

Научно-исследовательская статья/Applied research article

УДК 528.721.221.6

<https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-27-36>

Создание предварительного проекта лазерного сканирования на основе синтетического облака точек, полученного методом виртуального (имитационного) лазерного сканирования

Н. И. Хушт^{1✉}, М. Я. Брын², Д. А. Гура³, К. Л. Саввиди³

¹ АО «Полиметалл Инжиниринг», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

² ФГБОУ ВО «Петербургский государственный университет путей сообщения Императора Александра I», г. Санкт-Петербург, Российская Федерация

³ ФГБОУ ВО «Кубанский государственный технологический университет», г. Краснодар, Российская Федерация

e-mail: nafset-khusht@yandex.ru

Аннотация. Повсеместное внедрение лазерного сканирования как современного метода съёмки больших территорий вызывает необходимость повышения качества исходных данных для съёмки, включая данные, получаемые в процессе рекогносцировки местности, так как от качества исходных данных зависит и качество производства лазерного сканирования, и, как следствие, точность итоговой цифровой модели местности. Для решения данной проблемы авторами предлагается методика создания предварительного проекта лазерного сканирования на основе синтетического облака точек, полученного методом виртуального лазерного сканирования на базе плагина Blensor программного обеспечения Blender. Суть метода виртуального сканирования заключается в имитации процесса сканирования с использованием цифровых моделей объектов, созданных на основе имеющихся топографических карт, геоинформационных и картографических ресурсов. Так, авторами была произведена апробация предложенной методики на примере участка городской территории Краснодара, в ходе которой экспериментальным путём был выбран оптимальный тип виртуального сканера, а также набор параметров виртуального сканирования, обеспечивающих получение синтетического облака точек, наиболее приближенного по своим характеристикам к облаку точек, получаемому при производстве съёмки на местности.

Ключевые слова: рекогносцировка местности, виртуальное (имитационное) лазерное сканирование, синтетическое облако точек

Для цитирования:

Хушт Н. И., Брын М. Я., Гура Д. А., Саввиди К. Л. Создание предварительного проекта лазерного сканирования на основе синтетического облака точек, полученного методом виртуального (имитационного) лазерного сканирования. *Вестник СГУГиТ*. 2026. Т. 31, № 4. С. 27–36. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-27-36>

Methodology for preliminary laser scanning project design using synthetic point clouds from virtual scan simulation

N. I. Khusht^{1✉}, M. Ya. Bryn², D. A. Gura³, K. L. Savvidi³

¹Polymetal Engineering JSC, St. Petersburg, Russian Federation

²Emperor Alexander I St. Petersburg State Transport University, St. Petersburg, Russian Federation

³Kuban State Technological University, Krasnodar, Russian Federation

e-mail: nafset-khusht@yandex.ru

Abstract. The widespread deployment of terrestrial laser scanning for large-scale topographic surveys necessitates rigorous control over input data quality. The fidelity of the resulting digital terrain model is contingent upon preliminary reconnaissance outcomes, which dictate critical field acquisition parameters. To mitigate uncertainties at this planning stage, the authors propose a preliminary laser scanning project design grounded in synthetic point cloud generation. Data emulation is performed via virtual laser scanning implemented through the Blensor plugin within the Blender environment. This methodology entails simulating the surveying process on high-fidelity object-based digital models reconstructed from authoritative topographic maps and geospatial databases. The proposed methodology was experimentally validated on a representative urban district in Krasnodar. During validation, an optimal virtual sensor configuration and a corresponding parameter set were empirically derived to maximize the statistical and geometric congruence between the simulated output and reference datasets acquired through conventional geodetic measurements.

