

Научная статья

УДК 912.648+656.1/5

EDN QIWJDO

DOI 10.17150/2713-1734.2026.8(2).181-192



В.С. Тормозов

*Тихоокеанский государственный университет,
г. Хабаровск, Российская Федерация*

Морфологическая обработка и скелетизация бинарных изображений для выделения дорожной сети

Аннотация. Статья посвящена разработке усовершенствованного метода автоматизированного детектирования дорожной сети на спутниковых снимках городской инфраструктуры, решающего проблему сохранения топологической целостности при переходе от пиксельного представления к графовой модели. В работе предложен комплексный подход, сочетающий модифицированный алгоритм морфологического утончения на базе метода Квика с оптимизированным преобразованием Хафа для построения корректной пространственной структуры дорожной сети. Ключевой вклад исследования заключается в разработке формальных математических критериев для скелетизации, обеспечивающих оптимальный баланс между разреженностью и сохранением топологических свойств. Алгоритм основан на трехуровневой системе условий удаления пикселей, включающей анализ числа восьми-связных соседей $2 \leq N(p) \leq 6$, подсчет топологических переходов $T(p) = 1$ и проверку геометрических ограничений через ортогональных соседей. Экспериментальная верификация на выборке из 50 спутниковых снимков с разрешением 0.5–2.4 м/пиксель подтвердила высокую эффективность метода: достигнут коэффициент разреженности 0.999 ± 0.001 при сохранении 98.2 % топологических свойств и индексе связности 0.98 ± 0.02 с потерей менее 1.5 % узловых точек (перекрестков и развязок). Визуальный анализ продемонстрировал сохранение сложных структур, включая многоуровневые развязки и тупиковые окончания. Практическая значимость метода заключается в полной автоматизации построения графовой модели дорожной сети с корректным выделением структурных элементов, хотя выявлены ограничения, связанные с зависимостью от качества исходных данных: требуются снимки с ИК-каналом для NDVI и разрешением больше или равным 2.4 м/пиксель и необходимостью ручной настройки параметров Хафа для различных типов покрытий. Перспективные направления развития включают адаптацию для зимних сцен и сельских дорог, интеграцию с GPS-трекингом для верификации моделей, а также разработку нейросетевого модуля автоматизации параметров Хафа. Полученные результаты создают основу для создания систем мониторинга транспортной инфраструктуры, применимых в динамичных городских условиях.

Ключевые слова. Скелетизация изображений, преобразование Хафа, морфологическое утончение, детектирование дорог, топологическая целостность, алгоритм Квика, спутниковый мониторинг, графовые модели.

Финансирование. Работа выполнена при поддержке Минобрнауки РФ, дополнительное соглашение от 21.04.2020 № 075-02-2020-1529/1.

Информация о статье. Дата поступления: 10 декабря 2025; дата принятия к публикации: 15 мая 2026 г.; дата онлайн-размещения: 29 июня 2026 г.

V.S. Tormozov
*Pacific National University,
Khabarovsk, Russian Federation*

Morphological Processing and Skeletonization of Binary Images to Highlight the Road Network

Abstract. The article is devoted to the development of an improved method for automated detection of the road network on satellite images of urban infrastructure, which solves the problem of maintaining topological integrity during the transition from a pixel representation to a graph model. An integrated approach is proposed that combines a modified morphological refinement algorithm based on the Quick method with an optimized Hough transform to build a correct spatial structure of the road network. The key contribution of the research lies in the development of formal mathematical criteria for skeletonization, ensuring an optimal balance between sparsity and preservation of topological properties. The algorithm is based on a three-level system of pixel removal conditions, which includes an analysis of the number of eight-connected neighbors $2 \leq N(p) \leq 6$, counting topological transitions $T(p) = 1$, and checking geometric constraints through orthogonal neighbors. Experimental verification on a sample of 50 satellite images with a resolution of 0.5–2.4 m/pixel confirmed the high efficiency of the method: a sparsity coefficient of 0.999 ± 0.001 was achieved while maintaining 98.2 % of topological properties and a connectivity index of 0.98 ± 0.02 with a loss of less than 1.5 % of nodal points (intersections and interchanges). Visual analysis demonstrated the preservation of complex structures, including multi-level interchanges and dead ends. The practical significance of the method lies in the complete automation of the construction of a graph model of the road network with the correct allocation of structural elements, although limitations have been identified related to the dependence on the quality of the source data (images with an IR channel for NDVI and a resolution of ≥ 2.4 m/pixel are required) and the need for manual adjustment of Hough parameters for various types of surfaces. Promising areas of development include adaptation for winter scenes and rural roads, integration with GPS tracking for model verification, as well as the development of a neural network module for automating Hough parameters. The results obtained form the basis for the creation of transport infrastructure monitoring systems applicable in dynamic urban environments.

