

Исследование работы алгоритмов обнаружения оптически наблюдаемых объектов с учетом воздействия внешних возмущающих факторов

А.В. СЕРГЕЕНКО, А.Ю. ЛИПЛЯНИН, А.В. ХИЖНЯК

В статье представлены результаты исследования работы распространённых алгоритмов обнаружения оптически наблюдаемых объектов с учётом воздействия внешних возмущающих факторов, обусловленных движением оптического сенсора, расфокусированностью оптической системы и турбулентностью атмосферы. Продемонстрированы зависимости изменения таких критериев качества, как полнота, точность, среднее значение пересечения над объединением от величины искажения для восстановленных и невосстановленных видеопоследовательностей. В результате исследования были определены параметры искажений, при которых целесообразно проводить восстановление изображения для каждого из рассмотренных алгоритмов.

Ключевые слова: алгоритмы обнаружения, оценка качества, искажения, восстановление изображений.

The article presents the results of a study of the operation of common algorithms for detecting optically observed objects, taking into account the influence of external disturbing factors caused by the movement of the optical sensor and atmospheric turbulence. The dependences of changes in such quality criteria as completeness, accuracy, and the average value of the intersection over the union on the amount of distortion for restored and non-restored video sequences are demonstrated. As a result of the study, the distortion parameters were determined at which it is advisable to restore the image for each of the considered algorithms.

Keywords: detecting algorithms, quality assessment, distortions, image recovery.

Введение. Обработка изображений – класс задач обработки информации, представленной в виде изображений, включающий в себя распознавание образов и объектов, сопровождение объектов, восстановление изображений, фильтрацию, оценку параметров изображения, сжатие изображений и др. Одним из активно развивающихся направлений в данной области является борьба с искажениями изображений, особенно это актуально для решения задачи обнаружения и распознавания объектов.

Одними из наиболее проблемных являются искажения, обусловленные движением оптической системы и турбулентностью атмосферы [1].

Существует несколько способов противодействия искажениям, первый – механический: размещение оптических систем на гиросtabilизированных платформах. Второй способ – исключение искажённых изображений их видеопотока и обработка лишь оставшихся. Третий способ – применение алгоритмов восстановления изображений.

Таким образом, целью статьи является исследовать работу современных алгоритмов обнаружения оптически наблюдаемых объектов с учётом воздействия внешних возмущающих факторов, обусловленных движением оптического сенсора, расфокусированностью оптической системы и турбулентностью атмосферы.

Математическая модель генерации видеопоследовательностей. Для проведения исследования качества работы алгоритмов обнаружения использовался исследовательский инструментарий, описанный авторами настоящей статьи в [2], где встроенная модель генерирования видеопоследовательностей была заменена сторонней dll-библиотекой, в которой для генерации фона используется одномерная гауссова плотность распределения вероятности с заданными средним значением и дисперсией. Искомые объекты в данной модели представляют собой прямоугольники с постоянным значением яркости. Яркость каждого объекта определяется в соответствии с формулой:

$$\begin{cases} b = m * SNR \text{ contrast} = \text{positive} \\ b = m / SNR \text{ contrast} = \text{negative} \end{cases} \quad (1)$$

где b – яркость искомого объекта, m – среднее значение гауссовой плотности вероятности, SNR – отношение сигнал/шум для искомого объекта.

То есть, яркость искомого объекта определяется как произведение среднего значения гауссовой плотности вероятности фона и отношения сигнал/шум для случая, когда контраст положительный и отношение этих же величин для случая, когда контраст отрицательный.

Оценка качества работы алгоритмов обнаружения. Для исследования выбрано 6 распространённых алгоритмов обнаружения: алгоритм локальных гистограмм, вычитание фона, корреляционный обнаружитель, алгоритм на основе вейвлет-преобразований, HOG-дескриптор совместно с SVM-классификатором (далее – SVM-классификатор) и нейросетевой алгоритм обнаружения.