Keywords: terrain reconnaissance, virtual scan simulation, synthetic point cloud

For citation:

Khusht N. I., Bryn M. Ya., Gura D. A., Savvidi K. L. (2026). Methodology for preliminary laser scanning project design using synthetic point clouds from virtual scan simulation. *Vestnik SSUGiT [Vestnik SSUGT]* Vol. 31, No. 4. pp. 27–36. <https://doi.org/10.33764/2411-1759-2026-31-4-27-36>

Введение

В настоящее время строительство промышленных и гражданских объектов осуществляется поэтапно, начиная от стадии проектирования и заканчивая вводом объектов в эксплуатацию. Проектированию всегда предшествует проведение изысканий, в частности инженерно-геодезических изысканий. Согласно Своду правил (СП 317.1325800.2017 «Инженерно-геодезические изыскания для строительства. Общие правила производства работ». – URL: <http://docs.cntd.ru> – Текст : электронный) при проведении изысканий на первом этапе осуществляют в том числе следующие виды предварительных работ:

- сбор и анализ материалов и данных топографо-геодезических работ и инженерно-геодезических изысканий прошлых лет;
- рекогносцировочное обследование местности, заключающееся в сверке современного состояния ситуации и рельефа с их отображением на топографических планах и картах, полученных по результатам инженерно-геодезических изысканий прошлых лет.

Так как современная застройка имеет комплексный характер и осуществляется на больших территориях, чаще всего для оперативного получения и обработки больших массивов исходных данных о местности, рельефе и объектах в процессе съёмки применяется воздушное лазерное сканирование. Вместе с тем, применение

воздушного лазерного сканирования требует повышения качества проведения описанных выше предварительных работ, включая рекогносцировочное обследование местности, в частности, для планирования и подбора маршрута и высоты полёта воздушного судна со сканирующим устройством таким образом, чтобы полученное облако точек обеспечивало построение точных и достоверных моделей местности, рельефа и объектов.

В связи с этим возникает задача по созданию предварительных моделей местности, рельефа и объектов для формирования проекта лазерного сканирования. Суть предварительного моделирования заключается в планировании полевых работ по воздушному лазерному сканированию на основании имеющихся исходных данных. Как правило, современные методы планирования полевых работ по воздушному лазерному сканированию имеют дело с двумерными источниками информации, включая картографические данные, результаты ранее проведённых съёмок местности, данные электронно-цифровых карт и ГИС-ресурсов.

Так, для предварительного моделирования местности, рельефа и объектов для оценки и задания параметров планируемого воздушного лазерного сканирования в трёхмерном виде, нами предлагается использование метода виртуального (имитационного) лазерного сканирования. Суть метода заключается

в создании искусственного облака точек на основе имитации реального процесса сканирования в виртуальной среде специализированного программного обеспечения с помощью виртуальных сканирующих устройств, к которым, в частности, относится виртуальный сканер Velodyne, алгоритмы работы которого заложены в плагине Blensor программного продукта Blender [1, 2]. При этом посредством виртуального лазерного сканирования может быть симитирован почти любой вид лазерного сканирования, включая воздушное, наземное и мобильное лазерное сканирование, что ещё на этапе планирования работ позволяет корректно подобрать различные параметры лазерной съёмки. Так, в отношении воздушного лазерного сканирования имитация методом виртуального лазерного сканирования позволяет оптимально подобрать высоту сканирования, расстояние между маршрутами, сориентировать положение камеры в пространстве. Получаемые по результатам имитационного лазерного сканирования искусственные облака точек являются предварительными моделями для реальных облаков точек, получаемых при производстве сканирования на местности.

Известным примером использования данного имитационного сканера для создания искусственного облака точек является работа создателей игры Grand Theft Auto V, разработавших плагин, который устанавливал имитированный сканер Velodyne 64 на крышу транспортного средства. По мере совершенствования виртуальной среды в данной игре и приближения ее к реальной ситуации попутно был создан массив трёхмерных данных SqueezeSeg, содержащий в себе миллионы искусственных точек лазерного отражения [3].

Особенность данного массива заключалась в его маркированности, или принадлежности каждой точки массива к определенному классу: «точки земли», «здания», «дороги», «растительность», «транспорт», «люди» и т. д. В качестве подобных «маркированных облаков точек» были созданы массивы SynthCity, Paris-rue-Madame MLS, содержащий 20 миллионов точек (x ; y ; z и коэф-

фициент отражения), Валле, набор данных IQ-mulus, содержащий 300 миллионов точек (x , y , z , время, отражение и количество эхосигналов) и Ройнард, Париж-Лилль-3D, а также наиболее известный массив Semantic3D, упоминаемый в работе ряда исследователей в данной области. Объединяющим критерием всех упомянутых массивов является создание виртуальной городской среды, представленной в трехмерном виде [1–17].

