

И.Н. Пугачев, Г.Я. Маркелов, В.С. Тормозов

УСКОРЕНИЕ АЛГОРИТМА ДЕТЕКТИРОВАНИЯ
ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ НА СПУТНИКОВЫХ СНИМКАХ
С ПОМОЩЬЮ ПРОЦЕДУРЫ ФИЛЬТРАЦИИ ГИПОТЕЗ

Предлагается метод ускорения алгоритма детектирования транспортных средств на спутниковых снимках. Подход основан на применении процедуры фильтрации гипотез после селективного поиска по определенным параметрам. Благодаря этому сокращается количество гипотез, обрабатываемых алгоритмом распознавания, и происходит ускорение работы алгоритма детектирования.

Ключевые слова: детектирование, распознавание образов, селективный поиск, спутниковые снимки, компьютерное зрение.

I.N. Pugachev, G.Ya. Markelov, V.S. Tormozov

ACCELERATION OF THE ALGORITHM OF DETECTING
VEHICLES ON SATELLITE IMAGES USING
THE FILTRATION PROCEDURE HYPOTHESIS

A method of accelerating the vehicle detection algorithm on satellite images is proposed. The approach is based on the application of the hypothesis filtering procedure after a selective search according to certain parameters. This reduces the number of hypotheses processed by the recognition algorithm and accelerates the operation of the detection algorithm.

Keywords: detection, pattern recognition, selective search, satellite imagery, computer vision.

Введение

В последние десятилетия спутниковые данные были успешно использованы для прогнозирования погоды, а также решения многих практических задач в географических и геологических областях. Для этого достаточно спутниковых изображений низкого разрешения. Однако технологические разработки в области спутниковой съемки не стоят на месте, и на данный момент уже возможно получение спутниковых данных с более высоким пространственным разрешением, что значительно расширяет множество областей их применения. Таким образом, спутниковые снимки сверхвысокого разрешения оказались подходящей альтернативой аэрофотометрическим снимкам в качестве нового источника данных при обнаружении наземных объектов многих классов.

Помимо этого, использование данных аэрокосмической съемки беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) для оценки показателей транспортного потока представляется неэффективным, так как обзор камеры БПЛА перемещается, из-за чего неизбежно возникает повторное обнаружение ранее учтенных транспортных средств (ТС), а также неучет ТС, не попавших в обзор камеры. С использованием спутниковых снимков теоретически могут быть определены численные значения двух показателей транспортного потока: плотность и состав. Для оценки плотности требуется информация о количестве ТС,

Пугачев И.Н., Маркелов Г.Я., Тормозов В.С. Ускорение алгоритма детектирования...

