

УДК 684.511

© 2014 г. **Е.А. Нурминский**, д-р физ.-мат. наук
(Институт автоматизации и процессов управления ДВО РАН, Владивосток),

А.А. Федосеев, канд. физ.-мат. наук,

В.С.Тормозов

(Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск)

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ОПРЕДЕЛЕНИЕ ПЛОТНОСТИ АВТОМОБИЛЬНОГО ПОТОКА ПО ДАННЫМ КАМЕР ВИДЕОНАБЛЮДЕНИЯ*

Описана программная система компьютерного зрения для автоматического определения плотности автомобильного потока по статическим данным общедоступных камер видеонаблюдения. К особенностям разработанной программной системы относится способность определять плотности транспортных потоков для различных класса транспортных средств.

Ключевые слова: автоматизированные системы, распознавание, транспортный поток, компьютерное зрение.

Введение

Одной из причин неудачных попыток решить транспортные проблемы российских городов является их скудное обеспечение измерительными устройствами для объективной оценки и анализа имеющихся в них транспортных потоков. Существующие в лучшем случае ведомственные системы (ГИБДД [1], системы «СТАРТ» [2] и АСУДД ТТК [3], ГЛОНАСС [4]) ориентированы на иной круг задач и не предоставляют информацию для использования вневедомственными исследователями (учреждениями). Далеко не все применяемые на сегодня технологии для автоматического измерения транспортных потоков – такие как индукционные датчики [5], радиолокаторы [6], акустические детекторы [7], инфракрасные излучатели – позволяют дифференцировать транспортные потоки по классам транспортных средств. Существенным препятствием является также высокая стоимость таких систем, использование специального оборудования и программного обеспечения, как правило, проприетарного характера [2 – 4]. Подобные затраты могут позволить себе лишь отдельные муниципальные образования (ИТС Москвы [2, 3]). Разовые обследования транспортных потоков, как правило, проводимые ручным счетом, отличаются высокой трудоемкостью и дают явно недос-

* Работа частично поддержана грантом РФФИ 13-07-12010.

таточный объем данных для построения системных моделей транспортных сетей даже средних (5-10 тысяч элементов УДС) городов. Помимо практических приложений, отсутствие свободно распространяемых и легко доступных средств сбора данных препятствует широкому развитию исследований в области оценки показателей транспортных потоков.

Как альтернатива вышеописанным системам предлагается схема мониторинга параметров транспортного потока с применением недорогих общедоступных камер видеонаблюдения, которые многие провайдеры сетевых услуг устанавливают в целях привлечения клиентов. Разработанная программная система позволяет в определенной степени использовать эти данные для проведения исследований системных моделей транспортных сетей [8].

Несомненно, надежный мониторинг дорожного движения с использованием данных камер наблюдения, установленных в густонаселенных городах, является сложной задачей. Из-за узкой полосы пропускания данных для общего использования доступны, как правило, лишь статические изображения с временным интервалом порядка 1 – 5 мин., определяемые объекты имеют различные размеры и при плотных потоках перекрывают друг друга, камеры наблюдения установлены достаточно далеко и в местах, не всегда удобных для распознавания транспортных средств (ТС). Вместе с тем использование этих данных имеет и свои преимущества: общедоступность и экономичность, стационарный характер установки, позволяющий детально учесть геометрию сцены; типоразмеры ТС распадаются на достаточно хорошо отделяемые классы, потоки имеют квазистационарный характер, что позволяет применить различные процедуры статистической обработки, теория транспортных потоков позволяет связать плотность потока ТС с другими его характеристиками и т.д. Все это позволяет надеяться, что разработка программной системы автоматического определения плотности транспортных потоков по городским магистралям даст возможность улучшить фактографическое обеспечения процессов транспортного планирования и повысить качество систем управления дорожным движением.

В данной работе предлагается принципиальная схема мониторинга параметров дорожного движения с использованием камер видеонаблюдения, в поле зрения которых находится определенный участок дороги. Основное внимание уделено разработке системы компьютерного зрения, гарантирующей распознавание различных типов ТС. Система обрабатывает статические кадры камер видеонаблюдения, снятые через определенный период времени, – следовательно, система предъявляет минимальные требования к каналам передачи данных, так как по ним передаются отдельные кадры дорожного движения. Итогом обработки данных является количественное распределение транспортного потока по классам ТС и по полосам дорожного полотна, что в сочетании с использованием фундаментальных диаграмм [9] позволяет вычислить интенсивность транспортного потока на различных полосах и по различным классам ТС. Особенностью алгоритма определения класса ТС является его адаптация к конкретной геометрии сцены.

