

УДК 004.89

doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-2-301-305

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ АВАРИЙНО-ОПАСНЫХ СИТУАЦИЙ НА ДОРОГАХ

Т.В. Зикратова<sup>а</sup>, И.А. Зикратов<sup>б</sup>

<sup>а</sup> Военный институт (военно-морской политехнический) ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия», Пушкин, 197045, Российская Федерация

<sup>б</sup> Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация

Адрес для переписки: igzikratov@yandex.ru

### Информация о статье

Поступила в редакцию 04.02.20, принята к печати 25.02.20

Язык статьи — русский

**Ссылка для цитирования:** Зикратова Т.В., Зикратов И.А. Применение нейронной сети для обнаружения аварийно-опасных ситуаций на дорогах // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. 2020. Т. 20. № 2. С. 301–305. doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-2-301-305

### Аннотация

**Предмет исследования.** Рассмотрена задача обнаружения и прогнозирования возникновения аварийных ситуаций на дорогах с использованием нейронной сети. В качестве объекта анализа исследован процесс обгона одного автомобиля другим с выездом на полосу встречного движения. Показана потенциальная возможность снижения аварийности при выполнении обгона за счет интеллектуальной оценки динамики развития дорожной обстановки. **Метод.** Предложено использовать двухклассовый классификатор, основанный на нейронной сети. Объектами классификации являются дорожные ситуации, возникающие при обгоне с выездом на полосу встречного движения, информация о которых передается на вход нейросети в виде набора кадров — графического представления дискретных состояний системы «группа транспортных средств — участок дороги». Предполагается, что формирование кадров будет осуществляться в результате информационного взаимодействия между сенсорами и датчиками транспортных средств и дорожной инфраструктуры, развитие которой осуществляется в рамках парадигмы «умного города». **Основные результаты.** Результатом классификации является отнесение ситуации к одному из двух классов — «Опасная», если при обгоне высока вероятность столкновения транспортных средств, и «Безопасная» — в противном случае. Если ситуация оценивается как «Опасная», центральный процессор транспортного средства формирует соответствующее воздействие на элементы управления автомобилем для предотвращения аварии. Получены результаты моделирования ситуации, реализованного на открытой программной библиотеке для машинного обучения TensorFlow, которые показали высокую (0,96) точность прогнозирования на искусственном наборе данных. **Практическая значимость.** Результаты работы могут быть использованы в перспективных беспилотных и пилотируемых транспортных средствах, имеющими радиосвязь с элементами дорожной инфраструктуры в рамках концепции «умный город» для предотвращения дорожно-транспортных происшествий в результате выполнения опасного обгона.

### Ключевые слова

прогнозирование, обнаружение, моделирование, байесовский классификатор, нейронные сети, безопасность, беспилотные транспортные средства

doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-2-301-305

## NEURAL NETWORK APPLICATION FOR DETECTION OF ROAD ACCIDENTS

T.V. Zikratova<sup>а</sup>, I.A. Zikratov<sup>б</sup>

<sup>а</sup> Military Institute (Naval Politechnic) Naval Military Educational and Scientific Center “Naval Academy”, Pushkin, 197045, Russian Federation

<sup>б</sup> Bonch-Bruevich Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation  
Corresponding author: igzikratov@yandex.ru

### Article info

Received 04.02.20, accepted 25.02.20

Article in Russian

**For citation:** Zikratova T.V., Zikratov I.A. Neural network application for detection of road accidents. *Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics*, 2020, vol. 20, no. 2, pp. 301–305 (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2020-20-2-301-305

**Abstract**

**Subject of Research.** The paper considers the issues of neural network application for detection and prediction of road accidents. The overtaking process of cars with crossing into oncoming traffic is analyzed. The potential possibility of road accident reduction while overtaking is shown owing to intellectual assessment of road situation dynamics development.

**Method.** We proposed to use a two-class classifier based on a neural network. Road situations while overtaking with crossing into oncoming traffic were the objects of classification. The data on them was transmitted to the neural network input in the form of the frame set, that is, a graphical representation of discrete states of the “group of vehicles — section of the road” system. Frame formation was expected to be carried out as a result of information exchange between detectors and vehicle-mounted sensors, and road infrastructure, which is developed within the framework of the “smart city” paradigm. **Main Results.** The road situation is classified as “Dangerous” in case of high vehicle collision probability while overtaking and “Safe”, otherwise. If the situation is considered as “Dangerous”, the vehicle central processor generates an appropriate effect on the vehicle control elements to prevent an accident. Results of situation simulation implemented on Tensor Flow open software library for machine learning are obtained. They showed high prediction accuracy (0.96) on artificial data set. **Practical Relevance.** The results of the work can be used in promising unmanned and manned vehicles having radio communication with road infrastructure elements within the “smart city” concept to prevent road accidents caused by dangerous overtaking.

