



Электронное научное издание  
«Ученые заметки ТОГУ»  
2017, Том 8, № 3, С. 199 – 207

Свидетельство  
Эл № ФС 77-39676 от 05.05.2010  
[http://pnu.edu.ru/ru/ejournal/about/  
ejournal@pnu.edu.ru](http://pnu.edu.ru/ru/ejournal/about/ejournal@pnu.edu.ru)

УДК 004.89

© 2017 г. В. С. Тормозов

(Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск)

## ДЕТЕКТИРОВАНИЕ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ НА КОСМИЧЕСКИХ СНИМКАХ ВЫСОКОГО РАЗРЕШЕНИЯ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОЙ ИММУННОЙ СИСТЕМЫ

Статья посвящена иммунологическому подходу детектирования транспортных средств с использованием данных космоснимков сверхвысокого пространственного разрешения. Проведено исследование робастного детектирования транспортных средств в условиях города, а также на парковочных местах. Дана оценка погрешности детектирования автомобилей путем сравнения с ручным подсчетом.

**Ключевые слова:** космические снимки, машинное зрение, искусственный интеллект, геоинформационные системы, транспорт, искусственная иммунологическая система.

V. S. Tormozov

## DETECTING OF VEHICLES IN SPACE PICTURES OF HIGH RESOLUTION WITH USE OF ARTIFICIAL IMMUNE SYSTEM

Article is devoted to immunological approach of detecting of vehicles with use of these satellite images of ultrahigh spatial resolution. Research of robustly detecting of vehicles in the conditions of the city, and also on parking spaces is conducted. An assessment of an error of detecting of cars by comparison with manual calculation is given.

**Keywords:** satellite images, computer vision, artificial intelligence, geographic information systems, transport, artificial immune system

## Введение

Развитие транспортного движения провоцирует высокий спрос на контроль за дорожным движением в городских районах. В настоящее время контроль за дорожным движением осуществляется с помощью множества наземных датчиков, таких как индукционные петли, стационарные камеры. Однако подобного рода датчики лишь частично фиксируют поток движения на главных дорогах. Транспортное движение на небольших дорогах, которые представляют собой основную часть городских дорожных сетей, фиксируется редко. Кроме того, не осуществляется сбор информации о припаркованном на дороге автомобиле. Следовательно, общесистемные изображения всей дорожной сети должны дополнять эти случайным образом полученные данные. С момента запуска новых оптических спутниковых систем, таких как IKONOS и QuickBird, этот тип изображений стал доступным с разрешением 0,6-1,0 м. На данных спутниковых снимках высокого разрешения можно четко определить транспортные средства. Таким образом, разрабатываются новые программы, такие как обнаружение транспортных средств и контроль за дорожным движением. Настоящая работа направлена на изучение проблемы обнаружения транспортных средств на космических снимках высокого разрешения.

Изучение некоторых методов обнаружения транспортных средств проводилось при использовании аэрофотоснимков [1], [2]. В существующих методах используются две модели транспортных средств. Это - явная модель и неявная модель, основанная на внешнем виде. Они представляют транспортное средство в виде ящика или каркаса. Определение выполняется путем сопоставления модели «сверху вниз» с изображением или группированием извлеченных изображений по модели «снизу-вверх» для создания структур, аналогичных модели. Был проведен ряд исследований по обнаружению транспортных средств на космических снимках высокого разрешения с пространственным разрешением 0,6-1,0 м [3], [5]. При разрешении 0,6-1,0 м детали изображения транспортного средства различимы недостаточно, чтобы обнаружить транспортное средство с помощью типовых подходов. Таким образом, необходимо разработать определенные методы по обнаружению транспортных средств на космических снимках высокого разрешения.