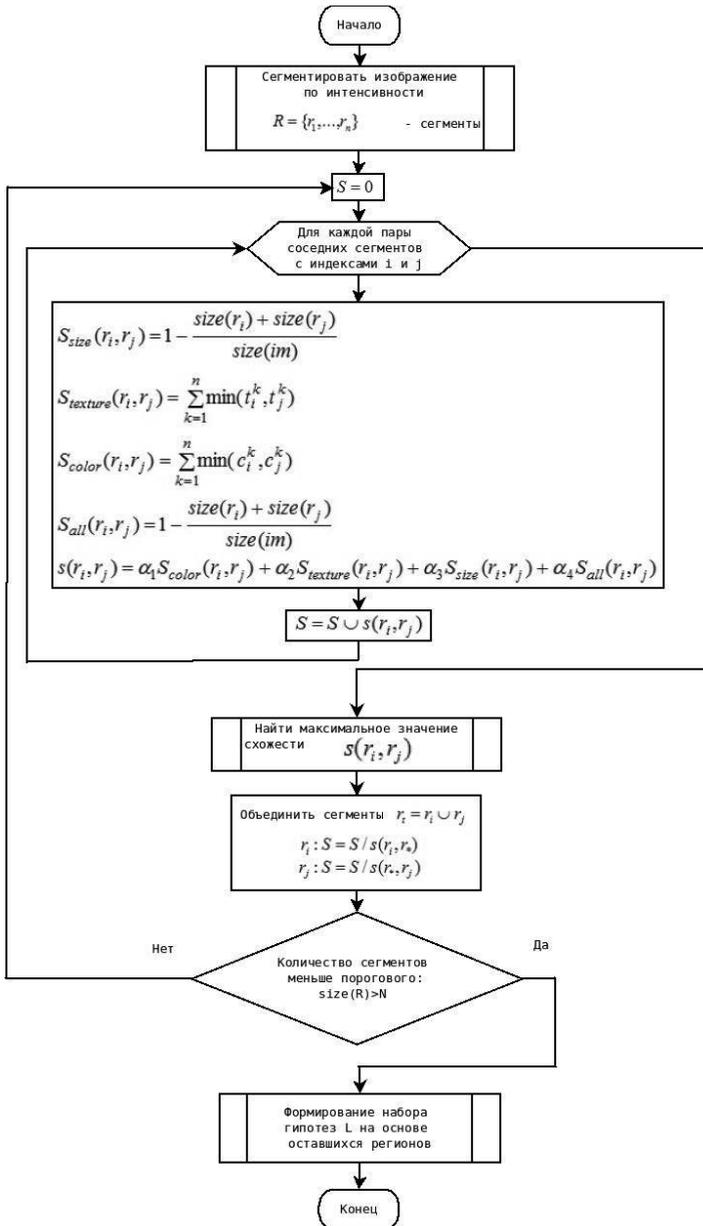
а для оценки состава – их численное распределение по классам соответственно. Робастное извлечение автомобильного транспорта со спутниковых снимков с последующей классификацией представляется возможным только с использованием статических снимков дорожной сети. Такие снимки могут быть получены лишь с помощью разового взятия изображения интересующей области. Несомненно, детектирование и классификация ТС на космических снимках густонаселенного города является довольно сложной задачей. Для ее решения требуется использовать алгоритм обнаружения объектов на спутниковом снимке в рассмотрении его как цифрового изображения. Как правило, обнаружение условно разбивается на два этапа: извлечение гипотез объектов и распознавание этих гипотез.

Селективный поиск

Селективный поиск – это часть алгоритма обнаружения объектов на изображении, извлекающая гипотезы о местоположении объекта [5]. Каждая гипотеза представляет собой прямоугольник, внутрь которого может быть вписан искомый объект, параллельный осям ограничивающего прямоугольника (Minimum bounding rectangle, MBR) [6]. Селективный поиск, как правило, работает в паре с алгоритмом распознавания объекта: каждая гипотеза подается на вход алгоритма распознавания, который выдает заключение, содержит ли гипотеза искомый объект. Можно сказать, что алгоритм распознавания выполняет классификацию гипотез на два класса: «объект» и «не объект». Селективный поиск извлекает гипотезы значительно быстрее, чем, например, алгоритм скользящего окна [7].

В данной работе алгоритм селективного поиска с фильтрацией гипотез рассматривается в контексте задачи детектирования и классификации ТС на космических снимках сверхвысокого разрешения [2]. В качестве гипотез на снимках с помощью селективного поиска выделяются изображения ТС, затем выполняется их фильтрация по размерам и низкочастотной информации о структуре. Фильтрация призвана ускорить детектирование ТС в силу того, что оно исключает из процесса распознавания те гипотезы, которые по некоторым параметрам (размеры, низкочастотная структура) не могут быть искомым объектом – ТС. Таким образом, сокращается количество гипотез, обрабатываемых алгоритмом распознавания (сверточной нейронной сетью – СНС), и происходит ускорение работы алгоритма детектирования.