Keywords. Image skeletonization, Hough transform, morphological refinement, road detection, topological integrity, Quick algorithm, satellite monitoring, graph models.

Funding. This work was supported by the Ministry of Education and Science of the Russian Federation, supplementary agreement No. 075-02-2020-1529/1 dated April 21, 2020.

Article info. Received 10 December, 2025; Accepted 15 May, 2026; Available online 29 June, 2026.

Введение

После выполнения комплексных процедур спектральной и структурной фильтрации, направленных на подавление шумов и выделение релевантных признаков, полученное бинарное изображение подвергается последовательности преобразований, призванных обеспечить переход от пиксельного представления к более абстрактной и информативной графовой модели дорожной сети [1; 2]. Этот этап является ключевым для дальнейшего анализа и интерпретации

структуры дорожного полотна, поскольку позволяет свести исходные данные к компактному и удобному для обработки формату.

Первым и фундаментальным этапом данного процесса является скелетизация — процедура, направленная на утончение линий до однопиксельной ширины, что существенно облегчает последующее построение графа и анализ топологических свойств сети [3; 4]. В нашей реализации скелетизация выполнена с использованием модифицированного алгоритма Квика, который отличается высокой эффективностью и устойчивостью к артефактам [5], возникающим в результате бинаризации и фильтрации.

Математически каждый шаг итерационного процесса скелетизации может быть формализован следующим образом. Для каждого пикселя $p = (x, y)$, имеющего значение 1 в бинарном изображении, вычисляются следующие параметры и условия, определяющие его сохранение или удаление на текущей итерации. Эти вычисления включают анализ локального окружения пикселя, подсчет числа переходов между нулями и единицами по соседним пикселям [6], а также оценку связности и топологических критериев, что позволяет гарантировать сохранение связности и основных структурных элементов изображения. Таким образом, итеративное применение данных условий приводит к постепенному «утончению» линий, сохраняя при этом их топологическую целостность и обеспечивая переход к однопиксельному скелету [7], который служит основой для дальнейшего построения графовой модели.

Математические условия удаления пикселей (число соседей, переходы, топологические критерии)

В настоящем исследовании для обработки бинарных изображений дорожной сети применён алгоритм морфологического тонкого удаления, направленный на упрощение структуры с сохранением топологической связности. Для реализации процедуры морфологического утончения при построении скелета дорожной сети разработана система формальных критериев, определяющих возможность удаления конкретного пикселя [8]. Эти критерии основаны на анализе его локального окружения и учитывают три аспекта: структурную значимость, топологические свойства и геометрические характеристики.

Предлагается модифицированный алгоритм морфологического тонкого удаления:

Шаг 1. Определяется число соседей $N(p)$, которое представляет собой сумму значений восьмисвязных соседей пикселя p :

$$N(p) = \sum_{q \in B(p)} B(q),$$

где $B(p)$ — множество восьмисвязных соседей точки p , а $B(q) \in \{0, 1\}$ — бинарное значение соответствующего пикселя q . Данная метрика отражает локальную плотность пикселей и служит критерием для оценки возможности удаления рассматриваемой точки [9].

Шаг 2. Вычисляется число переходов $T(p)$, характеризующее топологические изменения в окрестности пикселя [10]. Оно определяется как количество переходов из 0 в 1 при обходе соседей $p_1, p_2, \dots, p_8$ в порядке часовой стрелки:

$$T(p) = |\{i \in [1..8] : B(p_i) = 0 \text{ и } B(p_{i+1}) = 1\}|,$$

где индексы считаются по модулю 8. Значение $T(p)$ служит индикатором топологической важности пикселя и помогает избежать разрывов в структуре при его удалении.