Иммунная система является одной из высокоразвитых систем обработки биологической информации, способной к обучению и запоминанию информации. Многие виды иммунной системы изучались при помощи математических методов. В последние годы применение искусственной иммунной системы было предложено для решения многих инженерных задач [2]. В этом исследовании предпринята попытка использования искусственной иммунной системы для опознавания целей. Наблюдаемые цели рассматриваются в качестве чужеродных антигенов, а шаблон считается антителом. Сопоставление дополнительных шаблонов абсолютно идентично связи между паратопом и эпитопом. В настоящей статье предлагается метод, основанный на использовании концепции искусственной иммунной сети для обнаружения транспортного средства на космических снимках.

Особое внимание в этой статье уделяется обнаружению транспортных средств на дорогах и автостоянках, которые возможно определить заранее вручную. Для сбора образцов антител был разработан алгоритм предварительной обработки на основе морфологии.

Алгоритм осуществляет морфологические операции над изображениями для более точного определения характеристик транспортного средства. Некоторые из составных частей обработанных изображений отбираются в качестве обучающей

выборки транспортных и прочих объектов для обучения антител. Изученные шаблоны антител тестируются на реальных дорожных сегментах и автостоянках. Результаты работы также обсуждаются в данной статье.

## Иммунологический подход к обнаружению транспортных средств

В настоящей статье приведены некоторые иммунологические термины:

- Антиген: транспортное средство.
- Антитело: шаблон изображения транспортного средства, извлеченный из обработанных изображений с помощью морфологического преобразования.

Используемое морфологическое преобразование заключается в улучшении качества изображения для определения параметров транспортного средства. Оно определяется по формуле:

$$G(f) = f \oplus g - f \quad (1)$$

где  $g$  - структурирующий элемент,  $f$  - изображение в градациях серого,  $f \oplus g$  означает операцию расширения, т. е.

Расширение:

$$(f \oplus g)(x) = \max \{ f(z) - g_x^*(z) : z \in D[g_x^*] \} \quad (2)$$

где  $D[g]$  - область определения  $g$ .

$$g_x(z) = g(z - x), \quad g_x^*(z) = -g(-z)$$

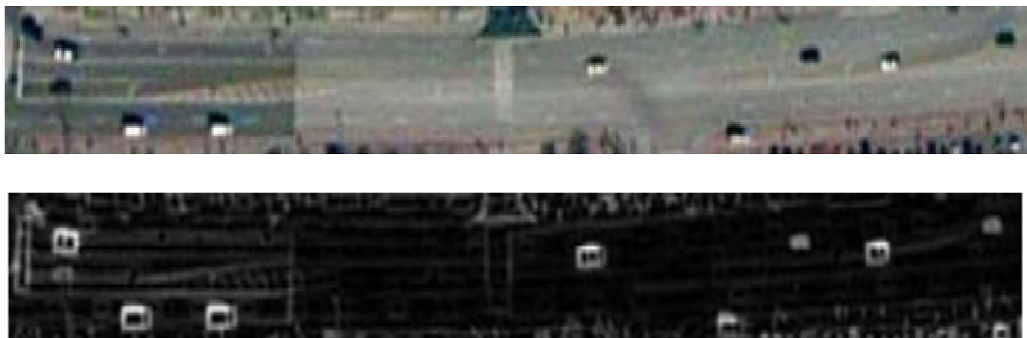


Рис.1 Исходное изображение и результат его предварительной морфологической обработки: (а)Исходное изображение; (б) Результат предварительной морфологической обработки



Рис.2 Образцы антител.

На Рис. 1 представлены исходное изображение и результат его морфологической обработки. На улучшенном изображении отчетливо видны все кузова автомобилей или их очертания.

Такие расширенные функции могут использоваться для определения транспортных средств и других объектов. На Рис.2 показаны некоторые образцы антител, соб-

ранные из морфологически обработанного изображения, и каждый пример изображения имеет одинаковый размер.