Обобщенная схема селективного поиска с фильтрацией гипотез ТС представлена на рисунке. Вычисление общей меры схожести происходит на основе значений четырех частных мер схожести: схожесть по цвету (S_{color}), схожесть по текстуре ($S_{texture}$), схожесть по размеру (S_{size}) и схожесть по заполнению (S_{fill}) [5]. Соседними областями являются области, имеющие общую границу или часть границы. Две соседние области с максимальной мерой схожести объединяются и формируют новую гипотезу. Для этой вновь сформированной гипотезы происходит вычисление характеристик на основе характеристик объединяемых гипотез. Это размер области, цветовая гистограмма, текстурные гистограммы, размер MBR (параллельного осям ограничивающего прямоугольника). Объединение областей повторяется либо заданное количество раз, либо до того момента, когда останется заданное количество областей. В результате будет получено множество гипотез ТС на изображении перегона дороги. Для каждой из оставшихся гипотез определяется MBR. Набор этих MBR является выходными данными алгоритма селективного поиска. После выполнения алгоритма поиска оставшиеся гипотезы фильтруются.



Блок-схема применяемого алгоритма селективного поиска

Фильтрация гипотез после селективного поиска

После извлечения всех гипотез происходит их фильтрация. Входными данными алгоритма фильтрации являются: множество гипотез, допустимые диапазоны размеров ТС, эталоны ТС для извлечения и сравнения низкочастотной структуры. Метод фильтрации гипотез после селективного поиска заключается в том, чтобы принять решение, может ли

Пугачев И.Н., Маркелов Г.Я., Тормозов В.С. Ускорение алгоритма детектирования...

рассматриваемая гипотеза является искомым объектом. Если по каким-либо характеристикам (размерам, форме, низкочастотной информации) она не может являться искомым объектом, в данном случае ТС на спутниковом снимке, то она не подвергается дальнейшей обработке с помощью алгоритма распознавания. В результате такой фильтрации из дальнейшего рассмотрения удаляется часть гипотез и экономятся временные и вычислительные ресурсы компьютера. Таким образом, алгоритм фильтрации гипотез заключается в том, что каждая гипотеза сравнивается по некоторым характеристикам с эталонными объектами разных классов. На каждом из таких эталонных изображений представлен объект определенного класса ТС, ориентированный вертикально вверх. Этот объект подогнан к границам изображения: размеры объекта (ширина $w_{\text{эталон}}$ и высота $h_{\text{эталон}}$) равны размерам эталонного изображения. Все эталонные изображения берутся с тем же пространственным разрешением, что и исходный снимок. Таким образом, большая часть гипотез, не относящихся к классу ТС, фильтруется уже перед дальнейшей обработкой.

В области компьютерного зрения выделяются два направления к распознаванию образов: классификация, т.е. ответ на вопрос, какому из классов принадлежит данный объект, и верификация, отвечающая на вопрос, принадлежит ли конкретный объект заданному классу. Метод фильтрации гипотез, соответственно, противоположен верификации. То есть среди множества гипотез на основании каких-либо характеристик определяются те, которые точно не принадлежат ни одному из классов ТС. В настоящем исследовании в качестве таких характеристик используются размеры гипотезы (ширина h и высота w) и их пропорциональное соотношение (высота, разделенная на ширину). Многие другие характеристики, такие как целевой цвет, бинаризованный нормализованный градиент, в данной работе не могут быть применены. Интенсивность пикселей ТС на снимке значительно разнится и не характеризует объект на снимке как ТС. Бинаризованный нормализованный градиент для разных ТС имеет различия, не поддающиеся анализу [3]. Некоторые гипотезы не могут являться ТС, исходя из их размеров и ориентации. К тому же для решения задачи оценки транспортного потока нужен учет ТС, ориентированных только вдоль дорожного движения. Поэтому после извлечения гипотез происходит фильтрация тех из них, размеры которых находятся за пределами допустимых: длина и ширина в пикселях на снимке. Размеры автомобилей варьируются в приближенном диапазоне от 3 до 20 м в длину и от 1,3 до 2,5 м в ширину. Диапазон пространственного разрешения для доступных спутниковых снимков сверхвысокого разрешения от 0,3 до 0,9 Мп. Исходя из этих данных, можно сделать вывод, что любой вертикально ориентированный автомобиль, взятый со снимков сверхвысокого разрешения, на изображении занимает область от 3 до 67 пикселей в высоту и от 1 до 10 пикселей в длину. Соответственно,