Перед началом работы проводится обучение системы для заданной камеры.

Реализованную программную систему планируется использовать в распределенной системе анализа транспортных потоков городов Хабаровска и Владивостока, построенной на основе облачных и грид технологий.

Обзор программной системы

Программная система получает кадр камеры видеонаблюдения и выдает распределение транспорта по полосам и классам (табл. 1). Процесс обработки каждого кадра можно разбить на несколько основных этапов. На первом этапе производится предварительная обработка, которая включает в себя удаление областей без дорожного движения, удаление шумов на кадре посредством медианного фильтра, а также нормализацию цветового пространства на изображении. Затем система выделяет на кадре передний план, чтобы убрать из рассмотрения область фона. На следующем этапе производится удаление самостоятельных теней. Заключительный этап — подсчет ТС на полосах дороги.

Таблица 1

Категория транспорта	1-я полоса	2-я полоса	3-я полоса	...	п-я полоса
Легковой автомобиль (категория 1)	P_{11}	P_{12}			
Автобус (категория 2)					
Грузовик (категория 3)					P_{3n}

Схема рассматриваемой программной системы представлена на рис. 1, а далее вкратце описаны функции и алгоритмы функционирования каждого этапа обработки.

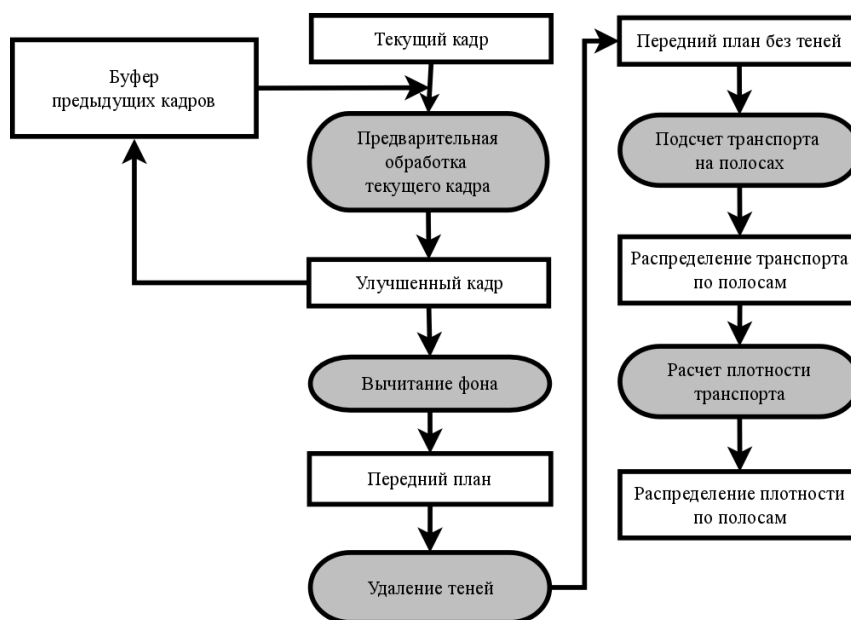


Рис. 1. Алгоритм работы программной системы.

Предварительная обработка кадров камеры

Целью этого этапа обработки является удаление шумов и выделение на снимке именно тех объектов, которые представляют наибольший интерес для ав-

томобильного транспорта. На этом этапе последовательно применяются алгоритмы нормализации цветового пространства и медианный фильтр [10] для сглаживания шумов камеры и устранения шумов окружающей среды. В разработанной системе оказалось достаточным использовать медианный фильтр 3x3 пикселя.

Вычитание фона и удаление теней

Целью операции вычитания фона является сужение области поиска транспорта на последующих этапах, т.е. обнаружение транспорта происходит только на переднем плане, который определяется на этапе вычитания фона. Вычитание фона происходит в три этапа: формирование модели фона, вычисление маски переднего плана, улучшение маски переднего плана [10]. Модель фона формируется как медиана всех изображений в буфере предыдущих кадров [11]:

$$B_t(x, y) = \text{median}(I_{t-1}(x, y), \dots, I_{t-n}(x, y)), \quad (1)$$

где $I_t(x, y)$ – значение пикселя кадра камеры во время t ; $B_t(x, y)$ – значение пикселя фоновой модели во время t . После определения модели фона определяется маска переднего плана [12]:

$$A(x, y) = \min((\text{sign}((T + 1) * B - I) + 1), 1), \quad (2)$$

где T – постоянное пороговое значение, по которому определяется принадлежность пикселя кадра переднему плану [13].