Сходство: индекс соответствия. Он вдохновлен концепцией корреляции изображений. Определяется по формуле:

$$R = \frac{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} (w(x, y) - \bar{w})(f(x, y) - \bar{f})}{\sqrt{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} (w(x, y) - \bar{w})^2} \sqrt{\sum_{x=0}^{L-1} \sum_{y=0}^{K-1} (f(x, y) - \bar{f})^2}} \quad (3)$$

где  $W(x, y)$  представляет собой шаблон изображения антитела размера  $K \cdot L$ ,  $f(x, y)$  представляет собой антигенное изображение размера  $K \cdot L$ ,  $w$  - среднее значение интенсивности пикселей в шаблоне изображения антитела  $w$ ,  $f$  представляет собой среднее значение интенсивности пикселей в шаблоне изображения антигена  $f$ . Чем больше значение  $R$ , тем выше сходство антител.

## Обучение антител

Для обучения антител необходима база данных изображений, которая включает образцы транспортных средств и образцы, не относящиеся к транспортным средствам. В базе данных все образцы собираются из морфологически обработанных изображений с использованием того же окна выборки [4].

Случайным образом выбираются образцы транспортных средств  $N$  из базы данных в качестве исходной популяции антител, остальные образцы рассматриваются в качестве обучающих наборов. Согласно теории иммунной сети, антитела взаимодействуют друг с другом и с окружающей средой (антигены). Свойство взаимодействия приводит к формированию сети. Когда антитело распознает эпитоп или идиотоп, оно может реагировать либо положительно, либо отрицательно на этот сигнал распознавания. Положительный ответ привел бы к активации, пролиферации и секреции антител, в то время как отрицательный ответ - к толерантности и подавлению. На основе данных свойств антител и построена иммунная сеть для обнаружения транспортных средств. Был предложен набор правил для отбора и обновления антител в иммунной сети. Данные правила заключаются в следующем.

**Правило 1.** Ликвидировать антитело, если максимальное сходство антитела с образцами транспортного средства находится ниже порогового значения ( $< 0,6$ ).

**Правило 2.** Ликвидировать антитело, которое имеет высокое сходство ( $> 0,9$ ) с другими антителами.

**Правило 3.** Ликвидировать антитело, если сходство антитела с любым образцом объекта, не относящимся к транспортным средствам, превышает пороговое значение ( $> 0,6$ ).

**Правило 4.** Добавить образец транспортного средства из обучающих наборов в популяцию антител в качестве нового антитела, если сходство образца транспортного средства с любым антителом находится ниже порогового значения ( $< 0,6$ ).

На основании вышеуказанных правил, процедура обучения антител в иммунной сети описывается следующим образом:

**Шаг 1:** Произвольно выбирать образец транспортного средства  $N$  из базы данных в качестве начальной популяции антител;

**Шаг 2:** Оценить сходство каждого антитела в популяции с помощью уравнения (3);

**Шаг 3:** Устранить антитело в соответствии с правилом 1-3;

**Шаг 4:** Обновить популяцию антител в соответствии с правилом 4;

**Шаг 5:** Повторить шаги 2-4 до тех пор, пока ни одно из антител не будет устранено, и ни одно из новых антител не будет добавлено.

**Шаг 6:** Сохранить конечную популяцию антител для обнаружения транспортных средств.

На Рис. 3 показана блок-схема алгоритма обучения антител.