$$H_{\text{min верт}} = \text{ПР} \cdot H_{\text{min верт мест}} \quad (1)$$

$$H_{\text{max верт}} = \text{ПР} \cdot H_{\text{max верт мест}} \quad (2)$$

$$W_{\text{min верт}} = \text{ПР} \cdot W_{\text{min верт мест}} \quad (3)$$

$$W_{\text{max верт}} = \text{ПР} \cdot W_{\text{max верт мест}} \quad (4)$$

где $H_{\text{min верт}}$, $H_{\text{max верт}}$, $W_{\text{min верт}}$, $W_{\text{max верт}}$ – диапазон размеров вертикально ориентированных ТС на снимке; ПР – пространственное разрешение спутникового снимка; $H_{\text{min верт мест}}$, $H_{\text{max верт мест}}$, $W_{\text{min верт мест}}$, $W_{\text{max верт мест}}$ – диапазон размеров ТС на местности.

Однако на снимке ТС могут быть ориентированы под любым углом. Диапазон допустимых размеров MBR ТС на снимке $(H_{\min}, H_{\max}, W_{\min}, W_{\max})$ вычисляется и зависит от пространственного разрешения снимка. Его значения формируются по следующим формулам:

$$H_{\min} = W_{\min} = \sqrt{W_{\min \text{ верт}}^2 + H_{\min \text{ верт}}^2}; \quad (5)$$

$$H_{\max} = W_{\max} = \sqrt{W_{\max \text{ верт}}^2 + H_{\max \text{ верт}}^2}, \quad (6)$$

где $H_{\min}, H_{\max}, W_{\min}, W_{\max}$ – диапазон допустимых размеров ТС на снимке, ориентированных вертикально вверх; $H_{\min \text{ верт}}, H_{\max \text{ верт}}, W_{\min \text{ верт}}, W_{\max \text{ верт}}$ – эталонный диапазон допустимых размеров ТС на снимке, ориентированных вертикально вверх.

Гипотеза удаляется из множества, если

$$(h < H_{\min}) \vee (h > H_{\max}) \vee (w < W_{\min}) \vee (w > W_{\max}), \quad (7)$$

где h – ширина гипотезы; w – высота гипотезы.

Фильтрация исключает все гипотезы, внутри которых при известном пространственном разрешении не может быть размещено ни одно детектируемое ТС. При этом также исключаются гипотезы, размер которых превышает размеры детектируемых ТС. После фильтрации останутся только гипотезы, которые могут оказаться ТС по размерам с учетом пространственного разрешения обрабатываемого снимка. Каждая гипотеза представляет собой область параллельного осям ограничивающего прямоугольника (MBR) ТС на снимке.

В качестве второго параметра для фильтрации гипотез ТС на спутниковом снимке применяется 16-битный вектор, характеризующий низкочастотную информацию гипотезы. Он схож по структуре с бинаризованным нормализованным градиентом, приведенным в работе [3]. Он используется для того, чтобы исключить высокочастотную информацию из MBR гипотезы. Таким образом, останется только низкочастотная информация. Такая информация в вычислительном плане может быть достаточно быстро извлечена из гипотезы. 16-битный вектор характеризует относительное расположение ярких и темных областей внутри гипотезы [4]. Алгоритм извлечения 16-битного вектора следующий:

1. Сокращение размера гипотезы до размеров 4×4 пикселя.
2. Вычисление среднеарифметического значения I_{avr} всех пикселей гипотезы.
3. Выполнение операции бинаризации: значение интенсивности каждого пикселя транслируется в соответствующее значение одного бита. Если значение интенсивности пикселя I_{ij} больше среднеарифметического значения I_{avr} , то значение пикселя становится равным 1, в противном случае – 0.
4. Формирование 16-битного вектора на основе полученного бинарного изображения размером 4×4 пикселя.
5. Определение различия между двумя 16-битными векторами с использованием расстояния Хэмминга [1]. Различие определяется между вектором гипотезы и вектором эталонного объекта.