**Keywords**

prediction, detection, simulation, Bayesian classifier, neural networks, safety, unmanned vehicles

Активное развитие беспилотного транспорта и внедрение в дорожную инфраструктуру элементов искусственного интеллекта позволяет создавать методы и системы, предназначенные для оптимизации [1–6] и повышения безопасности дорожного движения [7–9]. Беспилотные транспортные средства (ТС) оснащаются системой автоматического управления, исключая полностью или частично участие человека в управлении и основанной на достижениях в области искусственного интеллекта. Основными проблемами при создании безопасного автономного ТС выступают: необходимость разработки механизмов движения в условиях бездорожья, плохих погодных условиях, выявление потенциально аварийных ситуаций на дорогах и др.

В частности, одной из наиболее сложных ситуаций дорожного движения является обгон одного ТС другим с выездом на полосу встречного движения. Этот сложный маневр приводит к наиболее тяжким последствиям при неправильной оценке обстановки водителем. В работе предлагается метод заблаговременного обнаружения такой ситуации, основанный на анализе расположения ТС на проезжей части в различные моменты времени, представленной в виде набора схематичных изображений — кадров. Для формирования таких кадров уже сейчас может быть использован ряд программных и технических решений.

Количество зарубежных и отечественных компаний, занимающейся разработкой мобильных систем в парадигме «умного города» с различной архитектурой инфокоммуникационной сети для автомобильного транспорта постоянно растет [10, 11]. И уже сейчас ясно, что набор кадров может формироваться как по данным сенсоров самого ТС, так и по данным «умной» дорожной инфраструктуры — дорожных знаков, разметки, других ТС и т. д., с которыми осуществляется связь посредством 5G. Примерами таких решений могут служить разработанная компанией Cognitive Technologies пассивная модель компьютерного зрения<sup>1</sup>. Компания Qualcomm осуществляет разработку

интерфейса для систем V2X<sup>2</sup>, которые смогут работать с сетями нового поколения. Карты высокой точности могут стать (наряду с системами навигации) фундаментальным элементом в дополнение к сенсорам и камерам, обеспечивающим ориентацию беспилотного автомобиля в окружающей его обстановке.

Предлагаемый в работе метод предназначен для управления в аварийной ситуации беспилотными и пилотируемыми ТС, подключенными к каналу управления центрального процессора, входящим в состав дорожной инфраструктуры [12]. Суть метода состоит в том, что после накопления за несколько тактов времени информации о дорожной обстановке, поступающей от различных источников, и формирования соответствующего набора кадров, осуществляется классификация ситуации — отнесение ее к категории «Опасной» или «Безопасной». Если ситуация признана «Опасной» центральный процессор формирует соответствующие сигналы на системы управления ТС, которые осуществляют изменение скорости и/или направления движения для предотвращения аварии.

Для проверки работоспособности метода было осуществлено моделирование ситуации обгона на двухполосной дороге, где обгон производится с выездом на полосу встречного движения. Моделирование дорожной обстановки выполнено с использованием модели клеточных автоматов. Модель клеточных автоматов описывает участок дороги с находящимися на ней автомобилями как систему с дискретным временем и конечным множеством состояний [12, 13].

Предположим, что в системе «группа ТС — участок дороги» изменение состояния осуществляется в фиксированные моменты (такты) времени  $t, t + 1, t + 2, \dots$ . В каждый момент времени  $t + f$ , система может находиться в одном из состояний  $s \in S$ , где  $f$  — целое число;  $S$  — множество всех состояний системы. Под состоянием системы понимается расположение ТС на элемен-

<sup>1</sup> [ru/avto/b4e74bfbf21a4138c5bbb17e3248412846ff7657](http://www.qualcomm.com/avto/b4e74bfbf21a4138c5bbb17e3248412846ff7657) (дата обращения 25.02.2020).

<sup>2</sup> Vehicle-to-Everything (V2X). 5G в эволюции автомобилей [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.tadviser.ru/index.php/> (дата обращения 25.02.2020).

<sup>1</sup> «КамАЗ» начал испытания беспилотного автомобиля [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://news.sputnik>.