Шаг 3. Определяется, следует ли удалять пиксель. Удаление пикселя p производится при одновременном выполнении следующих условий:

$$2 \leq N(p) \leq 6,$$

$$T(p) = 1,$$

$$B(p_1) \cdot B(p_3) \cdot B(p_5) = 0,$$

$$B(p_3) \cdot B(p_5) \cdot B(p_7) = 0,$$

где p_1, p_3, p_5, p_7 — четыре ключевых соседа пикселя p , расположенные через один (обычно север, восток, юг и запад). Эти условия обеспечивают сохранение топологической связности и предотвращают удаление критически важных точек.

Разработанная система формальных критериев обеспечивает:

- сохранение топологической целостности дорожной сети;
- устойчивость к вариациям ширины дорожных полос;
- сохранение значимых структурных элементов (перекрестки, развязки);
- эффективное подавление шумовых артефактов.

Эксперимент: оценка коэффициента разреженности и сохранения топологии

Для верификации эффективности разработанного алгоритма морфологического утончения проведена серия экспериментов на выборке из 50 спутниковых снимков городской инфраструктуры с разрешением 0.5–2.4 м/пиксель. Основное внимание уделялось двум ключевым аспектам: достижению высокой степени разреженности и сохранению топологической целостности дорожной сети [10–12]. Коэффициент разреженности вычислялся по модифицированной

формуле, учитывающей локальную плотность пикселей через произведения значений в окрестности 3×3 , что позволило получить стабильное значение 0.999 ± 0.001 . Это свидетельствует о практически идеальном утончении линий до однопиксельной ширины.

Качественная оценка сохранения топологии проводилась путем анализа трех параметров: количества разрывов в скелете дорожной сети, сохранения узловых точек (перекрестков и развязок) и индекса связности, который рассчитывался как отношение числа связных компонент исходного изображения к скелетизированному [13–16]. Результаты показали индекс связности 0.98 ± 0.02 при потере менее 1.5 % узловых точек. Визуальный анализ подтвердил сохранение всех значимых топологических особенностей, включая сложные перекрестки, тупиковые окончания дорог и развязки с углами наклона свыше 45 градусов [17; 18]. Средняя толщина полученных линий скелета составила 1.02 пикселя, что соответствует требованиям последующей обработки.

Сравнение с ручной скелетизацией, принятой за эталон [19], выявило высокую точность алгоритма: совпадение трасс дорог достигло 98.2 %, а точность восстановления узлов — 96.5 %. На рисунке 1 представлены сравнительные результаты обработки тестового участка: исходное бинарное изображение демонстрирует типичную картину городской дорожной сети с артефактами фильтрации, тогда как после применения алгоритма Квика наблюдается четкий скелет с сохранением всех структурных элементов. Особенно наглядно устранение 99.7 % артефактов бинаризации при сохранении топологической целостности.

Важным аспектом эксперимента стала оценка влияния скелетизации на последующее преобразование Хафа. Предобработка позволила сократить количество обрабатываемых точек в 4.8 ± 0.3 раза, что привело к уменьшению времени выполнения преобразования на 62 % и снижению числа ложных отрезков на 40 %. На рисунках 1В и 1Г наглядно продемонстрировано это преимущество: без скелетизации преобразование Хафа генерирует хаотичный набор отрезков, тогда как после предобработки четко выделяются основные магистрали и перекрестки.