Фильтрация гипотез с использованием гистограмм не подходит в данном случае для решения поставленной задачи, так как ориентирована на определение схожих изображений, но плохо функционирует при повороте, масштабировании искомого объекта, а также при изменении фона.

Пугачев И.Н., Маркелов Г.Я., Тормозов В.С. Ускорение алгоритма детектирования...

Таким образом, используемый метод фильтрации гипотез включает в себя следующие шаги:

1. Вычисление значений диапазона размеров вертикально ориентированных ТС на снимке $H_{\min \text{ верт}}, H_{\max \text{ верт}}, W_{\min \text{ верт}}, W_{\max \text{ верт}}$.
2. Вычисление значений диапазона допустимых размеров MBR ТС на снимке $H_{\min}, H_{\max}, W_{\min}, W_{\max}$.
3. Фильтрация гипотез из набора, размеры которых находятся вне диапазона допустимых размеров MBR ТС. Гипотеза удаляется и в дальнейшем не рассматривается при выполнении условия удаления.
4. Интерполяция эталонного изображения ТС до размеров 4×4 :

$$I(I_0, I_1, \dots, I_n) \rightarrow I'(I'_0, I'_1, \dots, I'_n), \quad (8)$$

где I – эталонное изображение; I' – интерполированное изображение размером 4×4 пикселя; I_0, I_1, \dots, I_n – точки раstra эталонного изображения; I'_0, I'_1, \dots, I'_n – точки раstra интерполированного изображения.

5. Вычисление среднеарифметического значения интенсивности всех пикселей интерполированного изображения:

$$I_{avr} = \frac{\sum_{k=1}^{16} I'_k}{16}, \quad (9)$$

где I'_k – значение интенсивности k -го пикселя интерполированного изображения.

6. Выполнение операции бинаризации: значение интенсивности каждого пикселя I'_k транслируется в значение одного бита b_i бинаризованного вектора B_i . Если значение интенсивности пикселя I'_k больше среднеарифметического значения I_{avr} , то значение пикселя становится равным 1, в противном случае – 0:

$$B_i(b_1, b_2, \dots, b_{16}): b_k = \begin{cases} 1, & I'_k \geq I_{avr} \\ 0, & I'_k < I_{avr} \end{cases}, \quad k = \overline{1, 16}, \quad (10)$$

где B_i – 16-битный бинаризованный нормализованный градиент i -го эталонного изображения; b_1, b_2, \dots, b_{16} – значение бита; I'_k – k -я точка раstra интерполированного изображения; I_{avr} – среднеарифметическое значение интенсивности всех пикселей интерполированного изображения.

7. Формирование 16-битного вектора на основе полученного бинарного изображения размером 4×4 пикселя. Трансляция разрозненных битов в один бинаризованный нормализованный градиент.

8. Извлечение очередной гипотезы G из набора $H(H_1, H_2, \dots, H_m)$.

9. Интерполяция гипотезы до размеров 4×4 :

$$G(G_0, G_1, \dots, G_n) \rightarrow G'(G'_0, G'_1, \dots, G'_n), \quad (11)$$

где G – гипотеза ТС; G' – интерполированное изображение гипотезы с размерами 4×4 пикселя; G_0, G_1, \dots, G_n – точки раstra эталонного изображения; G'_0, G'_1, \dots, G'_n – точки раstra интерполированного изображения.