Непосредственно качество работы алгоритмов обнаружения оценивались с помощью таких метрик, как:

- точность (precision, P) – отношение верно детектированных объектов к общему числу детектированных объектов [3];
- полнота (recall, R) – отношение верно детектированных объектов к общему числу объектов, которые должны быть детектированы [3];
- пересечение над объединением – отношение площадей настоящего и предсказанного ограничивающих прямоугольников [4].

Оценка качества работы алгоритмов обнаружения проводилась на двух типах видеопоследовательностей:

- первый тип – ряд видеопоследовательностей с одинаковыми параметрами, в том числе и отношением сигнал/шум, но подвергшиеся воздействию помех;
- второй тип – первый ряд видеопоследовательностей, подвергшихся операции восстановления.

Исследование первого типа видеопоследовательностей. Для исследования зависимости значений метрик качества от воздействия помех был сгенерирован ряд видеопоследовательностей со следующими параметрами: среднее значение яркости фона 100, дисперсия яркости фона 3, отношение сигнал/шум 1.2, контраст положительный, размер объекта поиска 40 на 40 пикселей, яркость объекта определена в соответствии с формулой (1). По завершении моделирования были получены результаты, представленные на рисунках 1–3.

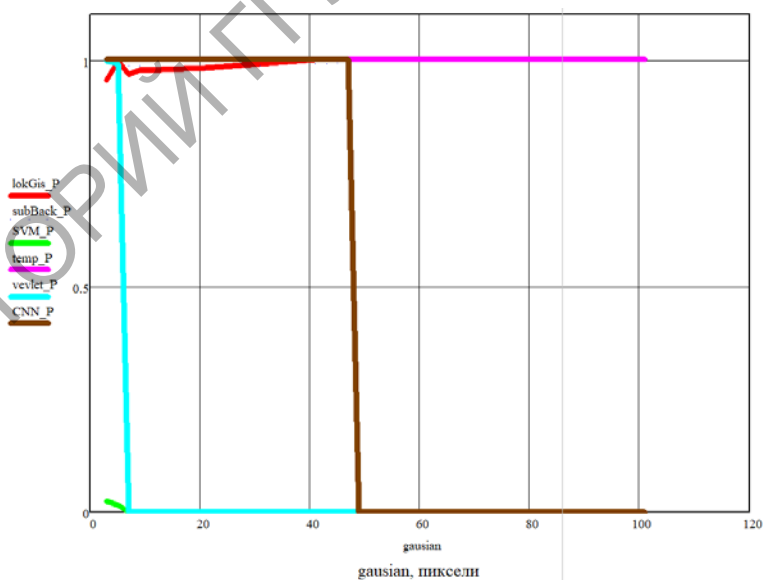


Рисунок 1 – Зависимость точности обнаружения цели от степени искажения (lokGis_P – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_P – для алгоритма вычитания фона, SVM_P – для SVM-классификатора, temp_P – для корреляционного алгоритма, velvet_P – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_P – для нейросетевого метода обнаружения)