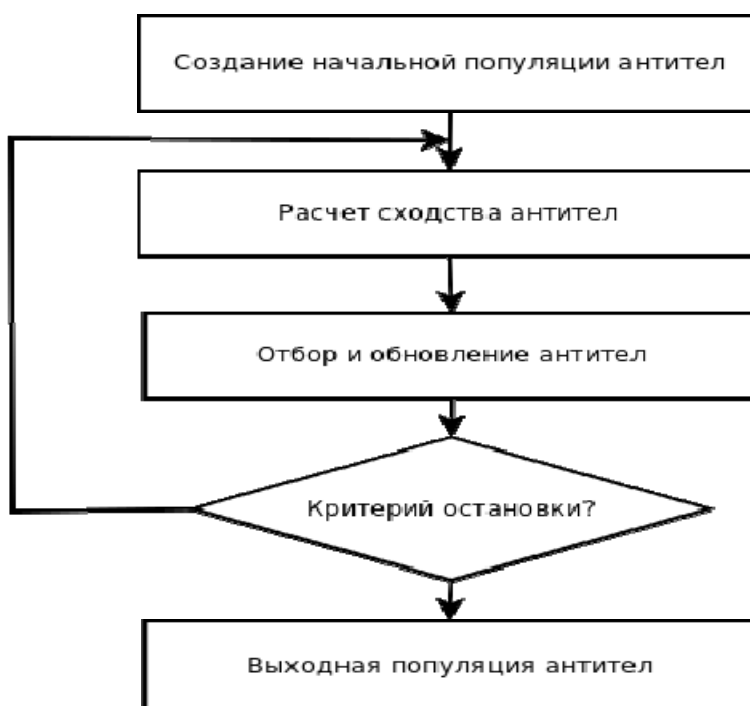


Рис.3 Блок-схема обучения антител

## Стратегия обнаружения

После обучения популяции антител, данная популяция может быть использована для обнаружения транспортных средств на изображениях.

Во-первых, в соответствии с уравнением (1), реализуем морфологическое преобразование на исходном изображении. Во-вторых, вычислить максимальное сходство со всеми шаблонами антител в каждой точке  $(i, j)$  пикселя в соответствии с формулой (3). В-третьих, сравнить максимальное значение сходства  $R$  в каждой точке с заданным пороговым значением. Если  $R$  больше порогового значения, точка принадлежит транспортному средству и устанавливается как 255. В противном случае его относят к объекту, не относящемуся к транспортным средствам и устанавливают как 0. Наконец, постобработка, основанная на операциях морфологического расширения и разрушения, используется для слияния пикселей транспортного средства и определения центра транспортного средства [3].

На рис.4 представлена блок-схема предлагаемого обнаружения транспортного средства на основе обучения антитела.