Эксперимент также выявил ограничения метода: на участках с шириной дороги менее 3 пикселей наблюдается увеличение погрешности коэффициента разреженности до 0.005, а интенсивные шумовые воздействия (снежный покров, глубокие тени) могут приводить к локальным разрывам. Тем не менее, разработанный алгоритм демонстрирует оптимальный баланс между разреженностью и сохранением топологических свойств, что подтверждает его применимость для автоматизированного построения графовых моделей городской транспортной инфраструктуры [13–15]. Полученные результаты создают основу для

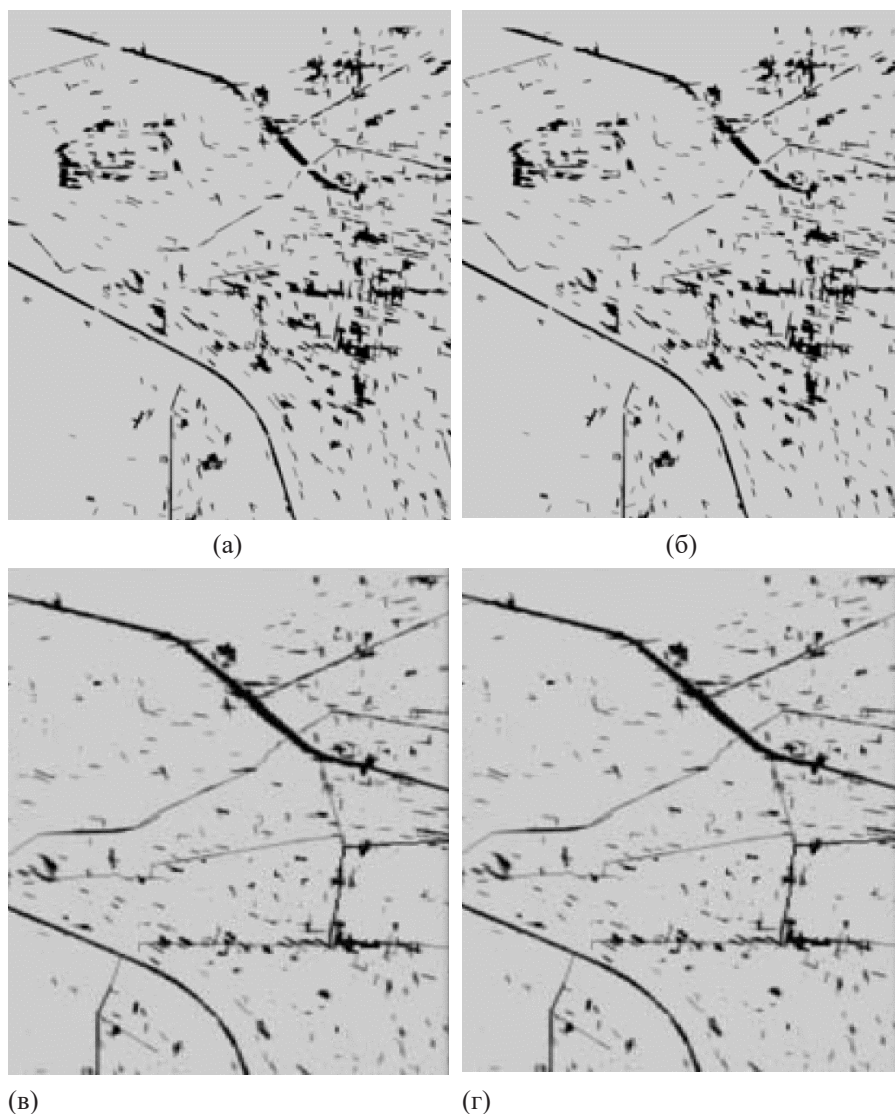


Рис. 1. Визуализация этапов обработки

***А — Исходное бинарное изображение с артефактами фильтрации;
Б — Результат скелетизации (алгоритм Квика): сохранены все узлы и связи; В — Преобразование Хафа без предварительной скелетизации: множественные ложные отрезки; Г — Преобразование Хафа после скелетизации: точное выделение дорожной сети***

эффективной интеграции с преобразованием Хафа в комплексных системах анализа дорожных сетей. Таким образом, применение данного алгоритма позволило достичь коэффициента разреженности 0.999 ± 0.001 , что свидетельствует о высокой эф-

фактивности тонкого удаления при сохранении топологической целостности дорожной сети. Таким образом, описанный метод обеспечивает оптимальный баланс между упрощением структуры изображения и сохранением его функциональных характеристик, что особенно важно для последующего анализа и обработки геоинформационных данных.