При тестировании системы использовалось значение 0,3. Маска переднего плана, полученная ранее, не учитывает корреляции между соседними пикселями, так как принадлежность пикселя переднему плану вычисляется независимо для каждого пикселя кадра [14]. В результате появляются нежелательные шумы в виде мелких позитивных и негативных пятен. Позитивные пятна удаляются, если их площадь превышает пороговое значение, а удаление негативных пятен (дыр) происходит посредством выполнения операции слияния (дилатации и эрозии) [10] с эллиптическим ядром 5x5.

Целью алгоритма удаления теней является предотвращение возможности неправильной классификации движущейся тени как самостоятельного объекта (машины) или части этого объекта. Следует заметить одну важную особенность теней, которая использована в этой работе: тень отличается от фона на который она падает, снижением интенсивности пикселей в своей области [15]. Эта особенность была также применена в работе системы *Sakbot* [16], для удобства работающей в цветовом пространстве HSV:

$$SP(x, y) = \left\{ \begin{array}{l} 1: \alpha \leq \frac{I^v(x, y)}{B^v(x, y)} \leq \beta \wedge (I^s(x, y) - B^s(x, y)) \leq \\ \leq T_s \wedge ((I^H(x, y) - B^H(x, y))) \leq T_H \\ 0: otherwise \end{array} \right\}, \quad (3)$$

где $I^c(x, y)$ и $B^c(x, y)$, $c = \{H, S, V\}$ – цвет, насыщенность, значение цвета пикселя текущего кадра и фона; $SP(x, y)$ – маска теней. В этой формуле α учитывает интен-

сивность тени, т.е. насколько ярок источник света по сравнению с отражательной способностью объектов. Таким образом, для дневных кадров автомобильной дороги должно быть установлено низкое значение для коэффициента α . Коэффициент β предназначен для того, чтобы изменения фона, вызванные шумами камеры, не классифицировались как тень. T_S , T_H – пороговые значения компонентов насыщенности и оттенка. В данной работе при тестировании были установлены следующие параметры: $\alpha = 0.1$; $\beta = 0.8$; $T_S = 50$; $T_H = 50$.

Подсчет транспорта

После предварительной обработки, вычитания фона, удаления теней происходит операция обнаружения ТС, выполняемая модулем подсчета транспорта. Процесс обнаружения транспорта на переднем плане можно разделить на несколько основных этапов.

На первом этапе производится сегментация пикселей переднего плана по координатам и цвету. Каждому пикселю ставится в соответствие вектор $(x, y, I^r(x, y), I^g(x, y), I^b(x, y))$, где x, y – координаты пикселя; $I^c(x, y)$, $c = \{R, G, B\}$ – цветовые компоненты пикселя. Затем полученные векторы разбиваются на k кластеров посредством алгоритма k -средних.

На следующем этапе производится выращивание регионов близких цветов из более мелких групп пикселей. Основным критерием слияния двух соседних регионов является выполнение неравенств [17]:

$$|I_c - I_1| < T_{\text{слияния}}, |I_c - I_2| < T_{\text{слияния}}, \quad (4)$$

где I_1, I_2 – яркости соседних регионов; S_1, S_2 – площади (количества пикселей) соседних регионов; $I_c = (S_1 I_1 + S_2 I_2) / (S_1 + S_2)$ – среднее значение яркости с учетом площадей регионов; $T_{\text{слияния}}$ – пороговое значения операции слияния регионов (используется значение 30).

После слияния происходит отбор регионов, имеющих площадь и форму такие, что внутри региона может поместиться транспортное средство. Образец транспортного средства с наименьшей площадью накладывается на регион, и, если регион не полностью покрывает образец, он исключается из дальнейшего рассмотрения.

Таким образом определяется совокупность регионов, которые можно рассматривать как предполагаемые транспортные средства, а далее происходит их классификация, основанная на анализе форм. Для этих целей используются системы обучения и классификации [18], представленные на рис. 2. Рассмотрим алгоритм системы обучения по шагам.