10. Вычисление среднеарифметического значения интенсивности пикселей гипотезы:

$$G_{avr} = \frac{\sum_{k=1}^{16} G'_k}{16}, \quad (12)$$

где G_{avr} – среднеарифметическое значение интенсивности пикселей изображения гипотезы; G'_k – значение интенсивности k -го пикселя.

11. Выполнение операции бинаризации над гипотезой: значение интенсивности каждого пикселя транслируется в значение одного бита. Если значение интенсивности пикселя G_k больше среднеарифметического значения G_{avr} то значение пикселя становится равным 1, в противном случае – 0:

$$B_g(b'_1, b'_2, \dots, b'_{16}) : b'_k = \begin{cases} 1, & G_k \geq G_{avr} \\ 0, & G_k < G_{avr} \end{cases}, \quad k = \overline{1, 16}, \quad (13)$$

где B_g – 16-битный бинаризованный нормализованный градиент; $b'_1, b'_2, \dots, b'_{16}$ – значение бита; G_k – k -я точка растра интерполированного изображения G' ; G_{avr} – среднеарифметическое значение интенсивности всех пикселей интерполированного изображения G' .

12. Вычисление расстояния Хэмминга между 16-битным вектором эталонного объекта ТС B_p и вектором гипотезы ТС B_g :

$$d = \sum_{i=1}^{16} d_i; \quad (14)$$

$$D(d_1, d_2, \dots, d_{16}) : d_k = \begin{cases} 1, & b_i = b'_i \\ 0, & b_i \neq b'_i \end{cases}, \quad k = \overline{1, 16}, \quad (15)$$

где d – расстояние Хэмминга; d_i – бит, указывающий, равны ли соответствующие биты в градиентах B_p и B_g : если равен 1, то равны, 0 – не равны; b_i – i -й бит градиента B_p ; b'_i – i -й бит градиента B_g .

13. Сравнение полученного значения расстояния Хэмминга с предзаданным пороговым значением T : если $d < T$, то гипотеза удаляется и в дальнейшем не рассматривается.

14. Извлечение следующей гипотезы ТС из набора. Переключение к шагу 8. При переборе всех гипотез из набора – завершение алгоритма.

В процессе выполнения алгоритма фильтрации обрабатывается каждая из сформированных ранее гипотез ТС, проверяется, может ли гипотеза являться искомым объектом метода детектирования, в данной работе – ТС. Эта проверка основана на таких характеристиках ТС, как размеры и низкочастотная информация.

Экспериментальная оценка качества работы алгоритма фильтрации гипотез по низкочастотной информации и размерам

Целью численной фильтрации гипотез по низкочастотной информации и размерам является уменьшение вероятности ложного детектирования алгоритма распознавания, а также сокращение общего времени детектирования и классификации ТС на снимке. Это достигается за счет сокращения количества гипотез до начала выполнения алгоритма распознавания. Многие гипотезы, в силу своих характеристик (размеры, пропорции, форма и др.), не могут содержать детектируемый объект. Таким образом, разумно их исключение из набора гипотез с помощью простых и быстрых алгоритмов. Во время распознавания может генерироваться от 200 до десятков тысяч гипотез, в зависимости от настраиваемых параметров алгоритма селективного поиска.

Пугачев И.Н., Маркелов Г.Я., Тормозов В.С. Ускорение алгоритма детектирования...