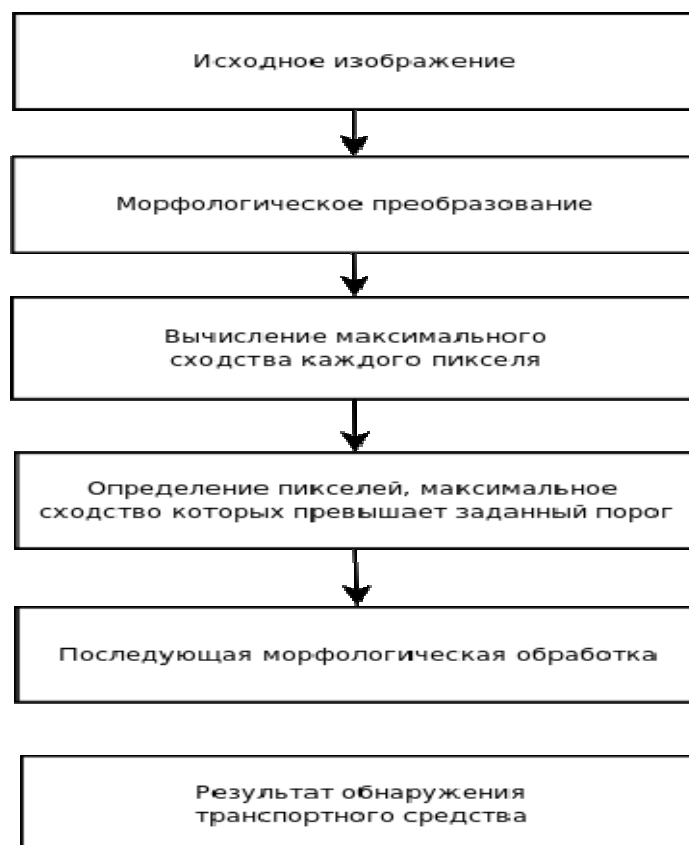


Рис.4 Блок-схема для определения автомобиля

### Экспериментальные результаты

Набор панхроматических данных QuickBird, используемый в данном исследовании, был собран на веб-сайте Space Imaging Inc. Набор данных содержит разные части города. Было собрано 12 сегментов дорог и 5 участков для стоянки автомобилей, в которых находилось более 1000 транспортных средств. Большинство транспортных средств на изображениях имеют длину от 5 до 10 пикселей и ширину от 3 до 5 пикселей. Поскольку транспортные средства представлены несколькими пикселями, их обнаружение очень зависит от окружающего контекста. Соответственно, эталонная база данных состоит из образцов транспортных средств и других объектов в различных условиях, таких как пересечения дорог, изогнутые и прямые дороги, дорог с дорожной разметкой, разрывы дорожной поверхности, изменения в материалах дорожного покрытия, тени от деревьев брошенные на дорогах, и т. д. Они представляют собой большинство типичных и сложных ситуаций для обнаружения транспортных средств.

Для каждого отобранного изображения дорожного сегмента или изображения парковочной площадки, дороги и парковочные площадки были выделены вручную, а обнаружение транспортного средства было выполнено только на выделенных дорожных покрытиях. Для создания базы данных образцов изображений транспортных средств специалист вручную выделял внешние прямоугольные границы транспортных средств на изображении. Таким образом, из 5 сегментов дороги было выделено 400 транспортных средств. Область изображения размером  $6 \times 6$  м может охватывать большинство транспортных средств на изображении. Следовательно, вспомогательные изображения размером  $10 \times 10$  пикселей, центрированные на центре тяжести транспортных средств, были встроены в базу данных образцов изображений

транспортного средства. Кроме того, было собрано 400 образцов частей изображения объектов, не относящихся к транспортным средствам на различных дорожных покрытиях, для создания базы данных образцов прочих объектов. После построения типовых баз данных образцы частей изображений были использованы для обучения антител и проверки подхода к обнаружению транспортных средств. Произвольно отбираются 100 образцов транспортных средств из базы данных в качестве исходной популяции антител, остальные образцы рассматриваются в качестве учебных наборов. Согласно алгоритму отбора, в разделе 2, была получена популяция антител, включающую 32 шаблона антитела.

Принимая во внимание ориентацию транспортного средства, каждый шаблон антитела вращали на  $45^\circ$  и полученные шаблоны антител также были собраны в популяции антител. В результате популяция антител состояла из  $32 \times 4 = 128$  шаблонов антител.

После проведения исследований популяция антител была протестирована на 12 дорожных сегментах и 5 автостоянках. Статистические результаты обнаружения представлены в Таблице 1. На Рис.5 представлены некоторые изображения результатов обнаружения транспортного средства.

Из таблицы 1 видно, что вероятность пропуска (количество пропущенных транспортных средств / количество транспортных средств) на сегментах дороги составляют от 0% до 13,8%, а средний уровень обнаружения составляет 6,3%.

Таблица 1

Результаты обнаружения транспортного средства

Участок	№ транспортного средства	№ обнаруженного транспортного средства	№ пропущенного транспортного средства	№ «ложной тревоги»	Вероятность пропуска %	Вероятность неверного обнаружения %
Дорога 1	5	5	0	0	0	0
Дорога 2	8	8	0	0	0	0
Дорога 3	10	10	0	1	0	10
Дорога 4	15	15	0	1	0	6
Дорога 5	19	17	1	1	5.3	5.2
Дорога 6	16	15	1	0	6.2	0
Дорога 7	25	23	2	2	8	8
Дорога 8	60	56	6	5	10	8.3
Дорога 9	52	47	5	4	11.5	7.6
Дорога 10	92	84	8	4	8.7	4.3
Дорога 11	140	123	17	2	12.1	1.4
Дорога 12	202	174	28	8	13.8	3.9
Паркинг 1	6	5	0	0	0	0
Паркинг 2	14	8	3	0	21.4	0
Паркинг 3	16	9	7	0	43.7	0
Паркинг 4	30	20	10	3	33.3	10
Паркинг 5	41	25	16	6	39	14.6

Вероятность пропуска зависит от сложности дорожных покрытий, а также от «ложной тревоги». «Ложная тревога» вызвана наличием «пятен» на некоторых сложных участках городских дорог, таких как наличие пыли и дорожной разметки (см. Рис.5). Некоторые из этих «пятен» очень трудно отличить от реальных транспортных средств даже тренированному глазу.

