



ORIGINAL RESEARCH PAPER

Extracting FaçadePoints of Urban Buildings from Mobile Laser Scanner Point Clouds

M. Heidarimozaffar^{*1}, S. A. Hosseini²¹ Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamadan, Iran² Department of Surveying and Geomatics Engineering, Faculty of Civil Engineering and Transportation, University of Isfahan, Isfahan, Iran

ABSTRACT

Received: 28 June 2023
Reviewed: 19 August 2023
Revised: 05 September 2023
Accepted: 15 October 2023

KEYWORDS:

Mobile Laser Scanner
DBSCAN
RANSAC
Building Modeling
Plane Extraction
Point Cloud Segmentation
Point Cloud Clustering

* Corresponding author

m.heidarimozaffar@basu.ac.ir

(+98912) 5185925

Background and Objectives: In recent decades, geomatics science has made significant progress, and these advances are due to advanced measurement tools and innovative technologies in the field of geometric and spatial data acquisition. In this context, mobile laser scanners have been introduced as a basic and efficient tool that has the ability to perform accurate and fast measurements of various objects and environments, including urban spaces. These devices automatically record all the details of the urban space in the form of point cloud. To extract the geometric information of buildings from these details, it is necessary to use machine vision methods. In order to achieve accurate and reliable models of buildings, a sequence of post-processing operations is implemented when processing point cloud data. One of the most important stages of these processes is the segmentation of point cloud. These steps transform point cloud data into more conceptual and analyzable information. One of the important issues in processing point cloud data is the ability to extract planar surfaces of building facades (walls). These planar surfaces are of special importance as basic components in modeling and analyzing the condition of buildings. Accuracy in the information related to these planar surfaces allows for a more accurate and complete distinction between different components of buildings. This is important in several applications including urban planning, construction management, and energy consumption analysis of buildings.

Methods: In this article, MSAC and G-DBSCAN algorithms are used to extract planar surfaces from point cloud data. These two algorithms are executed sequentially. First, the most probable planar surfaces in the study area are extracted using MSAC, and then G-DBSCAN is used to separate the walls from these planar surfaces. In this article, the GeoSLAM ZEB-HORIZON mobile laser scanner device is used to collect data, and the area chosen for this purpose is the buildings of the Faculty of Engineering of Bo Ali Sina University in Hamedan. Because this place has features such as architectural diversity, the presence of non-planar and planar facades, different positions of the walls relative to each other with different dimensions, and challenges related to the diverse architecture of the space around the buildings.

Findings: Comprehensive evaluation of this research that includes three separate buildings. The results show an average Precision of over 93%, which guarantees accurate data extraction. In addition, it has achieved an average Recall of over 94%, which captures the majority of elements in the view. As a result, F1 score with an average value of 94% has been obtained. This research contributes to the progress in the field of accurate building data extraction and architectural modeling. Of course, when dealing with buildings and more complex environments, the algorithm faces challenges. Among the challenges that can be mentioned are various architectural features of buildings and external obstacles. For example, in buildings with large glass doors and windows, these algorithms may incorrectly extract interior walls. Also, the presence of dense vegetation around the facade can create obstacles that hinder the laser scanner's ability to fully capture the facade.

Conclusion: However, the results show that the algorithm in general was able to provide a significant performance in extracting the facade information of buildings, especially in challenging architectural scenarios. These developments are promising and create new possibilities in the field of spatial data analysis and building modeling. This innovative approach can be used in various applications and help to develop modern and data-based architectural models.



NUMBER OF REFERENCES

44



NUMBER OF FIGURES

16



NUMBER OF TABLES

7

مقاله پژوهشی

استخراج نقاط نمای ساختمان‌های شهری از ابرنقاط لیزراسکنر همراه

مرتضی حیدری مظفر^{۱*}، سید عادل حسینی^۲^۱ گروه عمران، دانشکده مهندسی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان، ایران^۲ گروه مهندسی نقشه‌برداری، دانشکده عمران و حمل و نقل، دانشگاه اصفهان، اصفهان، ایران

چکیده

پیشینه و اهداف: در دهه‌های اخیر، علوم ژئوماتیک پیشرفت چشمگیری کرده و این پیشرفت‌ها، ناشی از ابزارهای پیشرفته اندازه‌گیری و تکنولوژی‌های نوآورانه در زمینه اخذ داده‌های هندسی و مکانی است. در این زمینه، لیزراسکنرهای همراه به عنوان ابزاری اساسی و کارآمد معرفی شده‌اند که قابلیت انجام اندازه‌گیری دقیق و سریع اشیاء و محیط‌های مختلف از جمله فضاهای شهری، را دارا هستند. این دستگاه‌ها به شکل خودکار تمامی جزئیات فضای شهری را به شکل ابرنقطه ثبت می‌کنند. برای استخراج اطلاعات هندسی ساختمان‌ها از درون این جزئیات، لازم است از روش‌های بینایی ماشینی استفاده شود. در راستای دستیابی به مدل‌های دقیق و قابل اعتماد از ساختمان‌ها، هنگام پردازش داده‌های ابرنقطه، دنباله‌ای از عملیات پس‌پردازش اجرا می‌شود. یکی از مهمترین مراحل این پردازش‌ها، قطعه‌بندی ابرنقاط است. این مراحل انتقال داده‌های ابرنقطه را به اطلاعات مفهومی‌تر و قابل تحلیل‌تر تبدیل می‌کنند. یکی از مسائل مهم در پردازش داده‌های ابرنقطه، توانایی استخراج سطوح مسطح نماهای ساختمانی (دیوارها) است. این سطوح مسطح به عنوان اجزاء اساسی در مدل‌سازی و تحلیل وضعیت ساختمان‌ها از اهمیت ویژه‌ای برخوردارند. دقت در اطلاعات مرتبط با این سطوح مسطح، امکان تمایز دقیق‌تر و کامل‌تر بین اجزاء مختلف ساختمان‌ها را فراهم می‌کند. این امر در کاربردهای متعددی از جمله برنامه‌ریزی شهری، مدیریت ساخت و ساز، و تجزیه و تحلیل مصرف انرژی ساختمان‌ها اهمیت دارد.

روش‌ها: در این مقاله، برای استخراج سطوح مسطح از داده‌های ابرنقطه از دو الگوریتم MSAC و G-DBSCAN استفاده شده است. این دو الگوریتم به صورت متوالی اجرا می‌شوند. به طوری که ابتدا محتمل‌ترین سطوح مسطح در فضای مطالعه با استفاده از MSAC استخراج شده و سپس به منظور جداسازی دیوارها از میان این سطوح مسطح از G-DBSCAN استفاده می‌شود. در این مقاله، از دستگاه لیزراسکنر همراه GeoSLAM ZEB-HORIZON برای اخذ داده‌ها استفاده شده است و محوطه‌ای که برای این منظور انتخاب شده، ساختمان‌های دانشکده مهندسی دانشگاه بوعلی سینا در همدان می‌باشد. دلیل انتخاب این محوطه وجود ویژگی‌هایی از جمله تنوع معماری، وجود نماهای غیرمسطح و مسطح، حالت‌های مختلف قرارگیری دیوارها نسبت به هم با ابعاد مختلف، و چالش‌های مرتبط با معماری متنوع فضای اطراف ساختمان‌ها است.

یافته‌ها: ارزیابی جامع این تحقیق، سه ساختمان مجزا را دربرمی‌گیرد. نتایج میانگین دقت (Precision) بالای ۹۳٪ را نشان می‌دهد که استخراج دقیق داده‌ها را تضمین می‌کند. به علاوه، نتایج به میانگین بازنمایی (Recall) بالای ۹۴٪ دست یافته است، که اکثریت عناصر نما را به تصویر می‌کشد. در نتیجه، امتیاز F1 (F1 score) مقدار متوسط ۹۴٪ را به دست آورده است. این تحقیق، به پیشرفت در زمینه استخراج دقیق داده‌های ساختمانی و مدل‌سازی معماری کمک می‌کند. البته، در مواجهه با ساختمان‌ها و محیط‌های پیچیده‌تر، الگوریتم با چالش‌هایی مواجه می‌شود. از جمله چالش‌هایی که می‌توان به آن‌ها اشاره کرد، ویژگی‌های معماری متنوع ساختمان‌ها و موانع خارجی می‌باشد. برای مثال، در ساختمان‌های دارای درب‌ها و پنجره‌های شیشه‌ای بزرگ، این الگوریتم‌ها ممکن است دیوارهای داخلی را به اشتباه استخراج کنند. همچنین، وجود پوشش گیاهی متراکم در اطراف نما می‌تواند موانعی ایجاد کند که مانع از توانایی لیزراسکنر در برداشت کامل نما شوند.

نتیجه‌گیری: نتایج، نشان می‌دهد الگوریتم به طور کلی توانسته عملکرد قابل توجهی در استخراج اطلاعات نمای ساختمان‌ها به خصوص در سناریوهای معماری چالش برانگیز ارائه دهد. این پیشرفت‌ها، امیدوارکننده‌اند و امکانات جدیدی را در حوزه تحلیل داده‌های مکانی و مدل‌سازی ساختمانی ایجاد می‌کند. از این رویکرد نوآورانه، می‌توان در کاربردهای مختلفی استفاده نمود و به توسعه مدل‌های معماری مدرن و مبتنی بر داده کمک کرد.