Методы и материалы

Авторами рассматривается возможность создания только предварительного проекта лазерного сканирования участка местности на основе синтетического облака точек на примере участка территории города Краснодара.

С учетом научных трудов ряда исследователей, в первую очередь создателей игры Grand Theft Auto V, а также разработчиков Synth City – искусственного полномасштабного облака точек городской среды, было принято решение о необходимости использовать плагин Blensor для Blender 3D [1–3, 8, 10].

Blender 3D представляет собой профессиональное программное обеспечение с открытым исходным кодом для 3D-моделирования, рендеринга и создания визуальных эффектов. Плагин Blensor является специализированной виртуальной средой для создания проектов по виртуальному лазерному сканированию и настройке параметров виртуального сканера.

Для обеспечения качества проведения эксперимента участок городской среды был подобран таким образом (рис. 1, 2), что отражал наиболее распространённый тип застройки, характерный для города Краснодара, а именно [13]:

- большие площади секторов, предназначенных для индивидуального жилищного строительства, характеризующегося малой этажностью;
- нарушение противопожарных расстояний между зданиями и сооружениями, сложившееся исторически в связи со станичным типом застройки Краснодара.



Рис. 1. Жилой квартал города Краснодара на пересечении Северной улицы и улицы Тургенева (по данным Open Street Map)

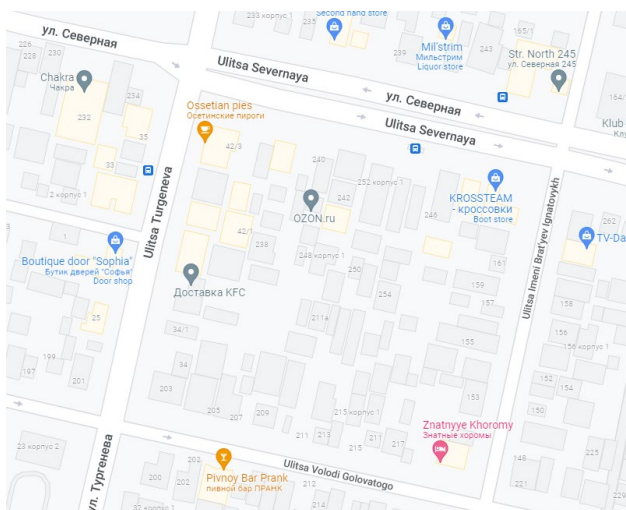


Рис. 2. Жилой квартал города Краснодара на пересечении Северной улицы и улицы Тургенева (по данным Google Map)

На следующем этапе с использованием картографических подложек Open Street Map и Google Map были сгенерированы 3D-тела, представляющие собой имитацию зданий и сооружений и представленные в виде mesh-поверхностей (рис. 3), ориентированных на картографической подложке в среде программного обеспечения Blender.

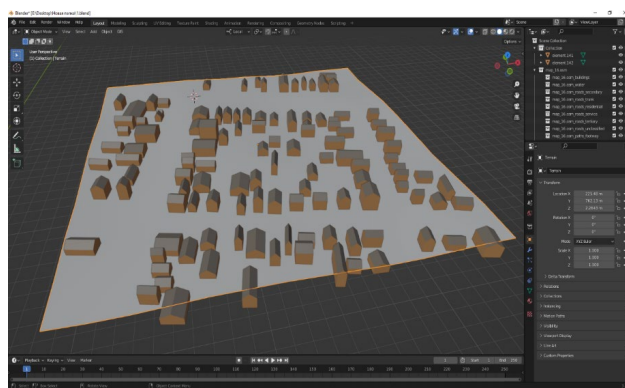


Рис. 3. Карта с восстановленными объектами (индивидуальные жилые дома)

Параллельно положение 3D-тел сверялось с данными ранее произведённой топографической съёмки масштаба 1 : 500 на данном участке городской территории (рис. 4), в том числе на предмет появления новых объектов или ликвидации существующих.