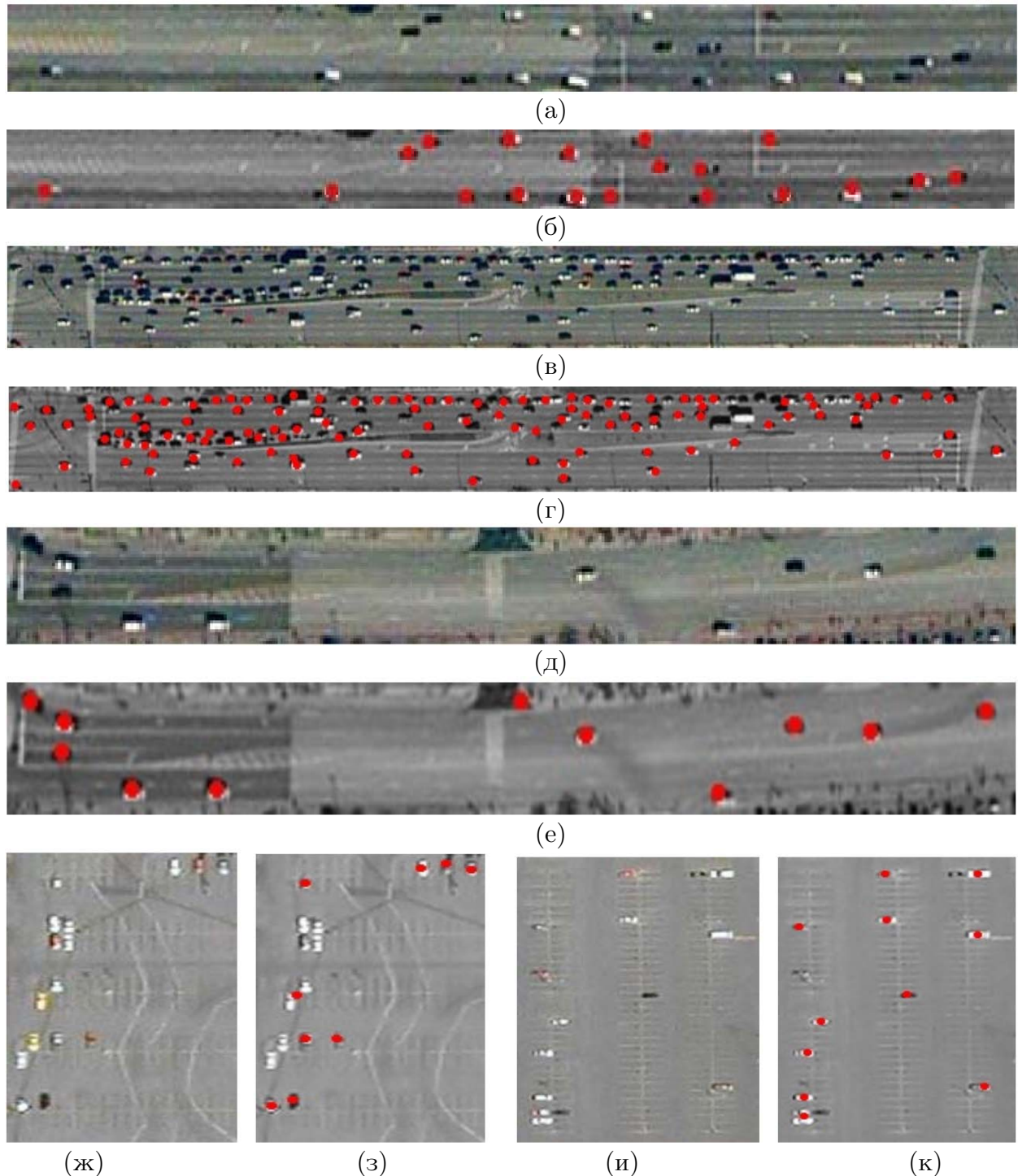


Рис. 5 Результаты обнаружения транспортных средств - (а), (г), (д), (ж), (и). Образцы изображений, сегментов дорог и автостоянок - (б), (г), (е), (з), (к). Результаты обнаружения транспортного средства на изображениях - (а), (в), (д), (ж), (и), где красными точками обозначены обнаруженные транспортные средства.