تاریخ دریافت: ۷ تیر ۱۴۰۲

تاریخ داور: ۲۸ مرداد ۱۴۰۲

تاریخ اصلاح: ۱۴ شهریور ۱۴۰۲

تاریخ پذیرش: ۲۳ مهر ۱۴۰۲

واژگان کلیدی:

لیزراسکنر همراه

الگوریتم‌های DBSCAN و RANSAC

مدل‌سازی ساختمان

استخراج صفحه

قطعه‌بندی ابرنقطه

خوشه‌بندی ابرنقطه

* نویسنده مسئول

m.heidarimozaffar@basu.ac.ir

0912-5185925

مقدمه

ابرنقطه سروکار دارند، ارائه شده‌اند. با توجه به اینکه هندسه اکثر نمای ساختمان‌ها را می‌توان با مجموعه‌ای از نماهای مسطح به صورت صفحه توصیف کرد [۸]، استخراج صفحه نسبت به دیگر اشکال هندسی متداول‌تر است. بنابراین، با توجه به اهمیت استخراج خودکار صفحه از ابرنقطه [۱۳]، سمپاس و شان [۱۴] صفحه را با استفاده از رویکرد k-means فازی بر اساس سطح نرمال استخراج کردند. صفحه‌ها بر اساس تراکم خوشه و اتصال از هم جدا شدند. ژو و همکاران [۱۵]، از گرادیان برای محاسبه مؤثر پارامترهای صفحه و سپس استخراج نقاط مربوط به آن استفاده کردند. آرنود و همکاران [۱۶]، یک الگوریتم استخراج صفحه پویا را پیشنهاد می‌کنند که در آن نقاط به خوشه‌هایی تعلق می‌گیرند که پارامترهای صفحه فرضی یکسان دارند. با این حال، این روش‌ها علیرغم نتایج خوبی که ارائه می‌دهند، ممکن است تحت تأثیر عواملی چون تعداد تکرار و حداکثر تعداد خوشه‌های انتخابی قرار گیرند.

فراتر از روش‌های فوق، روش‌های دیگری برای استخراج صفحات ساختمانی پیشنهاد شده است. تعدادی از روش رشد منطقه‌ای (Region growing) [۱۷] به طور گسترده برای استخراج سطوح مسطح و ویژگی‌های نما استفاده کرده‌اند [۲۳-۱۸]. در روش رشد منطقه‌ای، انتخاب نقاط اولیه به عنوان منطقه بذری، نتایج نهایی قطع‌بندی ابرنقطه را به شدت تحت تأثیر قرار می‌دهد. همچنین، در مورد ابرنقطه با نویز زیاد، تصمیم‌گیری در مورد گسترش منطقه دشوار است. در این روش چندین منطقه بذری به طور مستقل رشد می‌کنند و منجر به خوشه‌هایی می‌شوند که به طور بالقوه با هم تداخل دارند. این رویکرد اغلب یک قطع‌بندی مناسب را نتیجه می‌دهد اما هنگام مواجه شدن با داده‌های با نویز زیاد به مشکل برمی‌خورد [۱۲].

در تحقیقات حوزه بینایی ماشین، دو روش کاملاً شناخته شده دیگر یعنی تبدیل هاف [۲۴] و الگوریتم RANSAC [۲۵] برای استخراج اشکال ساده هندسی استفاده شده‌اند [۳۲-۲۶]. برخلاف رشد منطقه‌ای، برای هر دو روش اثبات شده است که در حضور تعداد زیادی از نقاط پرت، اشکال ساده هندسی آسان‌تر استخراج می‌شوند [۱۳]. با این حال، روش تبدیل هاف عمدتاً در خصوص داده‌های دو بعدی و زمانی که تعداد پارامترهای مدل بسیار کم است، استفاده می‌شود. تراش‌کردی و همکاران [۱۳] هر دو روش را برای استخراج خودکار صفحه‌های سه‌بعدی ساختمان بر روی ابرنقطه ارزیابی کردند. پس از مقایسه تحلیلی، نتایج نشان داده است که الگوریتم RANSAC در قطع‌بندی ابرنقطه کارآمدتر از روش تبدیل هاف است. بنابراین، می‌توان گفت RANSAC در استخراج اشکال ساده بخصوص زمانی که داده از دنیای واقعی اخذ شده (ابرنقطه دارای نویز فراوان باشد) گزینه‌ای مناسب است [۱۲ و ۲۶]. مقابل این مزیت‌ها، RANSAC در استخراج اشکال در فضای سه بعدی، نسبت به انتخاب صحیح آستانه نویز حساس است به طوری که تعیین می‌کند کدام نقاط داده متناسب با مدل نمونه‌برداری شده (با مجموعه‌ای منحصر به فرد از پارامترها) است. اگر چنین آستانه‌ای خیلی زیاد انتخاب شود، تمام فرضیه‌ها به طور مساوی رتبه‌بندی می‌شوند و

مدل‌سازی سه‌بعدی خیابان‌ها و ساختمان‌ها، در بصری‌سازی کاربردهای مکان‌مند پیشرفته مانند ناوبری وسایل نقلیه، برنامه‌ریزی شهری و صنعت گردشگری، مورد توجه روزافزون است [۱]. با رشد تکنولوژی گرافیک رایانه‌ای، صنعت سرگرمی و واقعیت مجازی تقاضا برای مدل‌های پیچیده و واقع‌گرایانه نیز افزایش داشته است [۲]. پیچیدگی عوارض ساختمانی به خصوص در مناطق شهری، منجر به آن می‌شود که مرحله مدل‌سازی و استخراج اطلاعات هندسی ساختمان با دقت کافی انجام نشود [۳]. به همین دلیل، استخراج اطلاعات هندسی و در رأس آن، مدل‌سازی سه‌بعدی ساختمان‌ها به یکی از زمینه‌های مهم تحقیقاتی در فتوگرامتری و بینایی ماشین (Machine vision) تبدیل شده است [۴].

داده‌های مدل‌سازی ساختمان، عمدتاً با استفاده از سه روش به دست می‌آیند [۵]: فتوگرامتری هوایی، تصویربرداری عمیق و LiDAR. با پیشرفت فناوری LiDAR، ابرنقطه حاصل از برداشت جزئیات، در حال تبدیل شدن به یک منبع اصلی برای مدل‌سازی هندسه ساختمان‌ها است. در دهه ۱۹۹۰، لیزراسکنر هوایی به طور گسترده در دسترس قرار گرفت [۶] و تولید مدل‌های رقمی ارتفاعی از شهرها امکان‌پذیر شد. دقت و تراکم نقاط قابل برداشت توسط این فناوری در حال پیشرفت مداوم است. بعدها، لیزراسکنر زمینی و لیزراسکنر همراه، علاوه بر دقت هندسی بیشتر و تراکم بسیار زیاد، اسکن نمای ساختمان‌ها را که در حالت هوایی امکان‌پذیر نبود، میسر کردند [۷]. فرآیند مدل‌سازی نمای ساختمان با استفاده از ابرنقطه را می‌توان به سه مرحله اصلی تقسیم کرد [۸]: استخراج نقاط نمای ساختمان، شناسایی ویژگی‌های نمای ساختمان (به عنوان مثال درب، پنجره و غیره) و بازسازی مدل بر اساس یک توپولوژی سه‌بعدی. مرحله اول، بسیار مهم است زیرا مراحل بعدی مستقیماً در ادامه نتیجه مرحله اول به دست می‌آیند. اگرچه پردازش ابرنقطه برای استخراج ویژگی‌های نمای ساختمان (مرحله اول) فرآیندی زمان‌بر است [۹]، اما با توجه به دقت نسبتاً مناسب نتایج ارائه شده در پردازش ابرنقطه نمی‌توان از اهمیت چنین داده‌ای صرف‌نظر کرد [۵]. از جمله این پیش‌پردازش‌ها، قطع‌بندی ابرنقطه است یعنی تقسیم تعداد زیادی از نقاط به گروه‌هایی با خصوصیات مشابه که اغلب پیش شرط همه پردازش‌ها است [۱۰].

اغلب تکنیک‌های قطع‌بندی ابرنقطه بر روی داده‌های لیزراسکنر هوایی توسعه داده شده‌اند [۱۱]، به عبارتی تکنیک‌ها روی داده‌های مش یا داده‌های تصویری پیاده‌سازی شده‌اند و به‌ندرت روی داده‌های سه بعدی به طور مستقیم عملیاتی شده‌اند. ابرنقطه‌های که با لیزراسکنر زمینی/همراه و یا با تصویربرداری به دست می‌آیند، به خصوص زمانی که از چندین ایستگاه مختلف اخذ و ادغام می‌شوند، یقیناً سه بعدی هستند. تبدیل چنین داده‌ای به شبکه دو بعدی باعث از دست رفتن اطلاعات مکانی زیادی خواهد شد [۱۲]. در مقابل، تکنیک‌های قطع‌بندی سه بعدی که به استخراج اشکال ساده همچون صفحه، کره، استوانه از

اساس مقادیر این پارامتر و تعداد صفحات استخراج شده مرتبط به طور خودکار ترسیم شد. وقتی که تعداد صفحات استخراج شده بر اساس مقادیر افزایشی این پارامتر به یک مقدار ثابت رسید، اولین مقدار پارامتر قبل از ثبات نمودار به عنوان مقدار بهینه MinPoint در نظر گرفته شد. به این ترتیب، الگوریتم MSAC با دریافت این دو پارامتر کلیدی به عنوان ورودی، محتمل‌ترین سطوح مسطح در فضای مورد مطالعه را تولید می‌کند.

خروجی‌های مرحله اول یعنی صفحات استخراج شده، MinPoint و نقاط باقی‌مانده (نقاطی که به هیچ صفحه‌ای تعلق نداشته‌اند) به عنوان ورودی به مرحله دوم معرفی شد.