Рис. 4. Фрагмент топографической съёмки масштаба 1 : 500 на жилой квартал города Краснодара на пересечении Северной улицы и улицы Тургенева

Представленный набор сгенерированных объектов выступал в качестве шаблонной заготовки для формирования искусственной пространственной городской среды квартала города Краснодара и на последующих этапах проходил процедуру детализации и насыщения объектами озеленения и городского благоустройства, включая малые архитектурные формы, объекты освещения и электроснабжения, а также иные элементы озеленения проектируемого квартала городской территории (рис. 5).

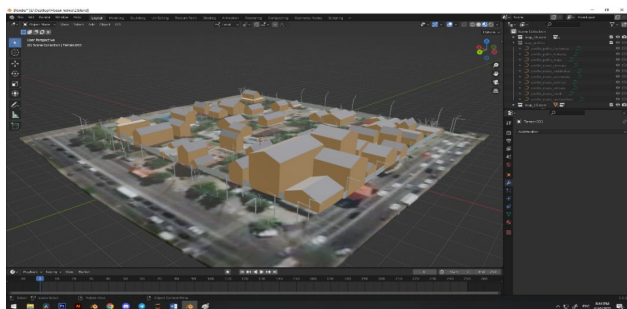


Рис. 5. Подготовленная модель квартала городской территории

Результаты

Как уже было отмечено ранее, генерация синтетического облака точек производилась путём применения виртуального сканера, встроенного в плагин Blensor. При этом, так как Blensor позволяет работать с различными типами виртуальных сканеров, представленных в табл. 1, предварительно были произведена тестовая апробация каждого из них на простых 3D-телах с целью выявления наиболее приближенного по параметрам к реальному сканированию виртуального сканера.

Таблица 1. Типы сканеров, встроенных в программное обеспечение Blensor

Наименование	Значение (по умолчанию)	Влияние на процесс сканирования
Тип настройки	Выпадающий список (Velodyne HDL)	Определяет наименование объекта – сканера. При изменении настройки изменяется наименование объекта в обозревателе сцены. Новое название объекта-сканера размещается в обозревателе сцены в алфавитном порядке. Выбор типа сканера определяет принцип работы имитации сканера
Тип сканера	Velodyne HDL	Имитация ротационного инфракрасного сканера.
	Ibeo LUX	Имитация линейного сканера с четырьмя лучами

Наименование	Значение (по умолчанию)	Влияние на процесс сканирования
	TOF camera	Имитация сканера, излучение которого направлено в область обзора камеры
	Kinect	Имитация одноименного сканера по технологии компании Primesense
	Generic LIDAR	Имитация сканера, создающего одну горизонтальную линию из лучей посередине области обзора камеры
	Depthmap	Имитация сканирования с помощью стереокамеры

По результатам проведённых испытаний в качестве наиболее приближенного к реальному сканеру был выбран виртуальный сканер ротационного типа Velodyne HDL-64E.

Следующим шагом выступил подбор параметров виртуального сканирования через окно настроек виртуального сканера (рис. 6, табл. 2).