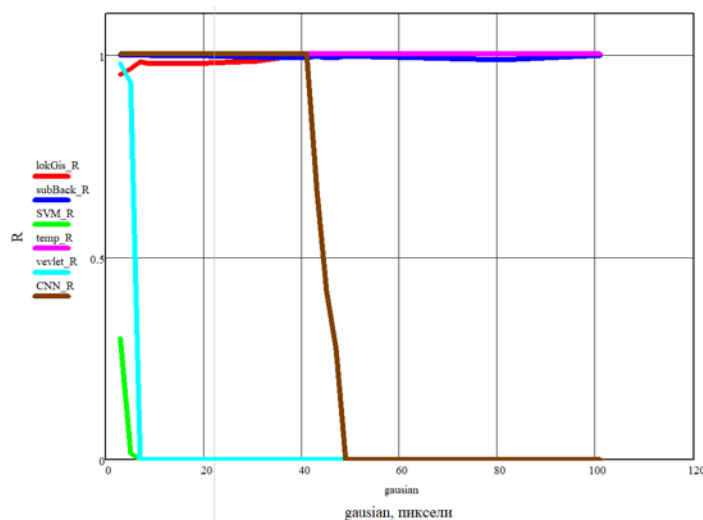


Рисунок 2 – Зависимость полноты обнаружения цели от степени искажения (lokGis_R – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_R – для алгоритма вычитания фона, SVM_R – для SVM-классификатора, temp_R – для корреляционного алгоритма, velvet_R – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_R – для нейросетевого метода обнаружения)

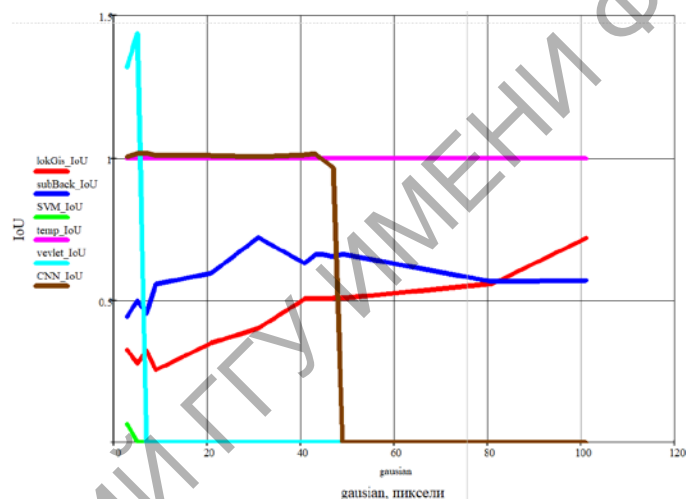


Рисунок 3 – Зависимость среднего значения пересечения над объединением от степени искажения (lokGis_IoU – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_IoU – для алгоритма вычитания фона, SVM_IoU – для SVM-классификатора, temp_IoU – для корреляционного алгоритма, velvet_IoU – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_IoU – для нейросетевого метода обнаружения)

По метрикам качества работы алгоритмов обнаружения можно сказать, что:

- качество работы корреляционного алгоритма слабо зависит от воздействия искажений. На графиках (рисунки 1–3) отражено, что даже при достаточно больших значениях искажений, 100 пикселей, корреляционный обнаружитель показывал стабильную работу, значения точности и полноты обнаружения на всём протяжении ряда видеопоследовательностей принимали максимальные значения. Относительно точности определения положения объекта в кадре ситуация аналогичная, т. е. среднее значение пересечения над объединением на всём ряде видеопоследовательностей равнялась единице;

- качество работы SVM-классификатора в отличие от корреляционного обнаружителя показало сильную зависимость от воздействия искажений. На графиках (рисунки 1–3) отражено, что, начиная с самых низких значений искажений, 5 пикселей, метрики точности и полноты резко опустились, а при дальнейшем увеличении величины искажений алгоритм стал неработоспособным. По точности определения положения объекта в кадре SVM-классификатор также показал падения качества, среднее значение пересечения над объединением при размере искажений 5 пикселей составило 0.06;

– алгоритм локальных гистограмм так же, как и корреляционный обнаружитель, показал слабую зависимость от воздействия искажений, так по графикам (рисунки 1–3) мы наблюдаем, что при достаточно больших значениях искажений 100 пикселей, алгоритм остаётся работоспособным, метрики полноты и точности близки к единице. Точность определения положения объекта в кадре увеличилось, и чем сильнее были искажения, тем лучше было среднее значение пересечения над объединением;

– качество работы алгоритма вычитания фона также показал слабую зависимость от воздействия искажений, на графиках (рисунки 1–3) отражено, что как для алгоритма локальных гистограмм и корреляционного обнаружителя метрики точности и полноты даже при больших значениях искажений, 100 пикселей, остаются близки единице. Данный алгоритм так же, как и алгоритм локальных гистограмм, при воздействии искажений показал прирост точности определения положения объекта в кадре;