پس از اجرا شدن مرحله اول، به منظور جداسازی صفحه‌هایی (دیوارهای ساختمان) از میان صفحه‌های استخراج شده که گویای بهترین نمای بیرونی ساختمان باشند، هر کدام به صورت مجزا از الگوریتم DBSCAN [۳۵]، که به صورت موازی از واحد پردازش گرافیکی رایانه بهره می‌گیرد (G-DBSCAN) [۳۴ و ۳۶] عبور داده شد. این الگوریتم ورودی‌هایی به شرح زیر دریافت می‌کند:

- نقاط متعلق به هر صفحه تشخیص داده شده؛

- تعداد صفحات تشخیص داده شده در مرحله قبل که وظیفه خاتمه الگوریتم را برعهده دارد (NP_M)؛

- مقدار MinPts که با توجه به دانش در مورد حداقل فاصله دو دیوار مجاور هم راستا برای منطقه مورد مطالعه انتخاب می‌شود، به طوری که باید مقدار آن کمتر از این فاصله انتخاب شود (شکل ۳). مقدار آن برای این مطالعه ۵۰ سانتی‌متر تنظیم شده است؛

- شمارنده تعداد صفحاتی که توسط G-DBSCAN مورد بررسی قرار گرفته است (ONP_{G-D})

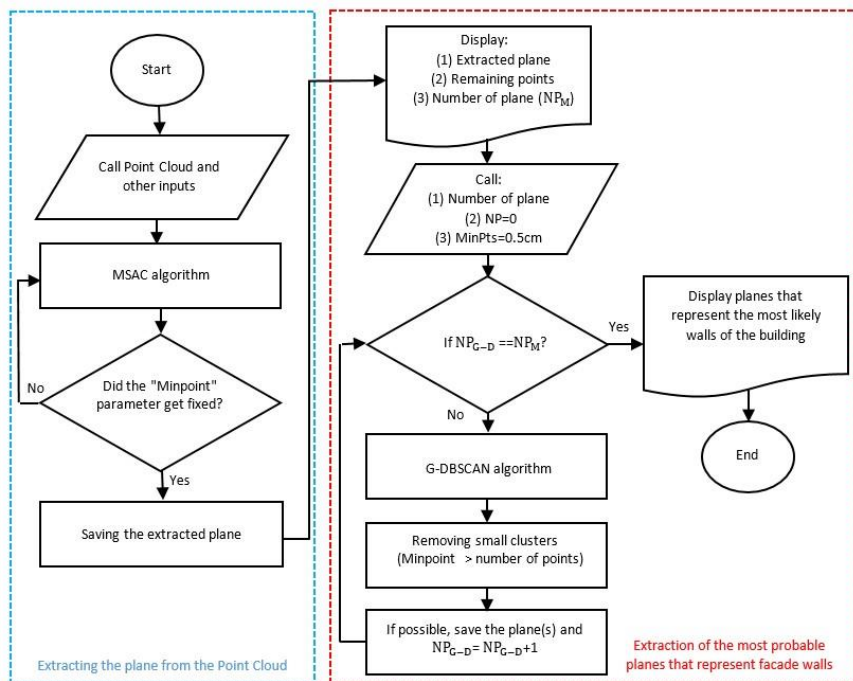
ورودی‌های این مرحله، به جز MinPts همه به‌طور خودکار از مرحله قبل دریافت می‌شود. هنگام عبور هر صفحه از مرحله خوشه‌بندی G-DBSCAN، اگر صفحه استخراج شده، خود بیشتر از یک دیوار را شامل شود، به تعداد صحیح قطعه‌بندی می‌شود، به طوری که هر صفحه معرف یک دیوار باشد و سپس هر کدام به صورت مجزا، ذخیره‌سازی می‌شوند و اگر صفحه استخراج شده، خود شرایط فقط یک دیوار را داشته باشد نقاط آن صفحه به عنوان دیوار ذخیره‌سازی می‌شوند. همچنین، صفحاتی که تعداد نقاط متعلق به آن‌ها کمتر از آستانه انتخابی MinPoint باشد به عنوان نقاط باقیمانده که شامل نما نیستند، به نقاط باقیمانده مرحله قبل اضافه و ذخیره می‌شوند. پس از اینکه هر کدام از این دو مرحله اجرا شود یک واحد به شمارنده NP_{G-D} اضافه خواهد شد. زمانی الگوریتم خاتمه می‌یابد که $NP_{G-D} = NP_M$ باشد. خروجی این الگوریتم نقاط متعلق به محتمل‌ترین صفحاتی است که گویای دیوارهای نمای ساختمان موجود در فضای مورد مطالعه با توجه به شرایط در نظر گرفته شده است.

ممکن است در استخراج صفحه‌ها چندین صفحه به عنوان یک صفحه استخراج شوند. از سوی دیگر، زمانی که آستانه نویز خیلی کوچک انتخاب شود، پارامترهای تخمین‌زده شده تمایل به ناپایداری دارند یعنی پس از هر بار اجرای الگوریتم تعداد صفحات استخراج شده متفاوت و بیشتر از تعداد واقعی است. برای جبران بخشی از این اثر نامطلوب، تور و همکاران MSAC را پیشنهاد کردند [۳۳].

اگرچه از نظر دقت و سرعت برای شناسایی نمای ساختمان پیشرفت‌های زیادی حاصل شده است، اما هنوز هم استراتژی‌های فراگیر پردازش برای استخراج خودکار چنین ویژگی‌هایی از محیط‌های نا همگن شهری نیازمند توسعه هستند. قطعه‌بندی ابرنقطه برای استخراج سطوح مسطح در نمای ساختمان را می‌توان به عنوان گام اصلی در پردازش خودکار ابرنقطه در نظر گرفت [۱۰]. دستیابی سریع به داده‌های سه‌بعدی و همچنین پردازش خودکار داده‌ها، دو وظیفه اصلی در کاربردهای نقشه‌برداری است [۱۳]. با توجه به این ملاحظات در این مقاله، الگوریتمی برای تشخیص خودکار دیوارهای نمای ساختمان موجود در ابرنقطه لیزراسکنر همراه با استفاده از الگوریتم‌های MSAC و G-DBSCAN [۳۴] که به صورت متوالی اجرایی شده مطرح می‌شود. این تحقیق بر اهمیت قابل توجه و کاربردهای عملی این تلاش، به‌ویژه در حوزه استخراج دیوارهای ساختمان از داده‌های ابرنقطه به دست آمده توسط لیزراسکنر همراه در محیط‌های شهری پویا تاکید می‌کند.

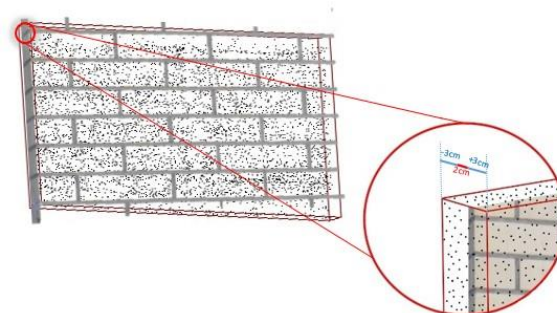
روش تحقیق

در این بخش، روش پیشنهادی برای استخراج دیوارهای نمای ساختمان از ابرنقطه به دقت بررسی و توضیح داده می‌شود. فرآیند کلی این روش، در شکل ۱ نمایش داده شده است و به دو مرحله اصلی تقسیم می‌شود. در مرحله اول، جهت استخراج سطوح مسطح محتمل در ابرنقطه، از الگوریتم MSAC استفاده شد. در این مرحله، دو پارامتر کلیدی بسیار مهم انتخاب شد. اولین پارامتر حداکثر ضخامت نویزی صفحه‌ها (MaxDistance) است که براساس دانش موجود در مورد محیط مطالعه انتخاب شد. به عنوان مثال، با توجه به برجستگی‌های نوع نما (حدود ۲ سانتیمتر) و دقت برداشت دستگاه (± 3 سانتیمتر)، این مقدار برابر با ۸ سانتیمتر تعیین شد (شکل ۲). دومین پارامتر، حداقل تعداد نقاط متعلق به هر صفحه (MinPoint) است که برای افزایش سرعت پردازش و جلوگیری از تشخیص هر مجموعه بیش از ۳ نقطه به عنوان یک صفحه مورد استفاده قرار گرفت. انتخاب مقدار این پارامتر بر اساس تحلیل هیستوگرام انجام شد، به گونه‌ای که الگوریتم با یک مقدار اولیه کم برای این پارامتر شروع به اجرا شد و تعداد صفحات استخراج شده در هر مرحله ذخیره شد. سپس، این مقدار افزایش یافت و تعداد صفحات استخراج شده در هر مرحله به طریق مشابه ذخیره شد. هیستوگرامی بر



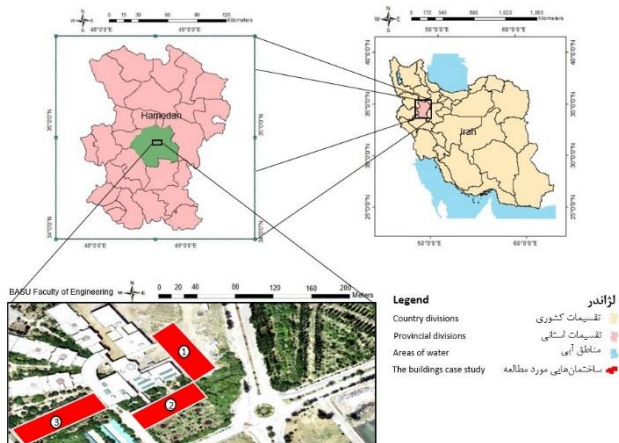
شکل ۱: روش استخراج صفحه‌های نمای ساختمان از ابرنقطه
 Fig.1: The method of extracting building facades from the point cloud.