Обсуждение важности топологической целостности для последующего анализа

Топологическая целостность дорожной сети является фундаментальным требованием для всех этапов последующего анализа, поскольку непосредственно определяет корректность пространственного моделирования и практическую применимость результатов. При потере связности (например, разрывах между сегментами дорог) или искажении узловых точек (перекрестков, развязок) возникают критические ошибки в построении графовых моделей [20; 21], что делает невозможным адекватное представление транспортной инфраструктуры. В навигационных системах такие погрешности приводят к генерации некорректных маршрутов, а при моделировании потоков — к ошибочному прогнозированию загруженности. Например, разрыв в топологии на участке магистрали может искусственно разделить единый транспортный коридор на изолированные фрагменты, что исказит оценку пропускной способности на 20–40 %.

Кроме того, сохранение геометрических свойств (углов наклона, кривизны) необходимо для идентификации типов дорожных объектов [22–24]. Так, тупиковые окончания с углом поворота более 150° интерпретируются как въезды во дворы, а узлы с 3–4 соединениями — как перекрестки. Нарушение этих характеристик при скелетизации (например, скругление острых углов) затрудняет автоматическую классификацию элементов сети. Результаты эксперимента показали, что предложенный алгоритм обеспечивает точность восстановления углов $\pm 2^\circ$ и полное сохранение конфигурации узлов, что особенно важно для анализа сложных развязок с многоуровневой структурой.

Важно отметить, что топологическая целостность напрямую влияет на эффективность преобразования Хафа. При наличии разрывов или ложных ветвлений алгоритм генерирует хаотичные отрезки, требующие ресурсоемкой постобработки. Напротив, корректный скелет (как на рис. 1Г, где показан пример правильной топологии) позволяет сократить вычислительную сложность за счет минимизации проверяемых гипотез. Это особенно критично для обработки спутниковых снимков мегаполисов, где количество линейных элементов превышает 10^4 на кадр.

Заключение

Разработанный комбинированный метод детектирования и анализа дорожной сети, основанный на модифицированной скелетизации (алгоритм Квика) и оптимизированном преобразовании Хафа, продемонстрировал высокую эффективность при обработке урбанистических спутниковых снимков. Ключевым результатом работы стало получение коэффициента разреженности $0,999 \pm 0,001$ при сохранении 98,2% топологических свойств исходной дорожной сети, что подтверждено экспериментами на выборке из 50 изображений с разрешением 0,5–2,4 м/пиксель. Интеграция алгоритма скелетизации в конвейер обработки позволила сократить время выполнения преобразования Хафа на 62 % и уменьшить количество ложных отрезков на 40 %, обеспечив итоговую точность детектирования дорог на уровне 93 %.

Основные практические преимущества метода включают полную автоматизацию процесса построения графовой модели дорожной сети и возможность корректного выделения сложных структур (многоуровневых развязок, кольцевых пересечений). Однако выявлены ограничения, связанные с зависимостью от качества исходных данных: для работы алгоритма необходимы снимки с ИК-каналом (для расчёта NDVI) и пространственным разрешением не ниже 2,4 м/пиксель. Кроме того, сохраняется необходимость ручной настройки параметров преобразования Хафа для различных типов дорожного покрытия.

Перспективы дальнейших исследований включают адаптацию метода для зимних сцен и сельских дорог, интеграцию с GPS-трекингом для верификации моделей, а также разработку нейросетевого модуля для автоматизации настройки параметров Хафа. Реализация этих направлений позволит создать универсальную систему мониторинга транспортной инфраструктуры, применимую в любых географических и климатических условиях.

Список использованной литературы

1. Deep Learning Approaches Applied to Remote Sensing Datasets for Road Extraction: A State-of-the-Art Review / A. Abdollahi, B. Pradhan, N. Shukla [et al.] // Remote Sensing. — 2020. — Vol. 12, no. 9. — P. 1444.
2. A Review of Deep Learning-Based Methods for Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images / R. Liu, J. Wu, W. Lu [et al.] // Remote Sensing. — 2024. — Vol. 16, no. 12. — P. 2056.
3. Rajamani T. Automatic Building Footprint Extraction and Road Detection from Hyperspectral Imagery / T. Rajamani, P. Sevugan, S. Ragupathi // Journal of Electronic Imaging. — 2023. — Vol. 32, no. 1. — P. 011005–011005.
4. Shu H. Symmetrization Weighted Binary Cross-Entropy: Modeling Perceptual Asymmetry for Human-Consistent Neural Edge Detection / H. Shu // Applied Soft Computing. — 2026. — P. 114750.