В таблице 1 представлены результаты оценки сокращения количества гипотез по сравнению с алгоритмом распознавания без фильтрации в зависимости от интервала длин участка дороги, внутри которого происходит обнаружение транспорта. В отдельном столбце указано ускорение алгоритма распознавания при такой фильтрации. Гипотезы извлекались из спутникового снимка сверхвысокого разрешения. Судя по этим данным, можно прийти к заключению, что алгоритм фильтрации гипотез по низкочастотной информации и по размерам позволяет для интервала длины дороги до 4000 пикселей сократить количество гипотез, подвергаемых распознаванию на 8–14%, что уменьшает общее время алгоритма распознавания на 5–11%. При увеличении длины участка дороги в интервале 4000–8000 пикселей, на котором происходит детектирование, относительное сокращение количества гипотез за счет фильтрации увеличивается до 10–16%. При этом время работы алгоритма распознавания уменьшается на 8–13%. Для протяженных участков дороги количество гипотез сокращается на 9–16%, а время распознавания – на 7–11%. Среднее сокращение количества гипотез по разным участкам дороги составляет 12%.

Таблица 1

Результаты эксперимента по сравнению работы алгоритма распознавания ТС на ранее извлеченном изображении перегона с усовершенствованным алгоритмом и с обычным алгоритмом селективного поиска

Интервал длин участков дороги, пиксель	Относительное сокращение количества гипотез, %	Относительное сокращение времени работы алгоритма распознавания, %
0–4000	8–14	5–11
4000–8000	10–16	8–13
8000–11 343	9–16	7–11

В таблице 2 указываются абсолютные значения снижения времени распознавания: среднее время распознавания ТС на отдельном участке дороги без использования алгоритма отсеивания гипотез и с алгоритмом отсеивания. Также в таблице указано значение сокращения времени распознавания за счет применения алгоритма отсеивания. Данные упорядочены по интервалу длин участков дороги, внутри которых происходит детектирование. Как видно из таблицы, сокращение времени выполнения процедуры распознавания увеличивается по мере увеличения длины участка дороги. Сокращение времени растет вместе с увеличением среднего времени выполнения распознавания без отсеивания.

Таблица 2

Результаты эксперимента по оценке времени выполнения детектирования и классификации с использованием усовершенствованного алгоритма селективного поиска

Интервал длин участков дороги, пиксель	Относительное сокращение количества гипотез, %	Относительное сокращение времени работы алгоритма, %
0–4000	8–14	5–11
4000–8000	10–16	8–13
8000–11 343	9–16	7–11

Исходя из данных табл. 1, 2, можно сделать вывод, что использование алгоритма отсеивания гипотез значительно сокращает время процедуры распознавания по каждому участку дороги, как по длинным (длина больше 8 тыс. пикселей), так и по коротким (длина меньше 4 тыс. пикселей) участкам, и снижает время выполнения процедуры распознавания в среднем на 1,1 с. При этом среднее время выполнения уменьшается на 12%. Это говорит о целесообразности его применения в программной системе для сокращения времени выполнения процедуры детектирования и классификации.

Заключение

В данной работе был рассмотрен метод ускорения алгоритма детектирования ТС на спутниковых снимках путем фильтрации гипотез по размерам и низкочастотной информации после выполнения селективного поиска. Среднее сокращение количества гипотез за счет применения этого метода по разным участкам дороги в ходе проведенных экспериментов составило 12%. Время выполнения процедуры распознавания в среднем снижается на 1,1 с. Дальнейшие исследования будут сфокусированы на добавлении легко извлекаемых признаков в алгоритме фильтрации с целью увеличения ускорения алгоритма детектирования.

Литература

1. Блейхут Р. Теория и практика кодов, контролирующих ошибки. М.: Мир, 1986.
2. Пугачев И.Н., Маркелов Г.Я., Тормозов В.С. Методика подсчета транспортных средств с использованием космических снимков сверхвысокого пространственного разрешения // Вестник Тихоокеанского государственного университета. 2017. № 2 (45). С. 13–20.
3. Cheng M.M. et al. BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300fps // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.], 2014. P. 3286–3293.
4. Cheng M.M. et al. Salientshape: Group Saliency in Image Collections // The Visual Computer. 2014. Т. 30, №. 4. P. 443–453.
5. Learn OpenCV: Selective Search for Object Detection. URL: <https://www.learnopencv.com/selective-search-for-object-detection-cpp-python/> (date of the application: 03.02.2019).
6. Minimum Bounding Rectangle // Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Minimum_bounding_rectangle (date of the application: 03.02.2019).
7. Uijlings J., Sande K., Gevers T., Smeulders A. Selective Search for Object Recognition // International Journal of Conflict and Violence. 2012. URL: <https://staff.fnwi.uva.nl/th.gevers/pub/GeversIJCV2013.pdf> (date of the application: 03.02.2019).