دپارتمان‌های دانشکده مهندسی دانشگاه بوعلی سینا با ابعاد مختلف به عنوان مورد مطالعاتی انتخاب شد (شکل ۴). از ویژگی‌های بارز این ساختمان‌ها دیوارهایی با ابعاد مختلف است که با زاویه‌های تقریباً عمود بر هم مجاور یکدیگر قرار گرفته‌اند.

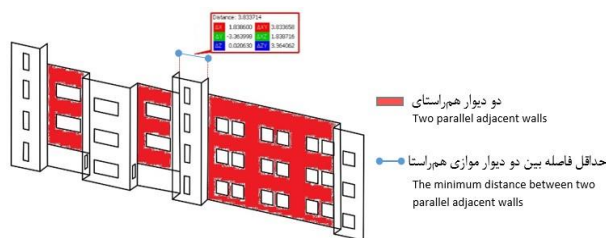


شکل ۲: تعیین ضخامت نویزی صفحه (آبی: حداکثر و حداقل خطای دستگاه، قرمز: برجستگی نوع نما)

Fig. 2: Determining the noise thickness of the plane (blue: maximum and minimum error of the device, red: protrusion of the facade)



شکل ۴: موقعیت مکانی سه ساختمان مورد مطالعه
 Fig. 4: Location of the three studied buildings.



شکل ۳: حداقل فاصله دو دیوار مجاور هم‌راستا (MinPts)

Fig. 3: The minimum distance between two parallel adjacent walls (MinPts)

- داده

لیزر اسکنر همراه، موسوم به موبایل لیدار یا لیزر اسکنر زمینی متحرک، که به اختصار آن را MLS گویند معمولاً، بر روی یک وسیله نقلیه سوار و یا توسط یک اپراتور حمل می‌شود. MLS می‌تواند اطلاعات هندسی دقیق محیط اطراف خود را به صورت ابرنقطه ثبت کند. عموماً MLS برای محاسبه دقیق مختصات سه بعدی نقاط در سیستم مختصات مرجع

- منطقه مورد مطالعه

برای تعیین کارایی و توانایی الگوریتم پیشنهادی، در برابر روش مبتنی بر نقطه، الگوریتم برای یک منطقه مطالعاتی آزمایش شد. در این مطالعه، ساختمان دانشکده مهندسی دانشگاه بوعلی سینا، واقع در شهر همدان، برای بررسی و تحقیق انتخاب شد. سه ساختمان از مجموعه

درستی بازیابی شده‌اند. اولی به وجود نقاطی که به اشتباه به‌عنوان صفحه استخراج شده‌اند حساس است، در حالی که دومی به وجود نقاطی که در مرجع به عنوان صفحه هستند و توسط الگوریتم صفحه شناسایی نمی‌شوند حساس است. در نهایت، امتیاز F1، دقت و بازنمایی را متعادل می‌کند و معمولاً به عنوان یک اندازه‌گیری منحصر به فرد از اثربخشی کلی یک الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد [۴۰]. بنابراین استفاده از معیارهای سه جانبه دقت، بازنمایی و امتیاز F1 وسیله‌ای مؤثر برای ارزیابی استخراج اشیاء در این نقطه است که با استفاده از معادلات زیر محاسبه می‌شوند:

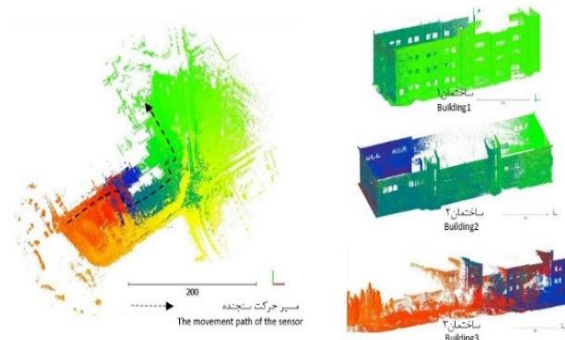
$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (1)$$

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \quad (2)$$

$$F1 = 2 \cdot \frac{precision \cdot recall}{precision + recall} \quad (3)$$



شکل ۵: لیزراسکنر همراه، GeoSLAM ZEB-HORIZON
Fig. 5: GeoSLAM ZEB-HORIZON mobile Laser scanner



شکل ۶: ابرنقطه اخذ شده از منطقه مطالعاتی.
Fig. 6: Point cloud generated from the study area.

که در آن TP تعداد نقاطی را نشان می‌دهد که به طور صحیح به صفحه‌ای که بخشی از آن صفحه در مرجع است اختصاص داده شده است، و FP تعداد نقاطی را نشان می‌دهد که به اشتباه به صفحه‌ای که بخشی از آن صفحه در مرجع است اختصاص داده نشده است. FN تعداد نقاطی را نشان می‌دهد که به اشتباه به صفحه‌ای اختصاص داده شده است که بخشی از آن صفحه در مرجع نیست.

از ترکیب سیستم‌های INS و GNSS بهره می‌گیرد. برای کاربردهای با دقت زیاد، اغلب نقاط کنترل دقیق در منطقه موردنظر ایجاد و با از یک روش multi-pass adjustment استفاده می‌شود [۳۷ و ۳۸]. از دیگر ویژگی‌های MLS می‌توان به اندازه‌گیری شدت و رنگ اشاره نمود، که البته این دو ویژگی در همه سیستم‌های MLS وجود ندارد. قدرت تفکیک مکانی و دقت زیاد داده‌های MLS و محصولات آن (به عنوان مثال، مدل‌های رقومی ارتفاعی، مدل‌های زیرساختی سه بعدی و غیره) موجب شده است تا در سطح جزئیات خاص بیشتر از سایر رویکردها از آن استفاده شود [۳۹]. در این مطالعه، از لیزراسکنر همراه GeoSLAM ZEB-HORIZON استفاده شد. این سیستم نرخ جمع‌آوری ۳۰۰۰۰۰ نقطه در ثانیه با دقت ۱-۳ سانتی‌متر و برد ۱۰۰ متر را دارد (جدول ۱). در مجموع تعداد تقریبی ۲۰۰ میلیون نقطه از منطقه مورد مطالعه توسط یک اپراتور باتجربه با این سنجنده اخذ شده است (شکل ۵ و ۶).

جدول ۱: مشخصات لیزراسکنر همراه، GeoSLAM ZEB-HORIZON
Table 1: GeoSLAM ZEB-HORIZON mobile laser scanner information.

پارامتر Parameter	مقدار Value
برد Range	100m
کلاس حفاظت Protection Class	IP54
وزن سنجنده Scanner Weight	1.3kg
تعداد نقطه اخذ در ثانیه Points per Second	300,000
نرخ دقت Relative Accuracy	1 - 3cm
حجم فایل داده خام Raw Data File Size	100-200MB a minute
پردازش Processing	Post Processing
عمر باتری Battery Life	3.5hrs

- ارزیابی دقت

دقت ابرنقطه قطعه‌بندی شده را می‌توان با مقایسه نتایج آن در برابر داده‌های مرجع که احتمالاً دستی تولید شده، اندازه‌گیری کرد [۴۰]. سطح سازگاری بین یک نتیجه خودکار و یک نتیجه دستی، نشان‌دهنده دقت روش خودکار است.

- معیارهای ارزیابی

تعدادی روش در دسترس وجود دارد که سازگاری بین دو مجموعه داده قطعه‌بندی شده را اندازه‌گیری می‌کنند (به عنوان مثال: [۴۱-۴۴])، اما به‌طور کلی در زمینه بازیابی اطلاعات، مفاهیم دقت (Precision)، بازنمایی (Recall) و امتیاز F1 (معرفی شده‌اند که معیارهای رایج و اساسی برای ارزیابی اثربخشی یک الگوریتم هستند [۴۵]). دقت، نشان‌دهنده درصد عناصر بازیابی شده درست توسط الگوریتم است، در حالی که بازنمایی، درصدی از داده‌های مرجع را نشان می‌دهد که به

- تولید داده مرجع

برای تأیید نتایج روش پیشنهادی، داده‌های مرجع به صورت دستی قطع‌بندی شدند. ساختمان‌های مورد مطالعه به طور مستقل توسط دو دانشجوی دکتری که در زمینه پردازش تصاویر LIDAR فعالیت دارند و دارای آشنایی کامل با فرایند قطع‌بندی سطوح هستند، صورت گرفت (جدول ۱، ۲ و ۳). هر نتیجه با اشتراک دو داده قطع‌بندی شده دستی (مرجع) مقایسه شد. این مقادیر دقت، بازنمایی و F1 score را تولید می‌کند. مقایسه با مجموعه داده مرجع به عنوان شاخص کیفیت نهایی برای نتیجه قطع‌بندی استفاده شد.

ابرنقاط قطع‌بندی شده دستی برای ارزیابی در شکل ۷ نشان داده شده‌اند. سازگاری کلی بین دو ابرنقطه قطع‌بندی شده دستی، با وجود ناسازگاری‌های کوچک، واضح است. در این جا، ناسازگاری یعنی اختلاف بین تعداد نقاط متعلق به هر صفحه قطع‌بندی شده دستی در دو ابرنقطه یکسان که سرانجام اشتراک دو ابرنقطه قطع‌بندی شده دستی به عنوان داده مرجع در نظر گرفته شد.