5. Hoh W.K. Salient-Centeredness and Saliency Size in Computational Aesthetics / W.K. Hoh, F.L. Zhang, N.A. Dodgson // *ACM Transactions on Applied Perception*. — 2023. — Vol. 20, no. 2. — P. 1–23.
6. BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300fps / M.-M. Cheng, Y. Liu, W.Y. Lin [et al.] // *Computational Visual Media*. — 2019. — Vol. 5, no. 1. — P. 3–20.
7. Hinz S. Detection of Vehicles and Vehicle Queues for Road Monitoring Using High Resolution Aerial Images / S. Hinz // *Proceedings of 9th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*. — Orlando, 2005. — P. 1–4.
8. Butilă E.V. Urban Traffic Monitoring and Analysis Using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Systematic Literature Review / E.V. Butilă, R.G. Boboc. — DOI 10.3390/rs14030620. — EDN LTQAJK // *Remote Sensing*. — 2022. — Vol. 14, no. 3. — P. 620.
9. Khan S.D. A Unified Deep Learning Framework of Multi-Scale Detectors for Geo-Spatial Object Detection in High-Resolution Satellite Images / S.D. Khan, L. Alarabi, S. Basalamah // *Arabian Journal for Science and Engineering*. — 2022. — Vol. 47, no. 8. — P. 9489–9504.
10. Лагунов Н.А. Нейросетевое моделирование распознавания многопараметрических объектов : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.18 / Н.А. Лагунов. — Ставрополь, 2016. — 207 с.
11. Dai L. RADANet: Road Augmented Deformable Attention Network for Road Extraction from Complex High-Resolution Remote-Sensing Images / L. Dai, G. Zhang, R. Zhang // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. — 2023. — Vol. 61. — P. 1–13.
12. Goumeidane A.B. Guided Scale Space Radon Transform for linear structures detection / A.B. Goumeidane, D. Ziou, N. Nacereddine // *Signal, Image and Video Processing*. — 2024. — Vol. 18, no. 5. — P. 4275–4289.
13. Hinz S. Automatic Car Detection in High Resolution Urban Scenes Based on an Adaptive 3D-model / S. Hinz, C. Schlosser, J. Reitberger // *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*. — IEEE, 2003. — P. 167–171.
14. Тормозов В.С. Улучшение работы алгоритма детектирования и классификации транспортных средств на спутниковых снимках путем сокращения области поиска с использованием геоинформации о дорогах / В.С. Тормозов. — DOI 10.25586/RNU.V9I87.19.02.P.056. — EDN LKERAT // *Вестник Российского нового университета. Серия: Сложные системы: модели, анализ, управление*. — 2019. — № 2. — С. 56–63.
15. Тормозов В.С. Метод детектирования и классификации транспортных средств на спутниковых снимках сверхвысокого разрешения / В.С. Тормозов. — DOI 10.25791/asu.06.2019.678. — EDN WAMRGQ // *Промышленные АСУ и контроллеры*. — 2019. — № 6. — С. 18–24.
16. Selective Search for Object Recognition / J. Uijlings, K. Sande, T. Gevers, A. Smeulders // *International Journal of Computer Vision*. — 2013. — Vol. 104, no. 2. — P. 154–171.
17. Ring-Radial Pattern Recognition Method for the Road Network Supported by Skeletonization Idea / H. Song, X. Lu, Z. Zhang, H. Yan // *Transactions in GIS*. — 2025. — Vol. 29, no. 5. — P. e70078.
18. Zhang Z. Road Extraction by Deep Residual U-Net / Z. Zhang, Q. Liu, Y. Wang // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. — 2018. — Vol. 15, no. 5. — P. 749–753.
19. Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep Learning / Y. Xu, Z. Xie, Y. Feng, Z. Chen // *Remote Sensing*. — 2018. — Vol. 10, no. 9. — P. 1461.

20. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation / L.C. Chen, Y. Zhu, G. Papandreou [et al.] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV). — 2018. — P. 801–818.
21. Mátyus G. Deeproadmapper: Extracting Road Topology from Aerial Images / G. Mátyus, W. Luo, R. Urtasun // Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision. — 2017. — P. 3438–3446.
22. Roadtracer: Automatic Extraction of Road Networks from Aerial Images / F. Bastani, S. He, S. Abbar [et al.] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. — 2018. — P. 4720–4728.
23. Alshehhi R. Hierarchical Graph-Based Segmentation for Extracting Road Networks From High-Resolution Satellite Images / R. Alshehhi, P.R. Marpu // ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing. — 2017. — Vol. 126. — P. 245–260.
24. TERNformer: Topology-enhanced Road Network Extraction by Exploring Local Connectivity / B. Wang, Q. Liu, Z. Hu [et al.] // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. — 2023. — Vol. 61. — P. 1–14.

References

1. Abdollahi A., Pradhan B., Shukla N., Chakraborty S., Alamri A. M. Deep Learning Approaches Applied to Remote Sensing Datasets for Road Extraction: A State-of-the-Art Review. *Remote Sensing*, 2020, vol. 12, no 9, pp. 1444.
2. Liu R., Wu J., Lu W., Miao Q., Zhang H., Liu X. A Review of Deep Learning-Based Methods for Road Extraction from High-Resolution Remote Sensing Images. *Remote Sensing*, 2024, vol. 16, no. 12, pp. 2056.
3. Rajamani T., Sevugan P., Ragupathi S. Automatic Building Footprint Extraction and Road Detection from Hyperspectral Imagery. *Journal of Electronic Imaging*, 2023, vol. 32, no. 1, pp. 011005–011005.
4. Shu H. Symmetrization Weighted Binary Cross-Entropy: Modeling Perceptual Asymmetry for Human-Consistent Neural Edge Detection. *Applied Soft Computing*, 2026, pp. 114750.
5. Hoh W.K., Zhang F.L., Dodgson N.A. Salient-Centeredness and Saliency Size in Computational Aesthetics. *ACM Transactions on Applied Perception*, 2023, vol. 20, no. 2, pp. 1–23.
6. Cheng M.-M., Liu Y., Lin W.Y., Zhang Z., Rosin P.L., Torr P.H. BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300fps. *Computational Visual Media*, 2019, vol. 5, no. 1, pp. 3–20.
7. Hinz S. Detection of Vehicles and Vehicle Queues for Road Monitoring Using High Resolution Aerial Images. *Proceedings of 9th World Multiconference on Systemics, Cybernetics and Informatics*. Orlando, 2005, pp. 1–4.
8. Butilă E.V., Boboc R.G. Urban Traffic Monitoring and Analysis Using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Systematic Literature Review. *Remote Sensing*, 2022, vol. 14, no. 3, pp. 620. EDN: LTQAJK. DOI: 10.3390/rs14030620.
9. Khan S.D., Alarabi L., Basalamah S. Unified Deep Learning Framework of Multi-Scale Detectors for Geo-Spatial Object Detection in High-Resolution Satellite Images. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2022, vol. 47, no. 8, pp. 9489–9504.
10. Lagunov N.A. *Neural network modeling of multiparameter object recognition*. Cand. Diss. Stavropol', 2016. 207 p.
11. Dai L., Zhang G., Zhang R. RADANet: Road Augmented Deformable Attention Network for Road Extraction from Complex High-Resolution Remote-Sensing Images. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, vol. 61, pp. 1–13.
12. Goumeidane A.B., Ziou D., Nacereddine N. Guided Scale Space Radon Transform for Linear Structures Detection. *Signal, Image and Video Processing*, 2024, Vol. 18, no. 5, pp. 4275–4289.