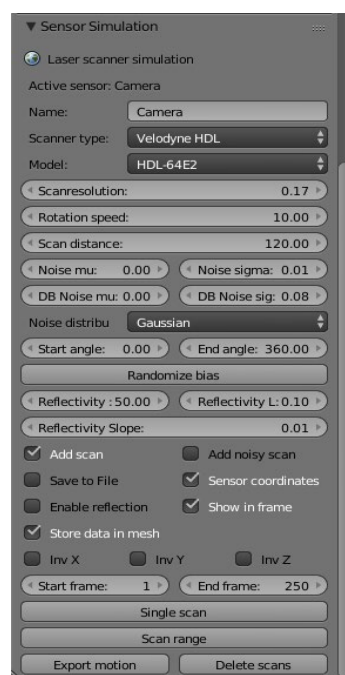


Рис. 6. Окно настроек виртуального сканера Velodyne HDL-64E

Таблица 2. Сводная таблица настроек ротационного сканера Velodyne HDL-64E

Наименование настройки	Значение (по умолчанию)	Влияние на процесс сканирования
Scanresolution	Ползунок с интервалом (0.17)	Определяет угол расхождения по горизонтали между соседними лучами в радианах. При увеличении значения (макс – 3.14 (1 радиан)) получаемое облако точек становится менее плотным. При сравнении узоров структуры формируемых облаков при значении по умолчанию формируются горизонтальные линии, а при максимальном значении настройки – вертикальные. Равномерная сетка формируется при значении настройки 0.5 радиан
Rotation speed	Ползунок с интервалом (100)	Определяет скорость вращения сканера при формировании серии сканирования. Настройка динамическая, ее влияние на процесс сканирования можно увидеть только при проведении серии сканов. На Single scan не влияет. При повышении значения настройки увеличивается количество раз, которые сканер-камера излучает лучи на 2π радиан вокруг сканера-камеры за определенное количество кадров (frames)
Scan distance	Ползунок с интервалом (120)	Определяет максимальное расстояние, на котором могут появляться точки отражения. Считается в Blender units
Noise mu	Ползунок с интервалом (0.0)	Определяет смещение центра гауссовского шума в направлении от объектива сканера-камеры
Noise sigma	Ползунок с интервалом (0.01)	Определяет смещение каждой точки отражения, относительно математического ожидания их положения
DB Noise mu	Ползунок с интервалом (0.01)	Не определено
DB Noise sigma	Ползунок с интервалом (0.01)	Не определено
Noise distribution	Выпадающий список (Gaussian)	Выбор функции определения нормального распределения
Reflectivity Distance	Ползунок с интервалом (50.0)	Объекты, находящиеся к сканеру ближе, чем указанная дистанция, не создают отражений
Reflectivity Limit	Ползунок с интервалом (0.10)	Объекты, находящиеся дальше значения настройки Reflectivity Distance, будут иметь отражения не меньше значения данной настройки

Из представленных выше настроек особое внимание было уделено настройкам, связанным с возможностью наложения «шумов» на «чистые» облака точек, а именно настройкам Noise mu, Noise sigma, Noise distribution, позволяющим создавать «шумовые» характеристики облаков точек, подчиненные переменным параметрам гауссовского (нормального) закона распре-

деления, и приближать синтетическое облако точек по своим параметрам к результатам реального сканирования [1, 2].

Так, при имитационном сканировании виртуально созданного пригорода Краснодара были отобраны опытным путем и представлены значения настроек виртуального ротационного сканера Velodyne HDL-64E, представленные в табл. 3.

Таблица 3. Параметры виртуального сканера, предустановленные для формирования синтетического облака точек

Наименование характеристики	Значение характеристики
Scanner type	Velodyne HDL
Model	HDL-64E2
Scanresolution	0,50
Rotation speed	7,00
Noise mu	0,00
Noise sigma	0,10
DB Noise mu	0,00
DB Noise sigma	0,00
Noise distribution	Gaussian
Start angle	0,00
End Angle	360,00
Reflectivity Distance	50,00
Reflectivity Limit	0,10
Reflectivity Slope	0,01
Add scan	No
Add noisy scan	Yes
Save to File	No
Sensor coordinates	Yes
Enable reflection	No
Show in frame	No
Store data in mesh	Yes
Inv X	No
Inv Y	No
Inv Z	No
Start frame	1
End frame	250

Итоговый результат, представленный в виде сгенерированного облака точек лазерного отражения, представлен на рис. 7.