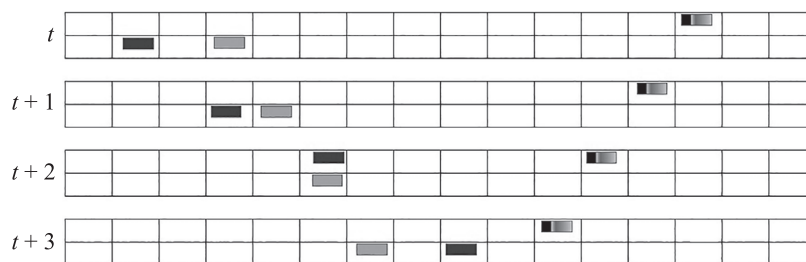


Рис. 1. Участок двухполосной дороги с расположенными на нем транспортными средствами в различные моменты времени. Безаварийный вариант обгона

тарных участках местности (ЭУМ). Тогда геометрию задачи можно представить следующим образом (рис. 1).

На рис. 1 представлен участок дороги из двух полос, который условно разделен на ЭУМ. В момент времени  $t$  по дороге движутся в попутном направлении два автомобиля (серый и черный). Скорость черного ТС превышает скорость серого ТС. Навстречу движется третий, черно-серый. В момент времени  $t + 1$  автомобиль черного цвета начинает обгон с выездом на полосу встречного движения, который заканчивает в момент  $t + 3$ . Как видно из рисунка, соотношение скоростей попутных и встречных автомобилей и расстояний между ними таково, что обгоняющий автомобиль успевает занять свою полосу движения до приближения встречного автомобиля с некоторым запасом по времени. Следовательно, представленная ситуация не представляет опасности для участников дорожного движения. В противном случае ситуация считается «Опасной».

Очевидно, что для предотвращения столкновения при обгоне в данной модели необходимо:

- в каждый такт иметь информацию о состоянии системы – кадр участка дороги с расположенными на ней ТС;
- иметь решающее правило для отнесения ситуации к категории «Опасной» или «Безопасной».

Ограничения и допущения, принятые в модели.

1. Для решения сформулированной задачи обнаружения аварийно-опасной ситуации, смоделированной как дискретный набор состояний клеточных автоматов, рассматривались два подхода. Первый подход основан на двухклассовом байесовском классификаторе. Второй подход базируется на использовании нейросети, реализованной на открытой программной библиотеке для машинного обучения TensorFlow. Указанные механизмы выбраны как наиболее простые в реализации для проверки гипотезы о принципиальной возможности обнаружения аварийно-опасной ситуации при обгоне.
2. Количество полос движения — по одной в каждую сторону.
3. Количество ТС на проезжей части — два автомобиля, следующие в попутном направлении, и один — во встречном.
4. Градаций скоростей движения ТС — три. Медленная скорость (ТС проезжает один ЭУМ за такт), средняя скорость (два ЭУМ за такт), быстрая скорость (три ЭУМ за такт).

Для нейронной сети информация представлялась непосредственно в виде искусственно генерируемо-

го набора кадров, на которых в различные моменты времени схематично изображено расположение ТС на проезжей части (рис. 2).

Как отмечалось, в реальной системе кадры будут формироваться на основе анализа информации об участке дороги, скорости и местоположении ТС, поступающей по каналам связи от всех источников дорожной инфраструктуры. В рамках эксперимента кадры формировались путем программной реализации модели с учетом принятых ограничений и допущений. Инициализация первого кадра в наборе (расположение ТС на проезжей части и скорости их движения) осуществлялась с использованием генератора псевдослучайных чисел из библиотеки NumPy. Обучающая выборка должна быть непротиворечивой [14], поэтому при инициализации выполнялись следующие условия:

- обгоняющий автомобиль располагался позади обгоняемого;
- обгоняемый автомобиль находился до середины участка дороги;
- скорость обгоняющего автомобиля была больше скорости обгоняемого;
- встречный автомобиль располагался в начале полосы встречного движения.

Последующие кадры формировались путем изменения положения ТС на ЭУМ проезжей части в соответствии с их направлением и скоростью движения. Выполнение этих условий обеспечивало, что в каждом наборе кадров обучающей и тестовой выборки обязательно происходил обгон, и, соответственно, разъезд со встречным автомобилем. Последний кадр, на котором был отображен результат разъезда встречного автомобиля с обгоняющим и обгоняемым (столкновение или благополучный разъезд), из набора исключался.