Шаг 1. Вычисление характеристического вектора [19] контура региона: для каждого контура определяется центр масс, после этого отыскиваются: наиболее удаленная от нее точка, затем – самая удаленная от двух найденных, затем – от трех найденных и так далее, пока не будут определены n точек. Количество определяемых в алгоритме точек n является входным параметром алгоритма.

Затем происходит вычисление угловых коэффициентов: для каждого угла полученной цепочки определяются его значение и соотношение соединяемых им отрезков (подробно в [18]).

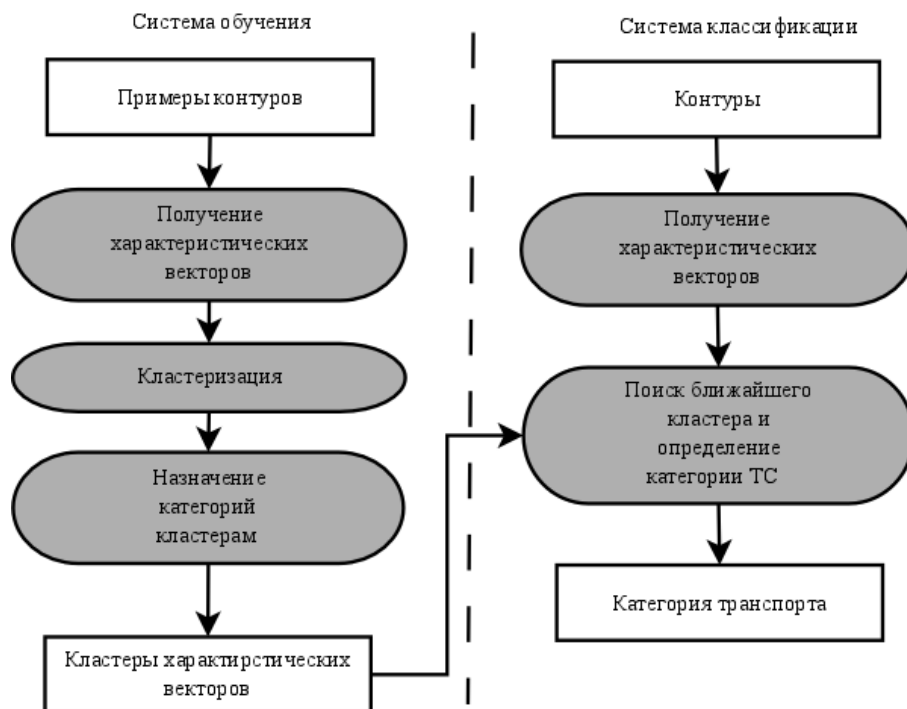


Рис. 2. Система обучения и классификации автомобильного транспорта.

В результате этих действий будет получен так называемый характеристический вектор, описывающий форму контура. Важное преимущество этого вектора заключается в инвариантности относительно преобразований масштаба, поворота, незначительного изменения формы [19].

Шаг 2. Кластеризация характеристических векторов: используется алгоритм k -средних [20].

Шаг 3. Назначение каждому кластеру категории транспорта: для каждого кластера осуществляется поиск категории, которой наиболее присуща форма, описываемая характеристическим вектором данного кластера [18].

Результатом работы системы обучения является набор кластеров, которые затем используются в системе классификации для определения категории ТС.

Рассмотрим алгоритм работы системы классификации.

Шаг 1. Вычисление характеристического вектора: применяется метод, описанный на шаге 1 алгоритма обучения.

Шаг 2. Поиск ближайшего кластера и определение категории ТС: происходит поиск ближайшего центра кластера $\bar{K}_{ближ}$ от текущего характеристического вектора \bar{X} с использованием евклидова расстояния между ними. Если рассматриваемое расстояние меньше порогового значения $R_{порог}$, которое характеризует различия между категориями транспорта и является входным параметром алгоритма, то регион считается нераспознанным и исключается из дальнейшего рассмотрения [18]. Наилучшие результаты были получены для $R_{порог} = 100$.

Результаты

Система тестировалась на нескольких последовательностях кадров камер, установленных в городе Владивостоке. Характерные кадры этих последовательностей представлены на рис. 3 – 5. Результаты тестирования системы при коли-

честве обучающих образцов 100 и с фиксированными параметрами системы представлены в табл. 2.