Большинство пропусков при обнаружении происходит, когда транспортные средства имеют низкий контраст с дорожным покрытием или транспортные средства находятся слишком близко друг к другу. Для обнаружения автомобиля на автостоянках процент пропуска при обнаружении достаточно высок. Это объясняется тем, что транспортные средства находятся слишком близко друг от друга из-за предела разрешения. Как обнаружить транспортные средства на автостоянках - по-прежнему



открытый вопрос.

В сравнении с другими подходами к обнаружению транспортных средств [5], [6], с помощью предложенного метода осуществляется непосредственное обнаружение транспортных средств на одном спутниковом изображении, тогда как метод Шармы нуждается в наборе многовременных изображений на одном и том же участке для достижения хороших результатов при обнаружении [5]. А. Герхардингер предложил метод обнаружения, основанный на аналитическом модуле функций Arc / Gis [6]. При помощи данного метода можно добиться 90% точности обнаружения. Тем не менее, требуется некоторая интерактивная рабочая нагрузка, а затраты относительно дороги ввиду использования коммерческого программного обеспечения. Кроме того, методы были главным образом испытаны на простых дорожных участках, тестирование на дорогах с интенсивным движением и автостоянках в исследовании Шармы и Герхардингера не оговаривались. Напротив, данный метод был протестирован не только на дорогах с интенсивным движением, но и на автостоянках, и результаты эксперимента показывают, что метод имеет хорошие показатели как на простых участках дорог, так и на дорогах с интенсивным движением.

## Заключение

Особенное внимание в данной статье уделено проблеме обнаружения транспортных средств на космических снимках высокого разрешения. Мы представляем метод иммунологического обнаружения для определения транспортных средств на панорамных снимках, полученных со спутника QuickBird, с разрешением 0,6 м. Концепция искусственного иммунного и обучения антител была введена в рассматриваемый подход, и, как показывают результаты, она отличается хорошими показателями обнаружения транспортных средств. Дальнейшая работа может включать в себя больше тренировочных образцов, улучшенный метод предварительной обработки, такой как адаптивное улучшение изображения и фильтрование, а также слияние дополнительной информации, такой как формы границ, для увеличения точности обнаружения.

## Список литературы

- [1] Weston, Jason, Antoine Bordes, Sumit Chopra. Memory networks. // arXiv conference - 2014.
- [2] Estebon M. D. Perceptrons: An Associative Learning Network // Virginia Tech. - 1997.
- [3] Bacher U. Automatic Road Extraction From Multispectral High Resolution Satellite Images/Uwe Bacher, Helmut Mayer // Photogrammetry and remote sensing. – 2005. – Vol. 36, Part 3. – P. 29 – 34.
- [4] Wei Lu Direct Inverse Randomized Hough Transform for Incomplete Ellipse Detection in Noisy Images / Jinhua Yu, Jinglu Tan // Direct Inverse Randomized Hough Transform for Incomplete Ellipse Detection in Noisy Images
- [5] Cao C. Automatic Road Centerline Extraction from Imagery Using Road GPS Data / Chuqing Cao, Ying Sun // Remote Sens. – 2014. – No6. – P. 9014-9033.
- [6] Schmidhuber J., Wierstra D., Gagliolo M., Gomez F. Training Recurrent Networks by Evolino. // Neural Computation, 19(3): - 2007. - P.757-779.
- [7] Hochreiter S., Bengio Y., Frasconi P., and Schmidhuber J. Gradient flow in recurrent nets: the difficulty of learning long-term dependencies. // A Field Guide to Dynamical Recurrent Neural Networks. IEEE Press. - 2001.

*E-mail:*

*Тормозов В.С. - knight\_vova@mail.ru*