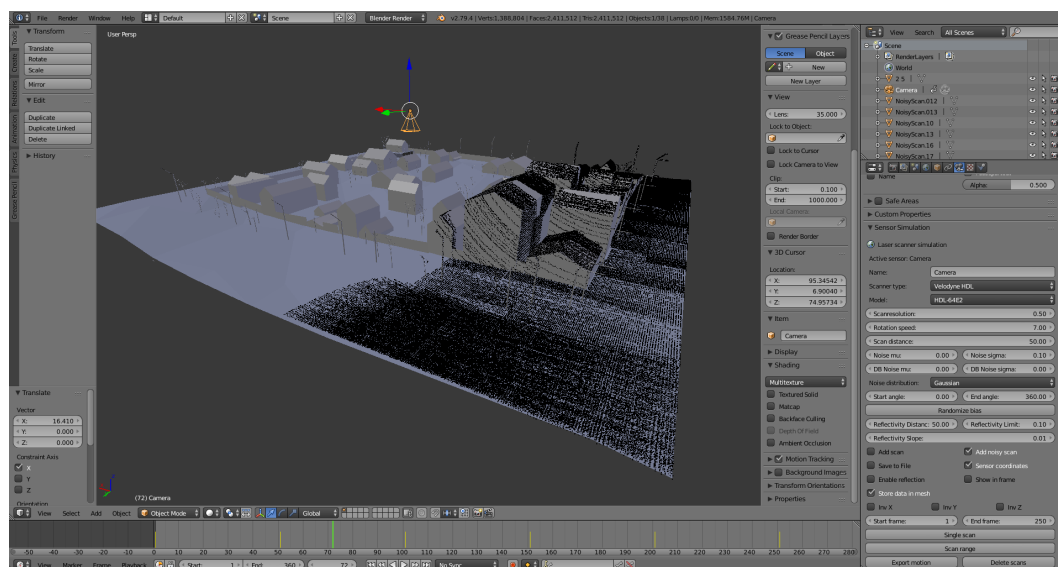


Рис. 7. Сгенерированное искусственное облако точек в плагине Blensor для Blender

Заключение

Исходя из представленных выше наблюдений, как при работе со сгенерированным

облаком точек, полученном в результате виртуального сканирования части города Краснодара, так и при предварительном сканировании тестовых объектов, представленных в

виде простых 3D-тел, можно сделать вывод о необходимости приближения параметров искусственного облака точек к реальному на каждом этапе производства имитационного сканирования, а именно:

– на этапе подготовки шаблонной заготовки путем тщательной проработки деталей объектов различных классов (растительность,

здания, строения, сооружения, опоры ЛЭП и т. д.);

– на этапе применения виртуального сканера путем настройки отдельных параметров, при этом особое внимание следует уделить настройкам, отвечающим за параметры «гауссовских шумов» сканера (Noise Mu, Noise Sigma, DB Noise Mu, DB Noise Sigma).

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Community B. O. Blender — a 3D modelling and rendering package; Blender Foundation. 2018.
2. Bebis G., Boyle R., Parvin B. [et al.] Gschwandtner M., Kwitt R., Uhl A., Pree W. BlenSor: Blender Sensor Simulation Toolbox. *Advances in Visual Computing* : ser. Lecture Notes in Computer Science. Berlin, Heidelberg : Springer, 2011. P. 199–208.
3. Wu B., Wan A., Yue X., Keutzer K. Squeeze Seg: Convolutional Neural Nets with Recurrent CRF for Real Time Road Object Segmentation from 3D LiDAR Point Cloud 2017. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). — arXiv:1710.07368 [cs].
4. Dosovitskiy A., Ros G., Codevilla F., Lopez A., Koltun V. CARLA: An Open Urban Driving Simulator. 2017, Nov. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). arXiv:1711.03938 [cs].
5. Serna A., Marcotegui B., Goulette F., Deschaud J.-E. Paris-rue-Madame database: A 3D mobile laser scanner dataset for benchmarking urban detection, segmentation and classification methods. 4th International Conference on Pattern Recognition, Applications and Methods (ICPRAM 2014) : conference proceedings. Angers, France, 2014, Mar.
6. Chang A. X., Funkhouser T., Guibas L., Hanrahan P., Huang Q., Li Z., Savarese S., Savva M., Song S., Su H., Xiao J., Yi L., Yu F. ShapeNet: An Information-Rich 3D Model Repository 2015, Dec. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). — arXiv:1512.03012 [cs].
7. Vallet B., Bredif M., Serna A., Marcotegui B., Paparoditis N. TerraMobilita/iQmulus urban point cloud analysis benchmark. *Computers & Graphics*. 2015. Vol. 49. P. 126–133.
8. Wu B., Zhou X., Zhao S., Yue X., Keutzer K. SqueezeSegV2: Improved Model Structure and Unsupervised Domain Adaptation for Road-Object Segmentation from a LiDAR Point Cloud 2018, URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). — arXiv:1809.08495 [cs].
9. Griffiths D., Boehm J. Weighted Point Cloud Augmentation for Neural Network Training Data Class-Imbalance. *ISPRS — International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2019. Vol. XLII-2/W13. P. 981–987.
10. Griffiths D., Boehm J. SynthCity: A large scale synthetic point cloud. 2019, Jul. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). arXiv:1907.04758v1 [cs.CV].
11. Дьяченко Р. А., Борисов С. Н. О возможности использования API геоинформационных систем. Научные чтения имени профессора Н. Е. Жуковского : Сборник научных статей VIII Международной научно-практической конференции «Научные чтения имени профессора Н. Е. Жуковского», Краснодар, 20–21 декабря 2017 года / КВБАУЛ им. Героя Советского Союза А. К. Серова. Краснодар : Общество с ограниченной ответственностью «Издательский Дом – Юг», 2018. С. 299–302. EDN YPSAUK.
12. Ros G., Sellart L., Materzynska J., Vazquez D., Lopez A. M. The SYNTHIA Dataset: A Large Collection of Synthetic Images for Semantic Segmentation of Urban Scenes. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. 2016. P. 3234–3243.
13. Deng J., Dong W., Socher R., Li L.-J., Li K., Fei-Fei L. ImageNet: A large-scale hierarchical image database. *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2009): conference proceedings*. IEEE, 2009. P. 248–255.
14. Everingham M., Van Gool L., Williams C. K. I., Winn J., Zisserman A. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge. *International Journal of Computer Vision*. 2010. Vol. 88, No. 2. P. 303–338. — Jun.
15. Hackel T., Savinov N., Ladicky L., Wegner J. D., Schindler K., Pollefeys M. Semantic3D.net: A new Large-scale Point Cloud Classification Benchmark [Электронный ресурс] 2017. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). arXiv:1704.03847 [cs].