جدول ۳: اطلاعات ابرنقطه قطع‌بندی شده دستی ساختمان دوم
Table 3: Manually segmented point cloud data of the second building

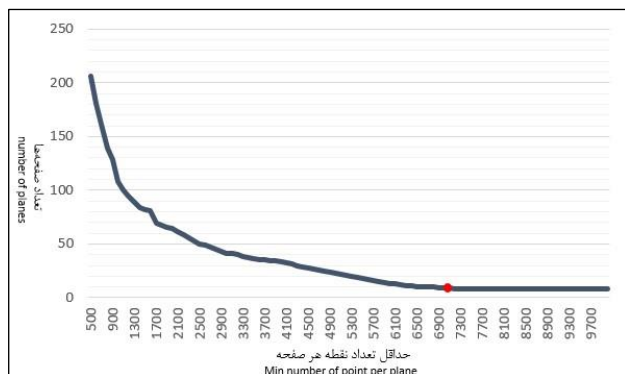
	رنگ Color	تعداد نقاط Number of points		
		مرجع ۱ Ref.1	مرجع ۲ Ref.2	اشتراک Intersect
		صفحه ۱ Plane1	2253173	2255037
صفحه ۲ Plane2	1461718	1450223	1449902	
صفحه ۳ Plane3	809029	810876	803842	
صفحه ۴ Plane4	212244	211398	207954	
صفحه ۵ Plane5	272253	269991	265727	
صفحه ۶ Plane6	2704105	2356967	2355506	
استوانه ۱ Cylinder1	657221	661107	654031	
استوانه ۲ Cylinder2	131569	137991	131440	

جدول ۲: اطلاعات ابرنقطه قطع‌بندی شده دستی ساختمان اول
Table 2: Manually segmented point cloud data of the first building

	رنگ Color	تعداد نقاط Number of points		
		مرجع ۱ Ref.1	مرجع ۲ Ref.2	اشتراک Intersect
		صفحه ۱ Plane1	687583	672946
صفحه ۲ Plane2	117103	120940	113395	
صفحه ۳ Plane3	18328	18202	16918	
صفحه ۴ Plane4	386689	378896	375303	
صفحه ۵ Plane5	52489	52087	51512	
صفحه ۶ Plane6	161621	163439	159834	
صفحه ۷ Plane7	19617	20186	18564	
صفحه ۸ Plane8	104380	104686	102340	
صفحه ۹ Plane9	53872	56108	53333	
صفحه ۱۰ Plane10	208812	206608	203132	
صفحه ۱۱ Plane11	12231	12166	11682	
صفحه ۱۲ Plane12	88444	92155	88248	
صفحه ۱۳ Plane13	52236	55583	51977	
صفحه ۱۴ Plane14	144522	157356	141949	
صفحه ۱۵ Plane15	22897	22892	21423	
صفحه ۱۶ Plane16	1782251	1780600	1774517	

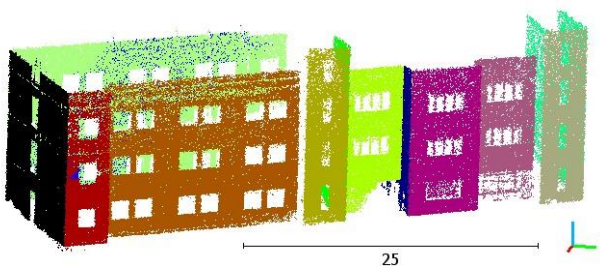
جدول ۴: اطلاعات ابرنقطه قطع‌بندی شده دستی ساختمان سوم
Table 4: Manually segmented point cloud data of the third building

	رنگ Color	تعداد نقاط Number of points		
		مرجع ۱ Ref.1	مرجع ۲ Ref.2	اشتراک Intersect
		صفحه ۱ Plane1	89538	88783
صفحه ۲ Plane2	2206	2067	1757	
صفحه ۳ Plane3	17590	20068	17192	
صفحه ۴ Plane4	281	265	254	
صفحه ۵ Plane5	11508	8523	8507	
صفحه ۶ Plane6	2785	2590	2214	
صفحه ۷ Plane7	48201	40894	36949	
صفحه ۸ Plane8	28724	33813	27704	
صفحه ۹ Plane9	21005	21432	20884	
صفحه ۱۰ Plane10	8267	8805	7941	
صفحه ۱۱ Plane11	600841	595169	588564	
صفحه ۱۲ Plane12	843949	850692	841682	
استوانه ۱ Cylinder1	27635	27294	26151	
استوانه ۲ Cylinder2	189266	200355	188145	



شکل ۹: نمایش چگونگی تعیین مقدار Minpoint برای ساختمان اول. این مقدار برای این ساختمان ۷۰۰۰ نقطه است که تعداد ۸ صفحه را استخراج کرده است.

Fig. 9: Shows how to determine the Minpoint value for the first building. This value for this building is 7000 points, which has extracted 8 planes.



شکل ۱۰: نتایج مرحله دوم الگوریتم برای ساختمان اول

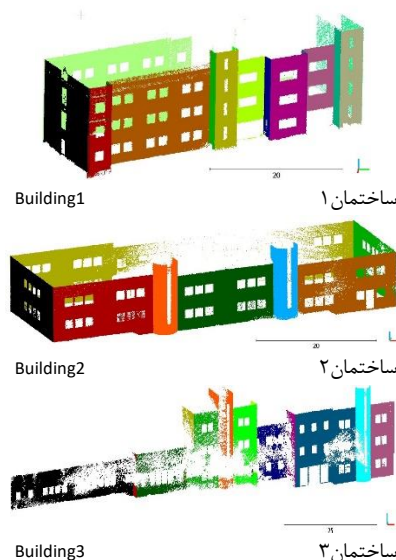
Figure 10: The results of the second step of the algorithm for the first building

الگوریتم با موفقیت توانست ۱۲ از ۱۶ دیوار بیرونی ساختمان شماره ۱ را با دقت بالایی استخراج کند. میزان دقت در این عملیات بالای ۹۳ درصد بوده که نشان از دقت بسیار خوبی در استخراج دیوارها دارد. با این حال، در مواردی که الگوریتم با دیوارهای عمود بر حرکت لیزراسکنر برخورد می‌کند، با چالش‌هایی مواجه می‌شود که نتیجه می‌دهد نرخ بازنمایی به ۸۶ درصد کاهش یابد. مقدار F1 score نیز حدود ۸۹ درصد بوده که نشان‌دهنده عملکرد متوازی است و الگوریتم را به عنوان یک ابزار موثر و امیدوارکننده برای اکثر کاربردهای استخراج نما تبدیل می‌کند (جدول ۵).

نتایج برای ساختمان دوم:

پس از اجرای مرحله اول الگوریتم بر روی ابرنقطه ساختمان دوم و ترسیم هیستوگرام، تغییرات در تعداد صفحات استخراج شده مشاهده شد. تعداد صفحات استخراج شده به مقدار تقریبی ۱۳۰۰۰ نقطه به عنوان حداقل تعداد نقاط متعلق به هر صفحه کاهش یافت و پس از آن تغییرات تعداد صفحات استخراج شده ثابت ماند و مقدار آن به ۶ صفحه رسید (شکل ۱۱ و ۱۲).

پس از عبور از مرحله دوم الگوریتم، ۸ صفحه به عنوان محتمل‌ترین صفحات نمای ساختمان استخراج شدند. از این ۸ صفحه، تمامی ۶ صفحه مربوط به نمای بیرونی ساختمان به درستی استخراج شدند. دو صفحه دیگر که به اشتباه استخراج شدند، مربوط به دیوار پشت ساختمان بودند که به دلیل عدم دسترسی سنجنده به موقعیت دیوار، ناقص برداشت شده بودند (شکل ۱۳).



شکل ۷: نتایج اشتراک دو قطعه‌بندی دستی که برای ارزیابی نتایج الگوریتم مورد استفاده قرار می‌گیرد.

Fig. 7: Intersection results of two manual segmentations used to evaluate the algorithm.

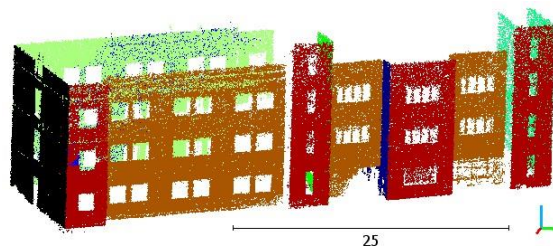
نتایج و بحث

الگوریتم معرفی شده بر روی سه ساختمان موردنظر اعمال شد. نتایج حاصل از این تحقیق، در ادامه به تفکیک مورد بررسی قرار خواهند گرفت.

نتایج برای ساختمان اول:

پس از اجرای مرحله اول الگوریتم بر روی ابرنقطه ساختمان اول، تغییراتی در تعداد صفحات استخراج شده مشاهده شد. پس از رسیدن به عدد تقریبی ۷۰۰۰ نقطه به عنوان حداقل تعداد نقاط متعلق به هر صفحه، تغییرات تعداد صفحات استخراج شده به ثبات رسید و مقدار ثابت ۸ صفحه به عنوان حداقل تعداد صفحات استخراج شده تأیید شد (برای مشاهده این تغییرات به شکل‌های ۸ و ۹ مراجعه شود).

در مرحله دوم الگوریتم، پس از عبور از ۸ صفحه استخراج شده، ۱۴ صفحه به عنوان محتمل‌ترین صفحات نمای ساختمان استخراج شد. از این تعداد، ۱۲ صفحه به درستی به عنوان دیوارهای بیرونی نمای ساختمان شناخته شدند، در حالی که ۲ صفحه به اشتباه از دیوارهای محیط داخل ساختمان استخراج شدند. این خطاها ناشی از عبور نقاط لیزر به داخل ساختمان بوده‌اند (شکل ۱۰).



