

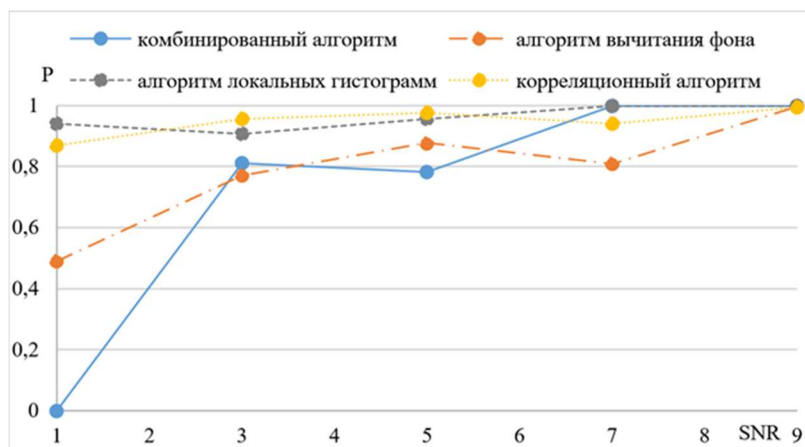


Рисунок 1. – Зависимость точности обнаружения цели от отношения сигнал/шум для смоделированной видеопоследовательности

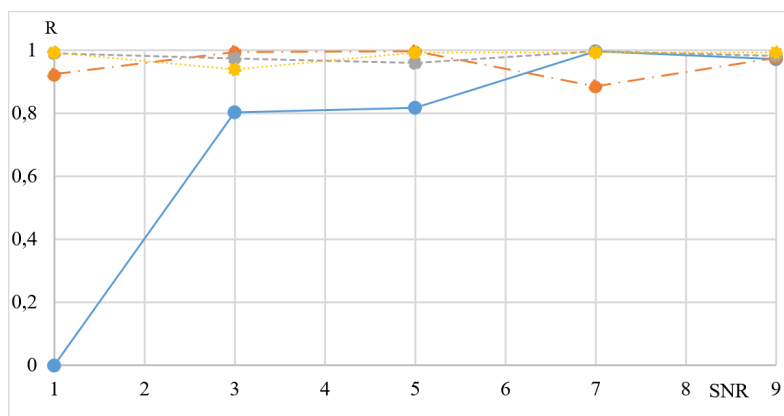


Рисунок 2. – Зависимость полноты обнаружения цели от отношения сигнал/шум для смоделированной видеопоследовательности

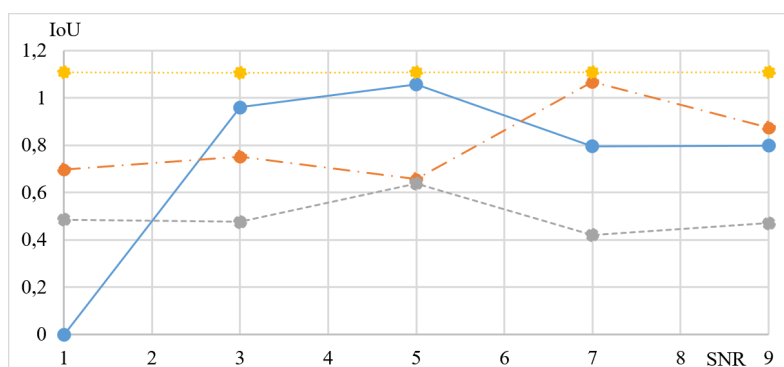


Рисунок 3. – Зависимости среднего арифметического значения схожести от отношения сигнал/шум для смоделированной видеопоследовательности

Важно отметить, что с точки зрения оценки точности и полноты обнаружения лучшие результаты работы продемонстрировали алгоритмы локальных гистограмм и корреляционного обнаружителя. Для корреляционного алгоритма это во многом обуславливается тем, что искомый объект практически не изменен на протяжении всей тестовой видеопоследовательности, а для алгоритма локальных гистограмм – тем, что размеры областей, в которых происходит бинаризация исходного изображения, позволяют захватить пиксели, принадлежащие как фону, так и объекту, что и обеспечивает их разделение на два типа.

В то же время комбинированный алгоритм показал наихудшие результаты. Такие низкие показатели точности и полноты вызваны особенностью используемых вейвлет-преобразований и особенностью генерации кадров видеопоследовательности, а именно отсутствием четкой границы между объектом и фоном. Результатом этого явилось низкое значение высокочастотных вейвлет-коэффициентов Хаара (значение коэффициента примерно 2–3), что не позволило алгоритму точно определить границы искомого объекта.