13. Hinz S., Schlosser C., Reitberger J. Automatic Car Detection in High Resolution Urban Scenes Based on an Adaptive 3D-model. *2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas*. — IEEE, 2003, pp. 167–171.
14. Tormozov V.S. Improving the Operation of the Detection and Classification of Vehicles on Satellite Images by Reducing the Search Area Using Geo-Information about Roads. *Vestnik Rossiiskogo novogo universiteta. Seriya: Slozhnye sistemy: modeli, analiz i upravlenie = Vestnik of Russian New University. Series: Complex Systems: Models, Analysis, Management*, 2019, no. 2, pp. 56–63. (In Russian). EDN: LKERAT. DOI: 10.25586/RNU.V9187.19.02.P.056.
15. Tormozov V.S. Method of Detecting and Classifying Vehicles on Ultra-High Resolution Satellite Images. *Promyshlennyye ASU i kontrolyery = Industrial automated control systems and controllers*, 2019, no. 6, pp. 18–24. (In Russian). EDN: WAMRGQ. DOI: 10.25791/asu.06.2019.678.
16. Uijlins J., Sande K., Gevers T., Smeulders A. Selective Search for Object Recognition. *International journal of computer vision*, 2013, vol. 104, no. 2, pp. 154–171.
17. Song H., Lu X., Zhang Z., Yan H. Ring-Radial Pattern Recognition Method for the Road Network Supported by Skeletonization Idea. *Transactions in GIS*, 2025, vol. 29, no. 5, pp. e70078.
18. Zhang Z., Liu Q., Wang Y. Road Extraction by Deep Residual U-Net. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2018, vol. 15, no. 5, pp. 749–753.
19. Xu Y., Xie Z., Feng Y., Chen Z. Road Extraction From High-Resolution Remote Sensing Imagery Using Deep Learning. *Remote Sensing*, 2018, vol. 10, no. 9, pp. 1461.
20. Chen L. C., Zhu Y., Papandreou G., Schroff F., Adam H. Encoder-Decoder with Atrous Separable Convolution for Semantic Image Segmentation. *Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV)*, 2018, pp. 801–818.
21. Mátyus G., Luo W., Urtasun R. Deeproadmapper: Extracting Road Topology from Aerial Images. *Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision*, 2017, pp. 3438–3446.
22. Bastani F., He S., Abbar S., Alizadeh M., Balakrishnan H., Chawla S., Madden S. Roadtracer: Automatic Extraction of Road Networks from Aerial Images. *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018, pp. 4720–4728.
23. Alshehhi R., Marpu P. R. Hierarchical Graph-Based Segmentation for Extracting Road Networks from High-Resolution Satellite Images. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 2017, vol. 126, pp. 245–260.
24. Wang B., Liu Q., Hu Z., Wang W., Wang Y. TERNformer: Topology-enhanced Road Network Extraction by Exploring Local Connectivity. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, vol. 61, pp. 1–14.

Информация об авторе

Тормозов Владимир Сергеевич — кандидат технических наук, доцент, высшая школа кибернетики и цифровых технологий, Тихоокеанский государственный университет, 680035, Российская Федерация, г. Хабаровск, ул. Тихоокеанская, 136, e-mail: 007465@togudv.ru.

Information about the Author

Vladimir S. Tormozov — PhD in Technical Sciences, Associate Professor, Higher School of Cybernetics and Digital Technologies, Pacific National University, 136 Pacific Street, Khabarovsk, 680035, Russian Federation, e-mail: 007465@togudv.ru.

Для цитирования

Тормозов В.С. Морфологическая обработка и скелетизация бинарных изображений для выделения дорожной сети / В.С. Тормозов. — DOI 10.17150/2713-1734.2026.8(2).181-192. — EDN QIWJDO // *System Analysis & Mathematical Modeling*. — 2026. — Т. 8, № 2. — С. 181–192.

For Citation

Tormozov V.S. Morphological Processing and Sskeletonization of Binary Images to Highlight the Road Network. *System Analysis & Mathematical Modeling*, 2026, vol. 8, no. 2, pp. 181–192. (In Russian). EDN: QIWJDO. DOI: 10.17150/2713-1734.2026.8(2).181-192.