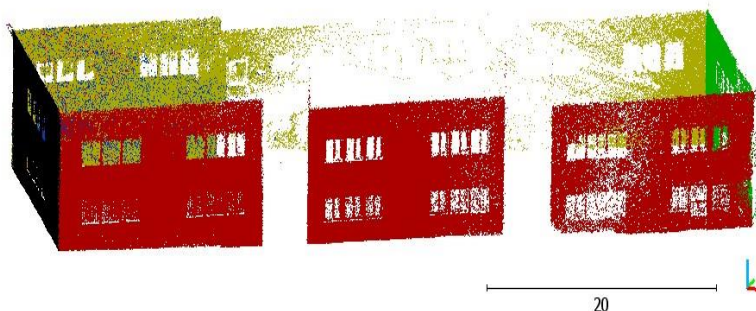
شکل ۸: نتایج مرحله اول الگوریتم برای ابرنقطه ساختمان اول

Fig. 8: The results of the first step of the algorithm for the cloud point of the first building

جدول ۵: نتایج به دست آمده پس از اجرای الگوریتم.

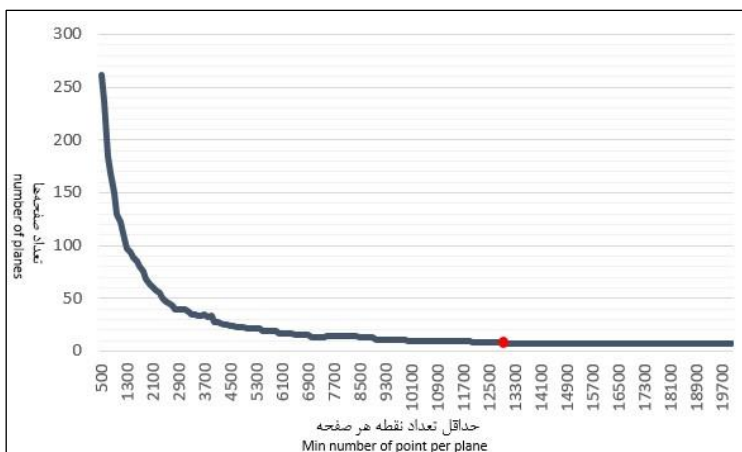
Table 5: Results obtained after running the algorithm.

	تعداد کل صفحه‌ها total number of planes	تعداد صفحه‌های استخراج شده Number of extracted planes	تعداد صفحه‌های استخراج شده (درست) Number of extracted planes(true)	تعداد صفحه‌های استخراج شده (اشتباه) Number of extracted planes(false)	تعداد صفحه‌های استخراج نشده Number of unextracted planes	دقت (%) Precision (%)	بازنمایی (%) Recall (%)	امتیاز F1 (%) F1score (%)
Building1	16	14	12	2	4	93	86	89
Building2	6	8	6	2	0	93	99	96
Building3	12	8	7	1	5	95	97	96

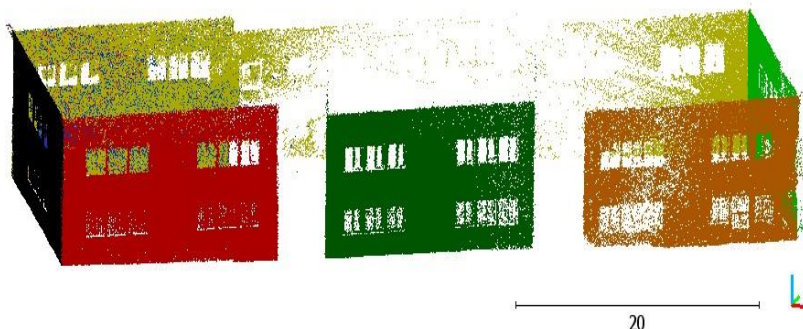


شکل ۱۱: نتایج مرحله اول الگوریتم برای ابرنقطه ساختمان دوم

Fig. 11: The results of the first step of the algorithm for the cloud point of the second building



شکل ۱۲: نمایش چگونگی تعیین مقدار Minpoint برای ساختمان دوم. این مقدار برای این ساختمان ۱۳۰۰۰ نقطه است که تعداد ۶ صفحه را استخراج کرده است.
Fig. 12: Shows how to determine the Minpoint value for the second building. This value for this building is 13000 points, which has extracted 6 planes.



شکل ۱۳: نتایج مرحله دوم الگوریتم برای ساختمان دوم

Fig. 13: Results of the second step of the algorithm for the second building

استخراج شد. این اشتباه به علت وجود درب ورودی شیشه‌ای ساختمان به وقوع پیوست که حجم زیادی از نقاط لیزر به راحتی از آن عبور کرده و به یکی از دیوارهای داخلی ساختمان برخورد کرده‌اند (کادر قرمز شکل ۱۶). همچنین، الگوریتم به دلیل ویژگی‌های معماری و اشکالاتی مشابه، ۵ دیوار نمای ساختمان را نتوانسته استخراج کند. این چالش‌ها بیشتر به عوامل خارجی نظیر پوشش گیاهی اطراف نمای ساختمان و عدم قابلیت لیزراسکنر برای به دست آوردن دقیق نقاط در مناطق خاص بازمی‌گردد.

در مورد ساختمان سوم که دارای دو نمای غیرمسطح و صفحات عمود بر هم بود، الگوریتم با یک سناریو پیچیده‌تر روبرو شد. با موفقیت ۷ دیوار از مجموع ۱۲ دیوار نما را با دقت استخراج کرد، که به دستیابی به دقتی بالغ بر ۹۵٪ منجر شد. با این حال، یک چالش مهم در این ساختمان به وقوع پیوست. یکی از دیوارها به دلیل وجود درب شیشه‌ای بزرگ در ورودی به اشتباه استخراج شد که منجر به برداشتن قسمت قابل توجهی از دیوار داخلی ساختمان شد. این سناریو حساسیت الگوریتم به ویژگی‌های معماری خاص و احتمال عدم دقت در چنین مواردی را بیان می‌کند. علاوه بر این، الگوریتم نتوانسته است ۵ دیوار دیگر از نما را به دلیل وجود موانع خارجی نظیر پوشش گیاهی فراگیر در نمای ساختمان استخراج نماید. این چالش به دلیل عوامل خارجی مانند پوشش گیاهی متراکم، مختص به مناطق خاص، واقع شده است. با وجود پیچیدگی‌های ذکر شده، الگوریتم توانسته است با دقت بالایی دیوارهای نما از یک ساختمان با نماهای غیرمسطح و صفحات عمودی را استخراج نماید. در حالی که برخی از نادرستی‌ها به دلیل ویژگی‌های معماری و عوامل خارجی رخ داده است، دقت بالای الگوریتم و نرخ بازنمایی دوباره توانایی آن در وظایف استخراج نما را تأیید می‌کند. F1 score نیز بالای ۹۶٪ بوده و این الگوریتم توانایی ایجاد تعادل میان دقت و بازنمایی را به نمایش می‌گذارد. این توانایی به ویژه در مواجهه با چالش‌ها و مشکلاتی که در این سناریوهای چالش‌برانگیز به وقوع می‌پیوندد، از اهمیت بالایی برخوردار است (جدول ۵).

به طور کلی، عملکرد الگوریتم در استخراج دیوارهای نما از یک ساختمان با نماهای غیرمسطح و صفحات عمودی قابل تحسین بوده و این نشان می‌دهد که این الگوریتم به عنوان یک ابزار ارزشمند و قابل اطمینان برای وظایف استخراج نما در شرایط مختلف ارزیابی می‌شود.

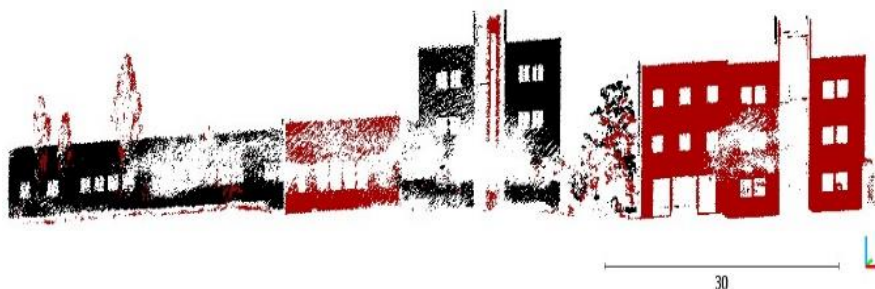
در مورد ساختمان دوم که دارای دو نمای غیرمسطح بود، الگوریتم عملکرد قابل قبولی داشت. تمام ۶ دیوار نما با موفقیت استخراج شدند، که این منجر به دستیابی به یک دقت بالغ بر ۹۳٪ شد که نشان‌دهنده سطح بالای اطمینان در دیوارهای استخراج شده است. ارزیابی نتایج نشان داد که در دو مورد، الگوریتم دیوارهایی را استخراج کرد که به عنوان نما شناخته نمی‌شوند. این نقصان در دقت به وجود محدودیت‌ها و چالش‌هایی در فرآیند اسکن باز می‌گردد، زیرا اپراتور نمی‌توانست اسکن را به صورت کامل انجام دهد. با این حال، عملکرد کلی الگوریتم با نرخ بازنمایی بالای ۹۹٪ بسیار مناسب بود، که نشان‌دهنده آن است که تقریباً تمام موارد مثبت واقعی را به طور مؤثر شناسایی می‌کند. F1 score برابر ۹۶٪ بوده و این الگوریتم توانایی ایجاد تعادل میان دقت و بازبایی را نشان می‌دهد و قابلیت اطمینان آن را برای کاربردهای استخراج نما تقویت می‌کند (جدول ۵).

برخلاف ساختمان اول، در اسکن ساختمان دوم مشکلات مرتبط با دیوارهای عمود بر مسیر حرکت اسکنر ایجاد نشده است. این امر فرآیند استخراج را ساده‌تر می‌کند و امکان به دست آوردن نرخ بازنمایی بالا را بدون کاهش در دقت فراهم می‌کند.