– качество работы алгоритма, основанного на вейвлет-преобразованиях, показало сильную зависимость от воздействия искажений, на графиках (рисунки 1–3) отражено, что уже при незначительном искажении изображения качество работы алгоритма резко ухудшается, так уже при размере искажений 7 пикселей точность и полнота обнаружения уменьшаются до нуля. При этом значения точности и полноты для предыдущих видеопоследовательностей, подверженных искажению, остались неизменными и были практически равны единице. Касаемо точности определения положения объекта в кадре алгоритм вёл себя аналогично с показателями точности и полноты обнаружения;

– качество работы нейросетевого алгоритма обнаружения стало снижаться только при уровне амплитуды искажений 40 и к 45 такие показатели как полнота и точность практически стали равны нулю, такие значения амплитуды искажений весьма маловероятны, что делает данный алгоритм весьма устойчивым при условии проведения модельного исследования.

Стоит отметить, что при проверке показателей качества обнаружения в условиях искажений на реальных видеопоследовательностях корреляционный и нейросетевой алгоритмы обнаружения не подтвердили модельные данные. При амплитуде искажений равных 9 пикселям нейросетевой алгоритм снизил показатели качества обнаружения практически до нуля, а корреляционный – продолжал работать до амплитуды в 9 пикселей. При этом, у корреляционного алгоритма обнаружения наблюдалось некоторое улучшение работы при наличии небольших искажений (до 5 пикселей). Соответственно для дальнейшего анализа нейросетевого и корреляционного алгоритмов будут использоваться реальные видеопоследовательности ввиду несоответствия использованной математической модели реальным данным.

Таблица 1 – Значения показателей качества алгоритмов обнаружения при наличии искажений

Величина искажения, пиксели	CNN_P	CNN_R	CNN_IoU	temp_P	temp_R	temp_IoU
0	1	1	1.115	0.785	0.862	1.12
3	1	0.925	1.077	0.892	0.901	1.191
5	0.984	0.856	1.065	0.7	0.652	1.18
7	0.199	0.629	0.953	0.532	0.469	1.254
9	0	0.13	0	0.423	0.356	1.104
21	0	0	0	0	0	1.478
41	0	0	0	0	0	1.981

Исследование второго типа видеопоследовательностей. Формирование видеопоследовательностей второго типа осуществлялось путем восстановления искаженных видеопоследовательностей первого типа алгоритмом Люси-Ричардсона [5]. Для восстановления видео необходимо знать тип и параметры искажающей функции (задана при создании видеопоследовательности первого типа), а также определить количество итераций восстановления (выбрано 20, 50, 100, 150, 200).

По завершении моделирования полученные результаты были усреднены и представлены на рисунках 4–6.

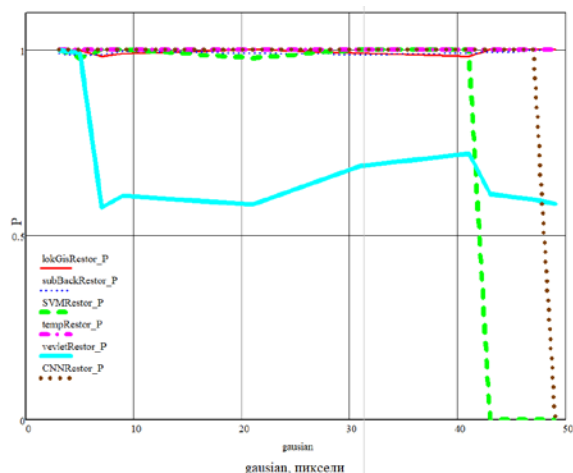


Рисунок 4 – Зависимость точности обнаружения цели от степени искажения (lokGis_P – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_P – для алгоритма вычитания фона, SVM_P – для SVM-классификатора, temp_P – для корреляционного алгоритма, velvet_P – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_P – для нейросетевого метода обнаружения)