Таблица 2

Последовательность кадров	Количество кадров	Точность	
		подсчет, %	классификация, %
Ул. Четвертая, 8а (день)	18	78,69	70,9
Ул. Ивановская, 17 (день)	18	71,51	67,23
Ул. Пушкинская, 68 (день)	30	80,13	78,52
Ул. Некрасовская, 96 (ночь)	50	70,12	62,7
Ул. Некрасовская, 96 (вечер)	50	74,28	68,3

Точность подсчета автомобильного транспорта определяется по формуле:

$$P_{\text{подс}} = 1 - \frac{|M - N|}{N}, \quad (5)$$

где M – количество подсчитанного транспорта; N – общее количество транспорта, изображенного на кадрах тестируемой последовательности, а точность классификации автомобильного транспорта – по выражению:

$$P_{\text{класс}} = 1 - \frac{|\bar{a} - \bar{b}|}{|\bar{b}|}, \quad (6)$$

где \bar{a} – вектор распределения подсчитанного транспорта по категориям для каждого кадра тестируемой последовательности; \bar{b} – вектор распределения транспорта, изображенного на снимке.



Рис. 3. Характерные кадры выбранных последовательностей – слева направо: ул. Четвертая, 8а (день), ул. Ивановская, 17 (день).

Качество распознавания ТС можно оценить как удовлетворительное, а наблюдаемые ошибки подсчета ТС связаны в основном со следующими эффектами: если цвет тени и цвет машины очень близки, то при удалении тени удаляется и часть машины, что приводит к ошибке распознавания; близко находящиеся ТС часто сегментируются по цвету как один регион; резкие изменения освещения и блики приводят к неверному определению переднего плана и неверному формированию фона.

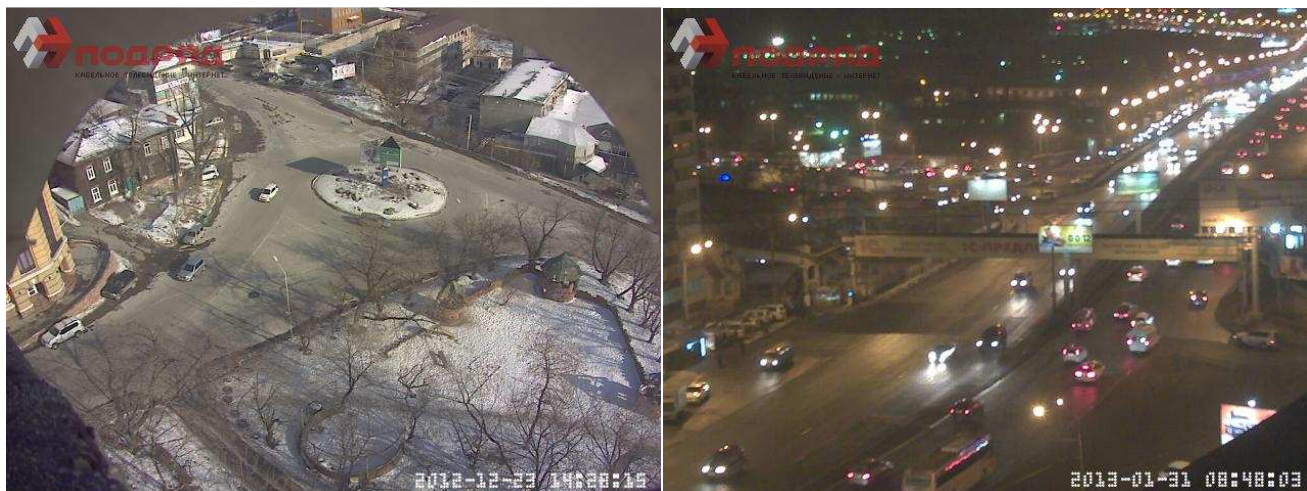


Рис. 4. Характерные кадры выбранных последовательностей – слева направо: ул. Пушкинская, 68 (день), ул. Некрасовская, 96 (ночь).



Рис. 5. Характерные кадры выбранных последовательностей – слева направо: ул. Некрасовская, 96 (вечер).

Заключение

Разработанная система компьютерного зрения успешно решает задачу объективной оценки транспортного потока при дифференциации ТС по классам и может быть использована по своему назначению. Качество распознавания ТС может быть повышено при улучшении алгоритма распознавания теней; совместно с сегментацией изображений по цвету сегментировать изображение также и по оператору краев [10].+ Точность подсчета может быть увеличена при использовании системы калибровки камеры для более точного определения допустимых размеров машин на каждом видимом участке дороги.