В качестве исходных данных для байесовского классификатора рассматривались различные варианты представления сгенерированных исходных данных, как в виде изображений, так и в виде числовой информации. Наиболее высокие результаты по точности обнаружения аварийно-опасной ситуации показал вариант, при

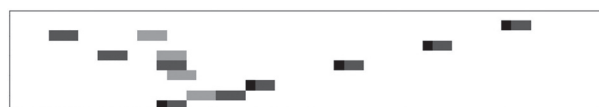


Рис. 2. Пример набора из 5 кадров. Обгон отображается на третьем кадре и завершается опасным сближением с попутным и встречным автомобилями на четвертом кадре

котором использовались значения относительных скоростей движения обгоняющего, обгоняемого и встречного ТС, и расстояния между ними в каждом кадре. При этом указанные признаки классификации полагались независимыми случайными величинами.

Для проведения эксперимента была сгенерирована библиотека из 3000 наборов кадров, из которых 1665 являлись «Опасными» и 1335 — «Безопасными». Из этих вариантов с использованием кросс-валидации в качестве обучающей выборки выбирались 1800 ситуаций, и в качестве тестовой — 1200 (рис. 3).

Для простоты моделирования набор кадров (ситуация) маркировался как «Опасность», если при неизменных скоростях движения в момент начала, выполнения или завершения обгона встречный и обгоняющий автомобиль оказывались в одном или в смежных ЭУМ (рис. 2). Если эти ТС разделяло более одного ЭУМ, то ситуация относилась к классу «Безопасная» (рис. 4).

При моделировании с использованием нейросети TensorFlow использовались два слоя `tf.keras.layers.Dense`. Параметры нейронной сети выбирались эмпирически, путем анализа решения подобных задач по распознаванию графических данных с высоким разрежением. В результате в модели принято, что первый слой `Dense` содержит 128 узлов (по количеству ЭУМ в наборе кадров). Второй (и последний) уровень — это слой с двумя узлами `tf.nn.softmax`, который возвращает вектор из двух вероятностных оценок, сумма которых равна 1. Каждый узел содержит оценку, которая указывает вероятность того, что текущее изображение принадлежит одному из двух классов — «Опасно» или «Безопасно». Обучение проводилось на 5 эпохах (рис. 5).

```
X = B.shape[0]
Y = B.shape[1]
model = keras.Sequential([
    keras.layers.Flatten(input_shape=(X, Y)),
    keras.layers.Dense(128, activation=tf.nn.relu),
    keras.layers.Dense(2, activation=tf.nn.softmax)
])
model.compile(optimizer=tf.train.AdamOptimizer(),
              loss='sparse_categorical_crossentropy',
              metrics=['accuracy'])
###Обучение модели на 5 эпохах
model.fit(train_images, train_labels, epochs=5)
```

Рис. 5. Настройка слоев нейронной сети

```
Epoch 1/5
12000/12000 [=====] - 1s 74us/step - loss: 0.1554 - acc: 0.9353
Epoch 2/5
12000/12000 [=====] - 0s 30us/step - loss: 0.1103 - acc: 0.9544
Epoch 3/5
12000/12000 [=====] - 0s 30us/step - loss: 0.1076 - acc: 0.9545
Epoch 4/5
12000/12000 [=====] - 0s 31us/step - loss: 0.1052 - acc: 0.9552
Epoch 5/5
12000/12000 [=====] - 0s 30us/step - loss: 0.1036 - acc: 0.9550

Out[4]: <tensorflow.python.keras.callbacks.History at 0x142276a0>

In [5]: test_loss, test_acc = model.evaluate(test_images, test_labels)
print('Test accuracy:', test_acc)

4800/4800 [=====] - 0s 16us/step
Test accuracy: 0.9597916666666667
```

Рис. 6. Результат моделирования по обнаружению аварийно-опасной ситуации

Точность распознавания аварийной ситуации при обгоне составила 0,92 при использовании байесовского классификатора, и 0,96 — при использовании TensorFlow. Причем точность в тестовом наборе практически не ухудшилась относительно точности в тренировочном наборе (рис. 6).

Полученная точность обнаружения аварийно-опасной ситуации (0,96) при потерях равных 0,11 (в качестве функции потерь принята стандартная функция библиотеки Keras — `sparse_categorical_crossentropy`) позволяет надеяться на практическую применимость результатов в перспективных системах управления ТС и дорожным движением.