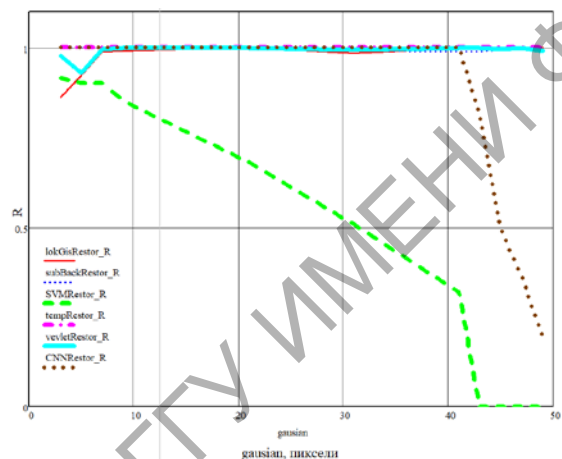


Рисунок 5 – Зависимость полноты обнаружения цели от степени искажения (lokGis_R – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_R – для алгоритма вычитания фона, SVM_R – для SVM-классификатора, temp_R – для корреляционного алгоритма, velvet_R – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_R – для нейросетевого метода обнаружения)

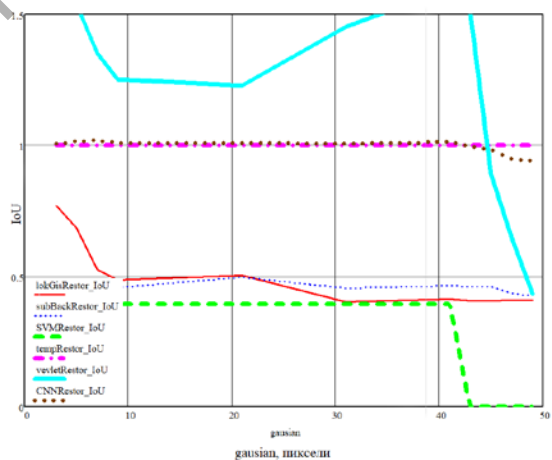


Рисунок 6 – Зависимость среднего арифметического значения пересечения над объединением от степени искажения (lokGis_IoU – для алгоритма локальных гистограмм, subBack_IoU – для алгоритма вычитания фона, SVM_IoU – для SVM классификатора, temp_IoU – для корреляционного алгоритма, velvet_IoU – для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях, CNN_IoU – для нейросетевого метода обнаружения)

Исходя из приведенных зависимостей можно сказать:

– восстановление изображений не оказывает существенного воздействия на качество работы алгоритмов вычитания фона и локальных гистограмм, все показатели меняются незначительно, то есть показывают устойчивость к форме, границам и другим пространственным характеристикам объектов поиска;

– качество функционирования алгоритма, основанного на вейвлет-преобразованиях, после восстановления искаженных изображений возрастает до уровня качества функционирования без искажений. Среднее арифметическое значение пересечения над объединением увеличивается ввиду наличия на восстановленных изображениях артефактов, что приводит к возникновению большого количества мелких областей на месте объекта;

– качество работы SVM-классификатора улучшается, а именно, точность (P) увеличивается от 0 до 1 при восстановлении искаженных видеопоследовательностей амплитудой до 42 пикселей, полнота увеличивается от 0 до 0,8 на промежутке до уровня искажений 9 пикселей, однако в дальнейшем наблюдается спад на промежутке от 9 до 42 пикселей с 0,8 до 0,4, а далее резкое падение до 0. Среднее арифметическое значение пересечения над объединением возрастает относительно видеопоследовательности первого типа до 0,46 и остается на таком уровне до 42 пикселей;

– качество работы корреляционного и нейросетевого алгоритма обнаружения на реальных видеопоследовательностях показало, что качество работы сравнимо с поведением SVM-классификатора, а именно, после восстановления возрастает качество работы с последующим снижением до 0 при возрастании амплитуды.