Из рисунка 3 видно, что практически все алгоритмы имеют слабую зависимость (не имеют зависимости) между отношением сигнал/шум и средним значением схожести. Исключением является алгоритм вычитания фона. Это обусловлено особенностью работы алгоритма, связанной с построением модели фона: при малом значении отношения сигнал/шум и с учетом того, что граничные пиксели фона и объекта имеют незначительные различия, алгоритм «увеличивает» размеры объекта.

Отсутствие зависимости среднего значения схожести от отношения сигнал/шум для корреляционного обнаружителя обусловлено особенностями работы алгоритма, а именно тем, что площадь предсказанного ограничивающего прямоугольника равна площади эталона, которая, в свою очередь, близка по размеру к настоящему ограничивающему прямоугольнику. На протяжении всей видеопоследовательности размеры как эталонного изображения, так и настоящего ограничивающего прямоугольника остаются неизменными, чем и объясняется постоянное значение схожести.

Если исключить корреляционный алгоритм обнаружения, то с точки зрения точности обнаружения лучшие результаты продемонстрировал комбинированный алгоритм обнаружения. Это обусловлено тем, что для определения границы объекта и фона используется небольшое значение высокочастотного коэффициента Хаара (примерно 5–7), что позволяет с высокой точностью определять реальные границы искомого объекта.

Худшие же результаты показал алгоритм локальных гистограмм, т.к. для построения предсказанных ограничивающих прямоугольников используются промежуточные бинарные изображения, на которых происходит определение границы групп пикселей, обозначающих искомый объект. Точность определения границ в данном случае будет зависеть от размеров областей, которые используются для операции группирования.

Результаты, представленные на рисунках 1–3, получены для относительно большого значения отношения сигнал/шум. На реальных видеопоследовательностях зачастую отношение сигнал/шум значительно ниже и не превышает 2. Работа этих же алгоритмов обнаружения была исследована на реальной видеопоследовательности с параметрами: размер кадра видеопоследовательности – 1280×720 пикселей, размер объекта изменяется в диапазоне от 20×25 до 100×110 пикселей, размер видеопоследовательности – 2000 кадров, отношение сигнал/шум изменяется от 1 до 1,6. Результаты исследования представлены на рисунках 4–6.

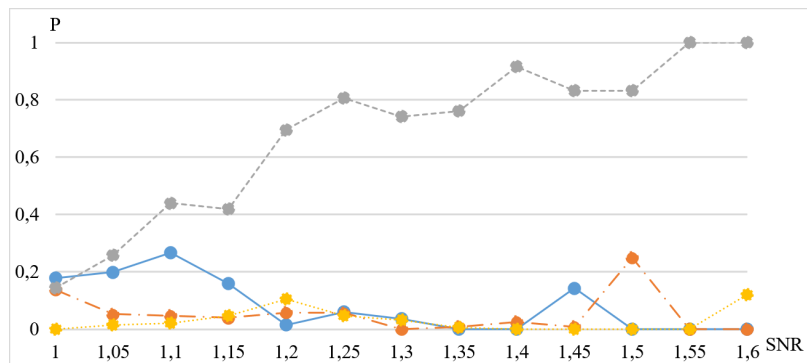


Рисунок 4. – Зависимости точности обнаружения от отношения сигнал/шум для реальной видеопоследовательности

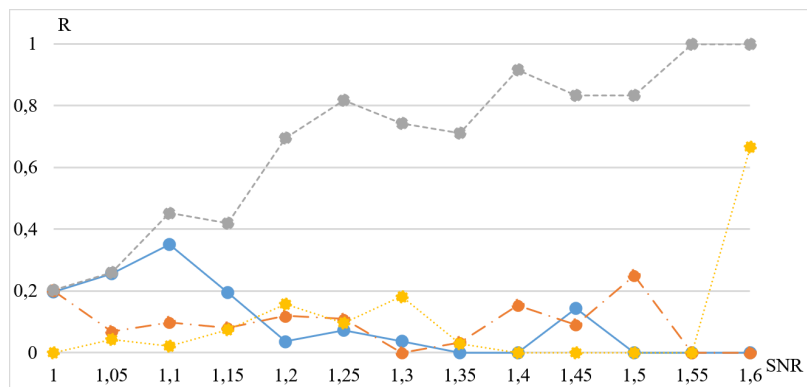


Рисунок 5. – Зависимости полноты обнаружения от отношения сигнал/шум для реальной видеопоследовательности