Оценка быстродействия решения задачи в представленной работе не проводилась, так как на взгляд авторов на данном этапе, при наличии указанных выше допущений и ограничений, такая оценка является преждевременной.

Таким образом, использование нейросети для обработки информации о дорожной обстановке от различных источников может позволить обнаруживать аварийно-опасные ситуации, а интеграция этих методов в системы управления автомобилем — снижать аварийность дорожного движения. В настоящее время авторами планируются эксперименты для более сложной дорожной обстановки, когда на полосе встречного движения имеются два ТС, двигающиеся с разными скоростями. Кроме того, будут рассмотрены варианты решения задачи с различными параметрами нейронной сети.

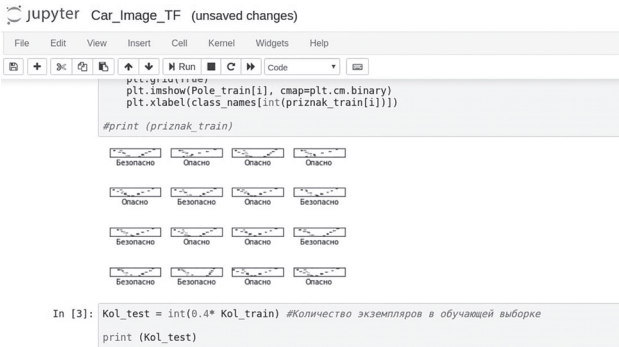


Рис. 3. Фрагмент программы. Генерация наборов состояний



Рис. 4. Пример безаварийного обгона. Обгоняющий автомобиль заблаговременно возвращается на свою полосу движения



## Литература

1. Carlino D., Boyles S.D., Stone P. Auction-based autonomous intersection management // Proc. 16<sup>th</sup> International IEEE Intelligent Transportation Systems: Intelligent Transportation Systems for All Modes (ITSC 2013), 2013. P. 529–534. doi: 10.1109/ITSC.2013.6728285
2. Ho C., Reed N., Spence C. Multisensory in-car warning signals for collision avoidance // Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society. 2007. V. 49. N 6. P. 1107–1114. doi: 10.1518/001872007X249965
3. Au T., Zhang S., Stone P. Autonomous intersection management for semi-autonomous vehicles // The Routledge Handbook of Transportation. Routledge, Taylor&Francis Group, 2016. P. 88–104.
4. Zohdy I.H., Kamalanathsharma R.K., Rakha H. Intersection management for autonomous vehicles using iCACC // Proc. 15<sup>th</sup> International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2012), 2012. P. 1109–1114. doi: 10.1109/ITSC.2012.6338827
5. Hallé S., Chaib-draa B. A collaborative driving system based on multiagent modelling and simulations // Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2005. V. 13. N 4. P. 320–345. doi: 10.1016/j.trc.2005.07.004
6. Cremer M., Ludwig J. A fast simulation model for traffic flow on the basis of Boolean operations // Mathematics and Computers in Simulation, 1986. V. 28. N 4. P. 297–303. doi: 10.1016/0378-4754(86)90051-0
7. Alvarez I., Poznyak A., Malo A. Urban traffic control problem via a game theory application // Proc. 46<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control (CDC 2007), 2007. P. 2957–2961. doi: 10.1109/CDC.2007.4434820
8. Зикратов И.А., Вискнин И.И., Зикратова Т.В. Оптимизация проезда опасных участков дорог беспилотными транспортными средствами // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики, 2019. Т. 19. № 1. С. 155–165. doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-1-155-165
9. Юзаева А.Г., Кукарцев В.В. Беспилотные автомобили: опасности и перспективы развития // Актуальные проблемы авиации и космонавтики, 2016. Т. 2. № 12. С. 120–122.
10. Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks // Proc. 30<sup>th</sup> Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016), 2016. P. 379–387.
11. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection // Proc. 29<sup>th</sup> IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016), 2016. P. 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91
12. Ахмадинуров М.М., Завалищин Д.С., Тимофеева Г.А. Математические модели управления транспортными потоками: монография. Екатеринбург: Изд-во УрГУПС, 2011. 120 с.
13. Зикратов И.А., Вискнин И.И., Зикратова Т.В. Мультиагентное планирование проезда перекрестка дорог беспилотными транспортными средствами // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики, 2016. Т. 16. № 5. С. 839–849. doi: 10.17586/2226-1494-2016-16-5-839-849
14. Witten I.H., Frank E., Hall M.A. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. 3<sup>rd</sup> ed. Elsevier, 2011. 664 p.