ЛИТЕРАТУРА

1. Сайт Госавтоинспекции МВД России: Центр специального назначения по обеспечению безопасности дорожного движения МВД России [Электронный ресурс] // Сайт Госавтоинспекции МВД России: [сайт]. [2013]. URL <http://www.gibdd.ru/struct/csn/> (дата обращения – 01.12.2013).
2. Справочный портал по работе ГИБДД САО города Москвы [Электронный ресурс] //

- Справочный портал по работе ГИБДД: [сайт]. [2013]. URL <http://www.gibddsao.ru/article35.php> (дата обращения – 01.12.2013).
3. Группа компаний Vesso Link: Автоматизированная система управления дорожным движением на третьем транспортном кольце [Электронный ресурс] // Автоматизированная система управления : [сайт]. [2013]. URL http://www.vessolink.ru/proegcts-3_kolco.html (дата обращения- 01.12.2013).
 4. Инженерные системы: Мониторинг транспорта ГЛОНАСС [Электронный ресурс] // Мониторинг транспорта ГЛОНАСС: [сайт]. [2013]. URL http://gps27.ru/glonass_monitoring_transporta (дата обращения- 01.12.2013).
 5. *Кремлевский П.П.* Расходомеры и счетчики количества. – М.: Машиностроение, 1989.
 6. НПП "Радар ММС" [Электронный ресурс] // НПП "Радар ММС": [сайт]. [2013]. URL <http://www.radar-mms.com> (дата обращения – 01.12.2013).
 7. Аналитический обзор детекторов транспорта [Электронный ресурс] // Аналитический обзор детекторов: [сайт]. [2013]. URL <http://www.againc.net/ru/education/transport-engineering/10-detectors> (дата обращения- 01.12.2013).
 8. *Батищев В.И., Губанов Н.Г., Чуваков А.В.* Формализация системной модели транспортной сети на структурном непроеизводном уровне анализа крупномасштабной инфраструктурной промышленной системы. – Самара: СамГТУ, 2012.
 9. Kerner B.S. Introduction to Modern Traffic Flow Theory and Control: The Long Road to Three-Phase Traffic Theory, Springer [Электронный ресурс] // Wikipedia: [сайт]. [2009]. URL http://ru.wikipedia.org/wiki/Транспортные_потоки:Теория_трех_фаз_Кернера (дата обращения – 01.12.2013).
 10. *Лукьяница А.А., Шишкин А.Г.* Цифровая обработка видеоизображений. – М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009.
 11. *Smids M.* Background Subtraction for Urban Traffic Monitoring Using Webcams // Universiteit van Amsterdam, 2006.
 12. *Betke M., Haritaoglu E., Davis L.S.* Multiple vehicle detection and tracking in hard real time // IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 1996.
 13. *Cucchiara R., Piccardi M., Prati A.* Detecting moving objects, ghosts, and shadows in video streams // IEEE Transaction on pattern analysis and machine intelligence. – 2003. – P.1337-1342.
 14. *Cheung S-C.S, Kamath C.* Robust techniques for background subtraction in urban traffic video // SPIE. – 2004. – P.881-892.
 15. *Fredembach C., Finayson G.* Simple Shadow Rmoval // University of East Anglia, Norwich, U.K., – 2000.
 16. *Prati A., Mikic I., Grana C., Triverdi M.M.* Shadow detection algorithms for traffic flow analysis: aComparative study // IEEE Intelligent Transportation systems. – 2001.
 17. *Xiaoxu Ma W Eric L Grimson.* Edge-based rich representation for vehicle classification // Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory, Massachusetts Institute of Technology, Cambridge. – 2000.
 18. *Jun Yee Ng, Yong Haur Tay* Image-based Vehicle Classification System // The 11th Asia-Pacific ITS Forum&Exhibition. – 2011.
 19. *Buch N., Orwell J., Velastin S.A.* Detection and classification of vehicles for urban traffic scenes // 5th International Conference "Visual Information Engineering". – 2008. – P.182-187.
 20. *Steinhaus H.* Sur la division des corps materiels en parties // Bull. Acad. Polon. Sci. – 1956. – C1. III. – Vol. IV.

E-mail:

Нурминский Евгений Алексеевич – nurmi@dvo.ru;

Федосеев Андрей Анатольевич – faa1976@rambler.ru;

Тормозов Владимир Сергеевич – knight_vova@mail.ru.