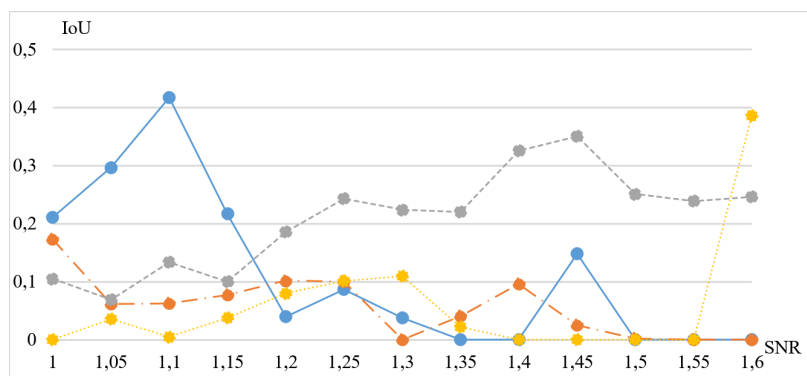


Рисунок 6. – Зависимость среднего арифметического значения схожести от отношения сигнал/шум для реальной видеопоследовательности

По графикам на рисунках 4–6 можно сделать вывод, что прямая зависимость точности и полноты обнаружения от отношения сигнал/шум наблюдается только для алгоритма локальных гистограмм. Определяющим фактором здесь является то, что в обрабатываемой видеопоследовательности объект интереса (самолет) представлял собой область с однородной яркостью, находившуюся на однородном фоне, отличавшемся по яркости, т.е. объект являлся контрастным. При этом среднее значение схожести для данного алгоритма на реальной видеопоследовательности аналогично имеет слабую зависимость от отношения сигнал/шум, что также объясняется особенностью локализации объекта, описанной ранее.

Корреляционный алгоритм показал низкие значения потому, что объект интереса постоянно находился в движении, тем самым изменялось и положение объекта в кадре, которое за частую не совпадало с положением объекта на эталонном изображении. Изменением положения объекта от кадра к кадру обусловлено и изменение размеров настоящих ограничивающих прямоугольников, в то время как эталонное изображение остается неизменным, а, следовательно, и размеры предсказанных ограничивающих прямоугольников, чем объясняется малое значение схожести.

Комбинированный алгоритм показал низкое качество в связи с тем, что из-за движения как объекта интереса, так и камеры граница между объектом и фоном размывается. Результатом этого явилось низкое значение высокочастотных вейвлет-коэффициентов Хаара (значение коэффициента примерно 2–3), что не позволило алгоритму точно определить границы искомого объекта.

Низкое качество работы алгоритма вычитания фона обусловлено движением оптической системы.

Из полученных результатов очевидно, что на реальных видеопоследовательностях выявляются недостатки, которые не были обнаружены при исследовании на сгенерированных видеопоследовательностях. В связи с этим возникает необходимость разработки других математических моделей построения кадров видеопоследовательности, более детально описывающих реальные видеопоследовательности, например, учитывающих такие явления, как изменение искомого объекта с течением времени, движение камеры и др. Также на реальной видеопоследовательности проявляется сильное влияние качества обрабатываемого кадра на качество работы алгоритмов обнаружения.

Проанализировав зависимости на рисунках 1–6, можно дать следующие рекомендации по использованию встроенных алгоритмов обнаружения на реальных оптических системах обнаружения:

- алгоритм вычитания фона следует применять только в тех условиях работы, когда оптическая система стационарна, а передвигаются искомые объекты. Также необходимо проводить мероприятия по компенсации дребзга платформы;
- корреляционный обнаружитель может работать как на подвижных, так и на стационарных оптических системах, но для эффективной работы необходимо тщательно подбирать эталонные изображения объекта. Главным противоречием в выборе эталонных изображений является минимизация количества эталонов при условии максимально точного описания объекта. При большом количестве эталонов алгоритм будет очень «дорогостоящим» для вычислений, а при недостаточном описании – неэффективно работающим;
- алгоритм локальных гистограмм также можно применять как на подвижных, так и на стационарных оптических системах, когда не требуется высокая точность определения положения объекта в кадре и только при простой фоновой обстановке;
- комбинированный алгоритм обнаружения также подходит для применения как на подвижных, так и на стационарных оптических системах в тех случаях, когда требуется высокая точность определения положения объекта в кадре и только в простой фоновой обстановке.