## Авторы

**Зикратова Татьяна Викторовна** — преподаватель, Военный институт (военно-морской политехнический) ВУНЦ ВМФ «Военно-морская академия», Пушкин, 197045, Российская Федерация, ORCID ID: 0000-0001-8365-658X, ztv64@mail.ru

**Зикратов Игорь Алексеевич** — доктор технических наук, профессор, декан, Санкт-Петербургский государственный университет телекоммуникаций им. проф. М.А. Бонч-Бруевича, Санкт-Петербург, 193232, Российская Федерация, Scopus ID: 56321572700, ORCID ID: 0000-0001-9054-800X, igzikratov@yandex.ru

## References

1. Carlino D., Boyles S.D., Stone P. Auction-based autonomous intersection management. Proc. 16<sup>th</sup> International IEEE Intelligent Transportation Systems: Intelligent Transportation Systems for All Modes (ITSC 2013), 2013, pp. 529–534. doi: 10.1109/ITSC.2013.6728285
2. Ho C., Reed N., Spence C. Multisensory in-car warning signals for collision avoidance. Human Factors: The Journal of the Human Factors and Ergonomics Society, 2007, vol. 49, no. 6, pp. 1107–1114. doi: 10.1518/001872007X249965
3. Au T., Zhang S., Stone P. Autonomous intersection management for semi-autonomous vehicles. The Routledge Handbook of Transportation, Routledge, Taylor&Francis Group, 2016, pp. 88–104.
4. Zohdy I.H., Kamalanathsharma R.K., Rakha H. Intersection management for autonomous vehicles using iCACC. Proc. 15<sup>th</sup> International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC 2012), 2012, pp. 1109–1114. doi: 10.1109/ITSC.2012.6338827
5. Hallé S., Chaib-draa B. A collaborative driving system based on multiagent modelling and simulations. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2005, vol. 13, no. 4, pp. 320–345. doi: 10.1016/j.trc.2005.07.004
6. Cremer M., Ludwig J. A fast simulation model for traffic flow on the basis of Boolean operations. Mathematics and Computers in Simulation, 1986, vol. 28, no. 4, pp. 297–303. doi: 10.1016/0378-4754(86)90051-0
7. Alvarez I., Poznyak A., Malo A. Urban traffic control problem via a game theory application. Proc. 46<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control (CDC 2007), 2007, pp. 2957–2961. doi: 10.1109/CDC.2007.4434820
8. Zikratov I.A., Viksnin I.I., Zikratova T.V. Optimization of dangerous section passage for unmanned vehicles. Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics, 2019, vol. 19, no. 1, pp. 155–165. (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2019-19-1-155-165
9. Yuzaeva A.G., Kukartsev V.V. Unmanned cars: the risk and prospects. Aerospace Topical Issues, 2016, vol. 2, no. 12, pp. 120–122. (in Russian)
10. Dai J., Li Y., He K., Sun J. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks. Proc. 30<sup>th</sup> Annual Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2016), 2016, pp. 379–387.
11. Redmon J., Divvala S., Girshick R., Farhadi A. You only look once: Unified, real-time object detection. Proc. 29<sup>th</sup> IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016), 2016, pp. 779–788. doi: 10.1109/CVPR.2016.91
12. Ahmadinurov M.M., Zavalishchin D.S., Timofeeva G.A. Mathematical models for traffic management. Ekaterinburg, USURT Publ., 2011, 120 p. (in Russian)
13. Zikratov I.A., Viksnin I.I., Zikratova T.V. Multiagent planning of intersection passage by autonomous vehicles. Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics, 2016, vol. 16, no. 5, pp. 839–849. (in Russian). doi: 10.17586/2226-1494-2016-16-5-839-849
14. Witten I.H., Frank E., Hall M.A. Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques. 3<sup>rd</sup> ed. Elsevier, 2011, 664 p.

## Authors

**Tatyana V. Zikratova** — Lecturer, Military Institute (Naval Polytechnic) Naval Military Educational and Scientific Center “Naval Academy”, Pushkin, 197045, Russian Federation, ORCID ID: 0000-0001-8365-658X, ztv64@mail.ru

**Igor A. Zikratov** — D.Sc., Professor, Dean, Bonch-Bruевич Saint Petersburg State University of Telecommunications, Saint Petersburg, 193232, Russian Federation, Scopus ID: 56321572700, ORCID ID: 0000-0001-9054-800X, igzikratov@yandex.ru