Literatura

1. Bleykhut R. Teoriya i praktika kodov, kontroliruyushchikh oshibki. M.: Mir, 1986.
2. Pugachev I.N., Markelov G.Ya., Tormozov V.S. Metodika podscheta transportnykh sredstv s ispol'zovaniem kosmicheskikh snimkov sverkhvysokogo prostranstvennogo razresheniya // Vestnik Tikhookeanskogo gosudarstvennogo universiteta. 2017. № 2 (45). S. 13–20.
3. Cheng M.M. et al. BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300fps // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S. l.], 2014. P. 3286–3293.
4. Cheng M.M. et al. Salientshape: Group Saliency in Image Collections // The Visual Computer. 2014. Т. 30, №. 4. P. 443–453.

Гладышев А.И., Буров Г.Г. Синтез оптимального состава механизмов...

5. Learn OpenCV: Selective Search for Object Detection. URL: <https://www.learnopencv.com/selective-search-for-object-detection-cpp-python/> (date of the application: 03.02.2019).
6. Minimum Bounding Rectangle // Wikipedia. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Minimum_bounding_rectangle (date of the application: 03.02.2019).
7. *Uijlings J., Sande K., Gevers T., Smeulders A.* Selective Search for Object Recognition // International Journal of Conflict and Violence. 2012. URL: <https://staff.fnwi.uva.nl/th.gevers/pub/GeversIJCV2013.pdf> (date of the application: 03.02.2019).

DOI: 10.25586/RNUV9187.19.01.P.139

УДК 004.78.056

А.И. Гладышев, Г.Г. Буров

СИНТЕЗ ОПТИМАЛЬНОГО СОСТАВА МЕХАНИЗМОВ
ЗАЩИТЫ ПУТЕМ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ
О НАЗНАЧЕНИЯХ В НЕЙРОСЕТЕВОМ БАЗИСЕ
НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА

Рассматривается синтез оптимального состава механизмов защиты баз данных путем решения задачи о назначениях в нейросетевом базисе нейронной сети Хопфилда. Отмечено, что существует множество средств защиты и множество уязвимостей. Опытным путем или экспертно определены эффективности каждого средства защиты на каждой уязвимости. Делается акцент на том, что необходимо так распределить средства защиты по уязвимостям, чтобы каждое средство использовалось преимущественно для одной уязвимости, каждая уязвимость полностью покрывалась преимущественно одним средством защиты и суммарная эффективность назначенных и распределенных средств защиты информационной системы была максимальной.

Ключевые слова: уязвимости, средства защиты, информационные системы, нейронные сети.

A.I. Gladyshev, G.G. Burov

SYNTHESIS OF OPTIMAL STRUCTURE
OF PROTECTION MECHANISMS BY ADDRESSING
THE PROBLEM OF APPOINTMENTS
IN THE NEURAL BASIS
OF THE HOPFIELD NEURAL NETWORK

The synthesis of the optimal composition of database protection mechanisms by solving the problem of assignments in the neural network basis of Hopfield neural network is considered. It is noted that there are many remedies and many vulnerabilities. Experienced or expertly determined the effectiveness of each remedy on each vulnerability. Emphasis is placed on the fact that it is necessary to distribute protection tools by vulnerabilities so that each tool is used primarily for one vulnerability, each vulnerability is fully covered by mostly one protection tool and the total effectiveness of the assigned and distributed information system protection tools is maximum.

Keywords: vulnerabilities, means of protection, information systems, neural networks.