Важно отметить, что при анализе работы алгоритмов обнаружения необходимо однозначно характеризовать качество входного изображения. Так, наиболее распространенной является метрика отношения сигнал/шум. Она неплохо характеризует изображение, когда объект поиска контрастирует с фоном, что характерно для области применения алгоритмов локальных гистограмм, вычитания фона. В случае, когда объект малоконтрастен и изображен на сложной сцене, обнаружение объектов строится на основе образа объекта (алгоритмы: корреляционный, SVM, нейросеть), метрика отношения сигнал/фон плохо характеризует пригодность входного изображения. Для описанного случая наиболее подходящей является метрика, оценивающая границы объектов на изображении, например, гистограмма градиента яркости изображения [7].

При проведении исследования алгоритмов обнаружения была выявлена сильная зависимость качества их работы от качества изображения. Так, при обработке кадра, где наблюдалось размытие искомого объекта, ни один алгоритм не смог правильно обнаружить искомый объект. Для устранения этой проблемы требуется предварительная (до обработки алгоритмом обнаружения) подготовка очередного кадра с целью улучшения его качества.

**Заключение.** Функциональные возможности разработанного инструментария дают возможность производить следующие операции:

- проводить оценку работы алгоритмов обнаружения в различных условиях как на смоделированной, так и на реальной выборке данных;
- производить настройку параметров алгоритмов обнаружения до начала работы и в процессе их работы;

- получать количественные и качественные оценки работы каждого алгоритма;
- динамически добавлять новые алгоритмы обнаружения, методики оценки качества работы алгоритмов обнаружения, а также математические модели построения кадров видеопоследовательности;
- производить разметку тестовых видеопоследовательностей, т.е. производить выделение областей в кадре, где находятся искомые объекты;
- комбинировать различные математические модели построения кадров видеопоследовательности с различными алгоритмами обнаружения.

Таким образом, разработанный универсальный инструментарий может применяться при разработке оптических систем обнаружения, поскольку с его помощью на этапе выбора алгоритма обнаружения можно произвести сравнительное исследование имеющихся алгоритмов, а по выбранному критерию определить алгоритм, наиболее подходящий к заданным условиям работы, а также определить рекомендованные настраиваемые параметры.

В дальнейшем планируется реализация новых математических моделей построения кадров видеопоследовательности, учитывающих ранее указанные недостатки, а также реализация новых алгоритмов обнаружения.

#### ЛИТЕРАТУРА

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MatLab / Р. Гонсалес, Р. Вудс, С.М. Эддинс. – М. : Техносфера, 2006. – 616 с.
2. Кустикова, В.Д. Разработка мультимедийных приложений с использованием библиотек OpenCV и IPP / В.Д. Кустикова. – Нижний Новгород : НГУ им. Н.И. Лобачевского, 2013. – 34 с.
3. Сергеев, В.В. Обнаружение объектов на изображении / В.В. Сергеев, М.В. Гашников, В.В. Мясников. – Самара : СГАУ, 2010. – 23 с.
4. Боровик, Е.С. Исследование интеллектуальных систем технического зрения техногенных объектов / Е.С. Боровик. – Томск : ФИТ ТГУ, 2018. – 74 с.
5. Автоматическое обнаружение и сопровождение динамических объектов на изображениях, формируемых оптико-электронными приборами в условиях априорной неопределенности. Методы и алгоритмы / Гузенко О.Б. [и др.] ; под ред. А.А. Храмичева – М. : Радиотехника, 2015. – 280 с.
6. Никитина, А.В. Исследование и разработка алгоритмов обнаружения с подвижной платформы окружающих объектов / А.В. Никитина. – СПб. : СПбПУ, 2017. – 93 с.
7. Обоснование критерия оценки качества восстановления искаженных изображений для итерационного алгоритма в системах корреляционного обнаружения / А.Ю. Липлянин [и др.] // Докл. БГУИР. – 2019. – № 4. – С. 64–72.

Поступила 09.11.2020

#### ANALYSIS OF ALGORITHMS FOR DETECTING TARGETS IN THE OPTICAL RANGE

A. KHIZNIAK, A. LIPLIANIN, A. SERGEENKO

*A universal tool for research of work algorithms for detecting targets in optical range is present. Tool allows us to make an estimation of work algorithms on real and modeling data sample, configure the algorithm detecting parameters before starting the work and during work. This tool give the possibility quantitative and qualitative evaluation of work and other. The universal tool has distinctive feature it is flexibility of the application for research algorithms for detecting, consisting in the ability to change mathematical model for construction frames of the generated video sequence, algorithms of detecting and parameters, estimating the quality of their work. Considered universal tool allows us to make a selection of the algorithms of detecting for specific opto-electronic systems, based on performed tasks, also working conditions, witch allows to increase the efficiency work of opto-electronic system.*

**Keywords:** *detection algorithm, evaluating the quality, optical system.*