Закключение. Искажения изображений амплитудой до 5 пикселей повышают качество работы всех анализируемых алгоритмов обнаружения (за исключением алгоритма локальных гистограмм и вычитания фона), это обусловлено тем, что искажения выполняют роль фильтра, убирая мелкие шумы. При амплитуде искажений более 5–9 пикселей наблюдается снижение качества работы алгоритмов обнаружения. Так, при 5 пикселях перестает работать SVM-классификатор, а при 7 пикселях алгоритм обнаружения, основанный на вейвлет-преобразованиях, снижает качество работы практически до нуля. Алгоритмы, основанные на функциях распределения яркости, а также вычитания фона, устойчивы к рассматриваемым искажениям. Исследования корреляционного и нейросетевого алгоритма обнаружения показали, что при простых сценах (формируемые в реализованной модели) на анализируемых изображениях влияние искажений незначительно. Важно отметить, что при сличении результатов работы алгоритмов на простых сценах реальных видео (самолет на фоне ясного неба) чувствительность к искажениям резко возрастает так, что при искажениях уже более 9 пикселей показатели качества снижаются до нуля. Обобщая результаты, полученные при анализе видеопоследовательностей второго типа, следует заметить, что восстановление изображений целесообразно для повышения качества работы алгоритмов обнаружения до некоторых значений амплитуды искажений (для нейросетевого, корреляционного алгоритмов это – 42 пикселя, для SVM-классификатора – 40 пикселей, для алгоритма, основанного на вейвлет преобразованиях – более 50 пикселей). Максимальное значение величины искажений обусловлено возникающими артефактами при выполнении восстановления, а также временем восстановления. Немаловажными факторами являются: выбранный алгоритм обнаружения и условия наблюдения. При анализе видеопоследовательностей, восстановленных с различным количеством итераций, можно сказать, что для каждого кадра существует количество итераций восстановления более которых производить нецелесообразно, так как прироста ни в качестве изображений, ни в качестве обнаружения не наблюдается.

Таким образом, применение этапа восстановления изображения целесообразно использовать для алгоритмов, построенных с использованием эталонных изображений (корреляционный алгоритм обнаружения) или на основе характеристик объектов из эталонных изображений (алгоритм на основе вейвлет-преобразований, нейросетевой, SVM-классификаторы). Актуальными для разрешения остаются проблема нахождения функции искажения и количество повторений итерационного алгоритма восстановления, а также создания адекватной математической модели изображений для полноценного функционирования корреляционных и нейросетевых алгоритмов обнаружения.

Литература

1. Гансалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MatLab / Р. Гансалес, Р. Вудс, С. Эддинс. – М. : ТЕХНОСФЕРА, 2006. – 616 с.
2. Сергеенко, А. В. Универсальный инструментарий для исследования работы алгоритмов обнаружения в оптическом диапазоне / А. В. Сергеенко, А. Ю. Липлянин, А. В. Хижняк // Вестник ПГУ. – 2020. – № 12. – С. 36–43.
3. Сергеев, В. В. Обнаружение объектов на изображении / В. В. Сергеев, М. В. Гашников, В. В. Мясников. – Самара, 2010. – 23 с.
4. Никитина, А. В. Исследование и разработка алгоритмов обнаружения с подвижной платформы окружающих объектов : маг. дис. : 09.04.01 / А. В. Никитин. – СПб., 2017. – 93 л.
5. Анализ методов восстановления оптико-электронных изображений, смазанных при движении / А. Ю. Липлянин [и др.] // Докл. БГУИР. – 2018. – № 2 (112). – С. 40–46.

Военная академия
Республики Беларусь

Поступила в редакцию 09.09.2021

РЕПОЗИТОРИЙ ПГУ ИМЕНИ Ф. СКОРИНЫ