16. D. Fleet, T. Pajdla, B. Schiele, T. Tuytelaars, Lin T.-Y., Maire M., Belongie S., Hays J., Perona P., Ramanan D., Dollar P., Zitnick C. L. Microsoft COCO: Common Objects in Context. Computer Vision ECCV 2014 : ser. Lecture Notes in Computer Science. Springer International Publishing, 2014. P. 740–755.

17. Roynard X., Deschaud J.-E., Goulette F. Paris-Lille-3D: A large and high-quality ground truth urban point cloud dataset for automatic segmentation and classification [Электронный ресурс]. 2017, Nov. URL: <https://arxiv.org> (дата обращения: 12.11.2025). arXiv:1712.00032 [cs, stat].

REFERENCES

1. Community B. O. Blender — a 3D modelling and rendering package. (2018). B. O. Community. Blender Foundation.

2. Gschwandtner, M., Kwitt, R., Uhl, A., Pree, W. (2011). BlenSor: Blender Sensor Simulation Toolbox. In: Bebis, G., et al. Advances in Visual Computing. ISVC 2011. Lecture Notes in Computer Science, vol 6939. Springer, Berlin, Heidelberg. https://doi.org/10.1007/978-3-642-24031-7_20.

3. Wu, B., Wan, A., Yue, X., & Keutzer, K. (2018, May). SqueezeSeg: Convolutional neural nets with recurrent crf for real-time road-object segmentation from 3d lidar point cloud. In *2018 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA)* (pp. 1887-1893). IEEE.

4. Dosovitskiy, Alexey & Ros, German & Codevilla, Felipe & López, Antonio & Koltun, Vladlen. (2017). CARLA: An Open Urban Driving Simulator. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1711.03938>.

5. Serna, Andrés & Marcotegui, B. & Goulette, François & Deschaud, Jean-Emmanuel. (2014). Paris-rue-Madame database: a 3D mobile laser scanner dataset for benchmarking urban detection, segmentation and classification methods. ICPRAM 2014 - Proceedings of the 3rd International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods. 1-4.

6. Chang, A. X., Funkhouser, T., Guibas, L., Hanrahan, P., Huang, Q., Li, Z., ... & Yu, F. (2015). Shapenet: An information-rich 3d model repository. arXiv preprint arXiv:1512.03012.