بنابراین، الگوریتم با دقت بالا در استخراج دیوارهای نما از یک ساختمان با نماهای غیرمسطح عمل کرده و توانایی بازنمایی بسیار بالا را نشان داده است. نادرستی‌های جزئی اغلب به دلیل موانع خارجی بوده که روند اسکن را تحت تأثیر قرار می‌دهند. این موفقیت نشان می‌دهد که الگوریتم مناسبی برای کاربردهایی که استخراج دقیق نما از اهمیت بسیاری برخوردار است، به حساب می‌آید. نتایج برای ساختمان سوم:

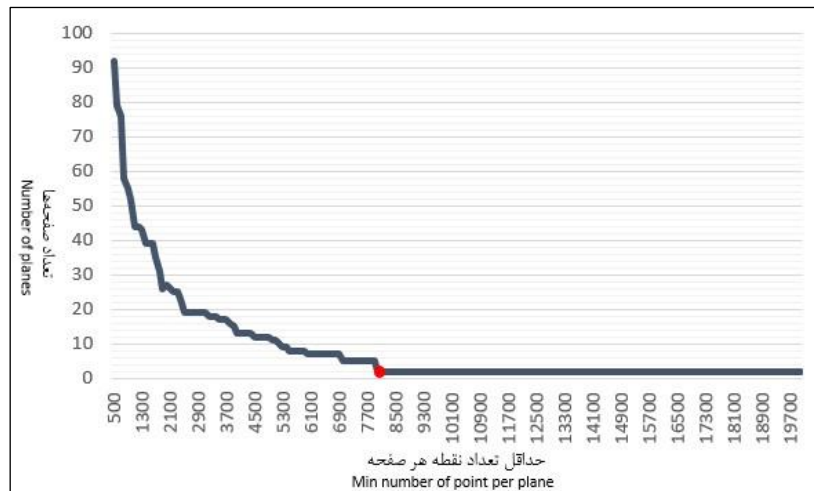
پس از پیاده‌سازی مرحله اول الگوریتم روی ابرنقطه ساختمان سوم و ترسیم هیستوگرام، مشاهده می‌شود که تعداد صفحات استخراج شده کاهشی نسبت به ورودی اولیه داشته و پس از مقدار تقریبی ۸۰۰۰ نقطه بعنوان حداقل تعداد نقاط متعلق به هر صفحه، تعداد صفحات استخراج شده ثابت و مقدار آن برابر ۲ است (شکل ۱۴ و ۱۵).

پس از عبور از مرحله دوم الگوریتم، ۸ صفحه به عنوان محتمل‌ترین صفحات نمای ساختمان استخراج شدند. از میان این ۸ صفحه، ۷ صفحه معرف دیوارهای نمای بیرونی ساختمان بودند که به دقت استخراج شده‌اند، در حالی که یک صفحه به اشتباه از فضای داخلی ساختمان

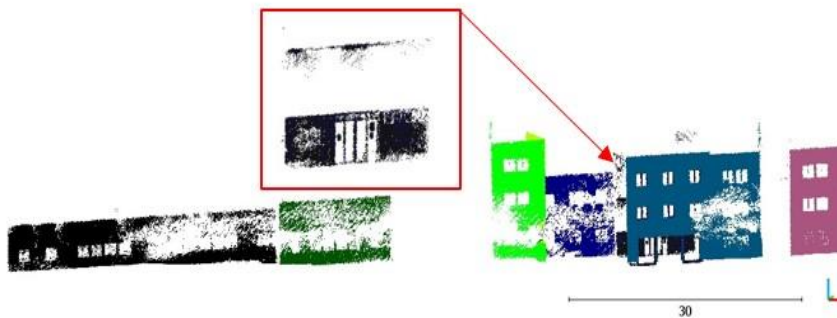


شکل ۱۴: نتایج مرحله اول الگوریتم برای ابرنقطه ساختمان سوم

Fig. 14: The results of the first step of the algorithm for the superpoint of the third building



شکل ۱۵: نمایش چگونگی تعیین مقدار Minpoint برای ساختمان دوم. این مقدار برای این ساختمان ۸۰۰۰ نقطه است که تعداد ۲ صفحه را استخراج کرده است.
Fig. 15: Shows how to determine the Minpoint value for the second building. This amount for this building is 8000 points, which has extracted the number of 2 planes.



شکل ۱۶: نتایج مرحله دوم الگوریتم برای ساختمان سوم (کادر قرمز: دیواری که به اشتباه استخراج شده).
Fig.16: The results of the second step of the algorithm for the third building (red box: the wrongly extracted wall).

مانند وجود درهای شیشه‌ای بزرگ یا پوشش گیاهی متراکم که مانع از دید شدن نما می‌شود، این موارد به عنوان فرصت‌هایی برای اصلاح الگوریتم و انطباق با موارد استفاده خاص عمل می‌کنند. در نتیجه، الگوریتم ما که از ادغام MSAC و G-DBSCAN متولد شده است، یک راه حل قوی و سازگار برای استخراج نمای ساختمان از ابرنقاط لیزراسکنر همراه ارائه می‌دهد. عملکرد بالای مداوم آن در ساختارهای مختلف معماری و شرایط محیطی پتانسیل آن را برای کاربرد در برنامه‌ریزی شهری، مدل‌سازی ساختمان و ارزیابی معماری نشان می‌دهد. همانطور که تکنولوژی به تکامل خود ادامه می‌دهد، این الگوریتم به عنوان شاهدی بر پیشرفت مداوم در تکنیک‌های پردازش خودکار داده‌ها برای صنعت ساخت و ساز و معماری است.

مشارکت نویسندگان

مرتضی حیدری مظفر ایده اولیه کار را مطرح و با ایجاد شرایط لازم برای انجام کار تحقیقاتی، آقای سید عادل حسینی را در جمع‌آوری داده‌ها، تجزیه و تحلیل، برنامه‌نویسی و پردازش داده‌ها و جمع‌بندی نتایج و نگارش مقاله راهنمایی کردند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله، الگوریتمی برای استخراج خودکار نمای ساختمان از ابرنقطه لیزراسکنر همراه، معرفی و ارزیابی شد. این الگوریتم، تلفیقی از روش‌های MSAC و G-DBSCAN توانایی قابل توجهی را در مواجهه با داده ابرنقاط لیزراسکنر و شناسایی دقیق نماهای ساختمان در سناریوهای پیچیده دنیای واقعی، نشان داد. تجزیه و تحلیل صورت گرفته در سه ساختمان متمایز با ویژگی‌های معماری مختلف و اسکن با شرایط متفاوت، تطبیق‌پذیری و قابلیت اطمینان الگوریتم را تأیید می‌کند. نتایج نشان داد که به طور متوسط، این الگوریتم به دقت ۹۳٪ در استخراج عناصر نمای ساختمان رسیده است. علاوه بر این، الگوریتم در بازنمایی برتر بود و به طور مداوم به میانگین نرخ ۹۴٪ دست یافت. این نشان‌دهنده استحکام آن در گرفتن اکثر عناصر نمای واقعی موجود در ابرنقطه است، حتی در مواردی که با نماهای غیرمسطح و سطوح عمود بر هم مواجهه می‌شد. F1 score، با میانگین ۹۴ درصد، توانایی الگوریتم برای ایجاد تعادل بهینه بین دقت و بازنمایی را نشان می‌دهد و کارایی آن را به عنوان ابزاری برای استخراج خودکار نمای ساختمان تأیید می‌کند. در حالی که اشتباهات جزئی در برخی سناریوها مشاهده شد،

[13] Tarsha-Kurdi F, Landes T, and Grussenmeyer P. Hough-transform and extended ransac algorithms for automatic detection of 3d building roof planes from lidar data. *ISPRS Workshop on Laser Scanning 2007 and SilviLaser 2007*; 36 : 407–412.

[14] Sampath A and Shan J. Segmentation and Reconstruction of Polyhedral Building Roofs From Aerial Lidar Point Clouds. *IEEEExplore 2009*; 48(3): 1554–1567.

[15] Zhou G, Cao S, and Zhou J. Planar segmentation using range images from terrestrial laser scanning. *IEEE Geosci. Remote Sens. Lett.* 2016; 13(2): 257–261.

[16] Arnaud A, Gouiffès M, and Ammi M. On the fly plane detection and time consistency for indoor building wall recognition using a tablet equipped with a depth sensor. *IEEE Access* 2018; 6: 17643–17652.

[17] Weinmann M, Jutzi B, Hinz S, and Mallet C. Semantic point cloud interpretation based on optimal neighborhoods, relevant features and efficient classifiers. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2015; 105: 286–304.

[18] Lerma J. L and Biosca J. M. Segmentation and Filtering of Laser Scanner Data for Cultural Heritage 2005.

[19] Stamos I. Yu G. Wolberg G. Zokai S. 3D Modeling Using Planar Segments And Mesh Elements. *IEEE xplore 2007(c)*.

[20] Dold C and Brenner C. Registration of terrestrial laser scanning data using planar patches and image data. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci. - ISPRS Arch.* 2006; 36: 78–83.

[21] Xiao J, Zhang J, Adler B, Zhang H, and Zhang J. Three-dimensional point cloud plane segmentation in both structured and unstructured environments. *Rob. Auton. Syst.* 2013; 61(12): 1641–1652.

[22] Jochem A, Höfle B, Wichmann V, Rutzinger M, and Zipf A. Area-wide roof plane segmentation in airborne LiDAR point clouds. *Comput. Environ. Urban Syst.* 2012; 36(1): 54–64.

[23] Kwak E, Al-Durgham M, and Habib A. Automatic 3D building model generation from lidar and image data using sequential minimum bounding rectangle. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 2012; 39: 285–290.

[24] Hough P. V. C. Method and means for recognizing complex patterns. *Google Patents* 1962 Dec. 18.