7. Vallet, Bruno & Brédif, Mathieu & Serna, Andrés & Marcotegui, B. & Paparoditis, Nicolas. (2015). TerraMobility/iQMulus Urban Point Cloud Analysis Benchmark. Computers & Graphics. 49. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2015.03.004>.

8. Wu, Bichen & Zhou, Xuanyu & Zhao, Sicheng & Yue, Xiangyu & Keutzer, Kurt. (2018). SqueezeSegV2: Improved Model Structure and Unsupervised Domain Adaptation for Road-Object Segmentation from a LiDAR Point Cloud. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1809.08495>.

9. Griffiths, David & Boehm, Jan. (2019). Weighted Point Cloud Augmentation for Neural Network Training Data Class-imbalance. The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. XLII-2/W13. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLII-2-W13-981-2019>.

10. Griffiths, David & Boehm, Jan. (2019). SynthCity: A large scale synthetic point cloud. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1907.04758>.

11. Dyachenko R. A. (2018). *On the possibility of using API for geoinformation systems. In Sbornik nauchny`x statej VIII Mezhdunarodnoj nauchno-prakticheskoy konferencii «Nauchny`e chteniya imeni professora N.E. Zhukovskogo» [Proceedings of the VIII International Scientific and Practical Conference "Scientific readings named after Professor N.E. Zhukovsky"]* (pp. 299-302). Krasnodar: LLL "Publishing House – South" Publ. [in Russian].

12. Ros, German & Sellart, Laura & Materzynska, Joanna & Vázquez, David & López, Antonio. (2016). *The SYNTHIA Dataset: A Large Collection of Synthetic Images for Semantic Segmentation of Urban Scenes*. pp. 3234-3243. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.352>.

13. Deng, Jia & Dong, Wei & Socher, Richard & Li, Li-Jia & Li, Kai & Li, Fei-Fei. (2009). ImageNet: a Large-Scale Hierarchical Image Database. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. pp. 248-255. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2009.5206848>.

14. Everingham, Mark & Van Gool, Luc & Williams, Christopher & Winn, John & Zisserman, Andrew. (2010). The Pascal Visual Object Classes (VOC) challenge. *International Journal of Computer Vision*. 88. pp. 303-338. <https://doi.org/10.1007/s11263-009-0275-4>.

15. Hackel, T., Savinov, N., Ladicky, L., Wegner, J. D., Schindler, K., & Pollefeys, M. (2017). Semantic3d. net: A new large-scale point cloud classification benchmark. arXiv preprint arXiv:1704.03847.

16. Lin, TY. et al. (2014). Microsoft COCO: Common Objects in Context. In: Fleet, D., Pajdla, T., Schiele, B., Tuytelaars, T. (eds) Computer Vision – ECCV 2014. ECCV 2014. Lecture Notes in Computer Science, vol 8693. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10602-1_48

17. Roynard, Xavier & Deschaud, Jean-Emmanuel & Goulette, François. (2017). Paris-Lille-3D: A large and high-quality ground-truth urban point cloud dataset for automatic segmentation and classification. The International Journal of Robotics Research. 37. <https://doi.org/10.1177/0278364918767506>.

Об авторах

Нафсет Инвербиевна Хушт – старший инженер отдела генеральных планов и транспорта Дирекции по проектированию.

Михаил Ярославович Брын – доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой «Инженерная геодезия».

Дмитрий Андреевич Гура – кандидат технических наук, доцент, и.о. заведующего кафедрой кадастра и геоинженерии.

Константин Лефтерович Саввиди – ассистент кафедры автоматизации производственных процессов.

Author details

Nafset I. Khusht – Senior Engineer, General Plans and Transport Department of the Design Directorate.

Mikhail Ya. Bryn – DSc, Professor, Head of the Department of Engineering Geodesy.

Dmitry A. Gura - PhD, Associate Professor, Acting Head of the Department of Cadastre and Geoen-gineering.

Konstantin L. Savvidi - Assistant Professor, Department of Industrial Process Automation.

Получено / Received 29.01.2026

Поступила после рецензирования / Revised 07.04.2026

Принята к публикации / Accepted 15.05.2026