[25] Fischler M. A. and Bolles R. C. Random Sample Paradigm for Model Consensus: A Application to Image Fitting with Analysis and Automated Cartography. *Graph. Image Process.* 1981; 24(6): 381–395.
<https://dl.acm.org/doi/abs/10.1145/358669.358692>

[26] Deschaud J. A Fast and Accurate Plane Detection Algorithm for Large Noisy Point Clouds Using Filtered Normals and Voxel Growing HAL Id : hal-01097361 2014 Dec.

تشکر و قدردانی

مقاله ارسالی، بخشی از کار پایان‌نامه کارشناسی ارشدی است که در دانشگاه بوعلی سینا انجام شده است. از همین‌رو، از گروه عمران دانشکده مهندسی که شرایط را فراهم نمودند، تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

منابع و مآخذ

[1] Cornelis N, Leibe B, Cornelis K, and Van Gool L. 3D urban scene modeling integrating recognition and reconstruction. *Int. J. Comput. Vis.* 2008; 78 (2–3):121–141.

[2] S. Becker. Generation and application of rules for quality dependent Façade reconstruction. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2009; 64(6): 640–653.

[3] Abreu N, Pinto A, Matos A, and Pires M. Procedural Point Cloud Modelling in Scan-to-BIM and Scan-vs-BIM Applications: A Review. *ISPRS Int. J. Geo-Information* 2023; 12(7): 260.

[4] La Russa F. M, Grilli E, Remondino F, Santagati C, and Intelisano M. Advanced 3D Parametric Historic City Block Modeling Combining 3D Surveying, AI and VPL. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci* 2023; 48: 903–910.

[5] Su Z. *et al.* Building Plane Segmentation Based on Point Clouds. *Remote Sens.* 2021; 14: 95.

[6] Wagner W, Ullrich A, Ducic V, Melzer T, and Studnicka N. Gaussian decomposition and calibration of a novel small-footprint full-waveform digitising airborne laser scanner. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2006; 60, (2): 100–112.

[7] Vosselman G and Maas H.-G. *Airborne and terrestrial laser scanning*. CRC press 2010.

[8] Arachchige N. H. and Maas H.-G. Automatic Building Facade Detection in Mobile Laser Scanner point Clouds. *Inst. Photogramm. Remote Sensing, Tech. Univ. Dresden, Helmholtz Straße* 2012: 1–8.

[9] Hu D, Gan V. J. L, and Yin C. Robot-assisted mobile scanning for automated 3D reconstruction and point cloud semantic segmentation of building interiors. *Autom. Constr.* 2023; 152: 104949.

[10] Arachchige N. H, Perera S. N, and Maas H. Automatic Processing of Mobile Laser Scanner Point Clouds for Building Façade Detection 2012 September; XXXIX: 187–192.

[11] Treccani D and Adami A. Single Building Point Cloud Segmentation: Towards Urban Data Modeling and Management. *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci.* 2023; 48: 511–516.

[12] Boulaassal H, Landes T, and Grussenmeyer P. Automatic extraction of planar clusters and their contours on building façades recorded by terrestrial laser scanner. *Int. J. Archit. Comput.* 2009; 7(1): 1–20.
<https://journals.sagepub.com/doi/abs/10.1260/147807709788549411>

[41] Polak, M., Zhang, H., & Pi, M. An evaluation metric for image segmentation of multiple objects. *Image and Vision Computing* 2009; 27(8): 1223-1227.

[42] Martin, D., Fowlkes, C., Tal, D., & Malik, J. A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics. In *Proceedings Eighth IEEE International Conference on Computer Vision. ICCV 2001*; 2: 416-423.

[43] Yan, J., Shan, J., & Jiang, W. A global optimization approach to roof segmentation from airborne lidar point clouds. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing* 2014; 94: 183-193.

[44] Awrangjeb, M., & Fraser, C. S. An automatic and threshold-free performance evaluation system for building extraction techniques from airborne LIDAR data. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing* 2014; 7(10): 4184-4198.

[27] Thomson C and Boehm J. Automatic geometry generation from point clouds for BIM. *Remote Sens* 2015; 7(9) :11753–11775.

[28] Qu J, Li S, Li Y, and Liu L. Research on Railway Obstacle Detection Method Based on Developed Euclidean Clustering. *Electronics* 2023; 12(5): 1175.

[29] Comm J. V, Hulik R, Spanel M, Smrz P, and Materna Z. Continuous plane detection in point-cloud data based on 3D Hough Transform. *J. Vis. Commun. Image Represent.* 2013.

[30] Awwad, T. M., Zhu, Q., Du, Z., & Zhang, Y. An improved segmentation approach for planar surfaces from unstructured 3D point clouds. *The Photogrammetric Record* 2010; 25(129): 5-23.

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1111/j.1477-9730.2009.00564.x>

[31] Xu B, Jiang W, Shan J, Zhang J, and Li L. Investigation on the Weighted RANSAC Approaches for Building Roof Plane Segmentation from LiDAR Point Clouds. *Remote Sensing*. 2015; Dec 23;8(1):5.

[32] Cells T. An Improved RANSAC for 3D Point Cloud Plane Segmentation Based on Normal Distribution Transformation Cells. *Remote Sens*. 2017; 9(5): 433.

[33] Torr P. H. S and Zisserman A. MLESAC: A new robust estimator with application to estimating image geometry. *Comput. Vis. Image Underst.* 2000; 78(1): 138–156.

[34] Andrade G, Ramos G, Madeira D, Sachetto R, Ferreira R, and Rocha L. G-dbscan: A gpu accelerated algorithm for density-based clustering. *Procedia Comput. Sci.* 2013; 18: 369–378.

[35] Ester M, Kriegel H, Xu X, and Miinchen D.-. A Density-Based Algorithm for Discovering Clusters in Large Spatial Databases with Noise. 1996.

[36] Kalentev O, Rai A, Kemnitz S, and Schneider R. Connected component labeling on a 2D grid using CUDA. *J. Parallel Distrib. Comput.* 2011; 71(4): 615–620.

[37] Nolan J. et al. Multi-pass Approach for Mobile Terrestrial Laser Scanning. *ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences* 2015; (II-3/W5).

[38] Nolan J, Eckels R, Olsen M. J, Yen K. S, Lasky T. A, and Ravani B. Analysis of the multipass approach for collection and processing of mobile laser scan data. *J. Surv. Eng.* 2017; 143(3): 4017004. [https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/\(ASCE\)SU.1943-5428.0000224](https://ascelibrary.org/doi/abs/10.1061/(ASCE)SU.1943-5428.0000224)

[39] Oliveira A, Oliveira J. F, Pereira J. M, De Araújo B. R, and Boavida J. 3D modelling of laser scanned and photogrammetric data for digital documentation: the Mosteiro da Batalha case study. *J. real-time image Process.* 2014; 9(4): 673–688.

[40] Vo A.-V, Truong-Hong L, Laefer D. F, and Bertolotto M. Octree-based region growing for point cloud segmentation. *ISPRS J. Photogramm. Remote Sens.* 2015; 104: 88–100.

معرفی نویسندگان

AUTHOR(S) BIOSKETCHES



مرتضی حیدری مظفر در سال ۱۳۹۵، دوره

دکتری مهندسی عمران – نقشه‌برداری خود را

در دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

با موفقیت به اتمام رساند. ایشان از سال ۱۳۹۶

با عنوان استادیار گروه عمران دانشکده

مهندسی دانشگاه بوعلی سینا مشغول تدریس

و پژوهش هستند. نتایج تحقیقات ایشان در قالب ده‌ها مقاله علمی در نشریات و کنفرانسهای مختلف ارائه شده است.

زمینه‌های تخصصی ایشان عبارتند از: فتوگرامتری، سنجش از دور،

هوش مصنوعی، کاربردهای سنجش از دور در مدیریت بلایای طبیعی،

پردازش داده‌های لیزر اسکنرهای زمینی و همراه، GIS در صنعت آب و

برق.

Heidarimozaffar, M. Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Bu-Ali Sina University, Hamadan, Iran

✉ m.heidarimozaffar@basu.ac.ir



سیدعادل حسینی دانشجوی دکتری

تخصصی دانشکده مهندسی عمران و

حمل‌ونقل دانشگاه اصفهان می‌باشند. ایشان

مدرک کارشناسی مهندسی عمران-

نقشه‌برداری را در سال ۱۳۹۸ از دانشگاه

زنجان و مدرک کارشناسی ارشد مهندسی

عمران-نقشه‌برداری گرایش سنجش از دور را در سال ۱۴۰۱ از دانشگاه

بوعلی سینا همدان دریافت نمودند. در مهر ماه ۱۴۰۱ به عنوان

دانشجوی دکتری در این رشته پذیرفته شد. زمینه‌های تخصصی ایشان

Hosseini, S.A. Student, Civil Engineering and Transportation,
University of Isfahan, Isfahan, Iran

✉ a.hosseini@trn.ui.ac.ir

عبارتند از: قطعه‌بندی و طبقه‌بندی ابرنقطه، مدل‌سازی مبتنی بر
ابرنقطه و تصویر، بارزسازی تصاویر با یادگیری عمیق.

Citation (Vancouver): Heidarimozaffar M, Hosseini A. [Extracting FaçadePoints of Urban Buildings from Mobile Laser Scanner Point Clouds]. *J. RS. GEOINF. RES.* 2023; 1(2): 163-176

 <https://doi.org/10.22061/jrsgr.2023.1990>



COPYRIGHTS

© 2023 The Author(s). This is an open-access article distributed under the terms and conditions of the Creative Attribution-NonCommercial 4.0 International (CC BY-NC 4.0) (<https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/>)