



Evaluation of a hybrid approach using guided filter and density-based clustering algorithm for improve noise removal in LiDAR point cloud data

Vahid Ahmadi¹ , **Ali Akbar Matkan^{*2}**

1- PhD student in remote sensing & GIS research center, Faculty of earth sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran.

Email: Vahid.ahmadi1361@gmail.com

2- (*Corresponding author) Professor in remote sensing & GIS research center, Faculty of earth sciences, Shahid Beheshti University , Tehran, Iran. Email: a-matkan@sbu.ac.ir

Article Info

Date of receive:

2024/12/25

Date of last review:

2025/01/12

Date of accept:

2025/01/20

Date of online publication:

2025/01/20

Keywords:

LiDAR point clouds,
Guided filter,
DBSCAN,
Noise removal,
Remote sensing

Extended Abstract

Introduction

LiDAR (Light Detection and Ranging) technology has emerged as an essential tool in 3D remote sensing and spatial analysis, particularly in urban environments where accurate modeling is crucial. This technology enables precise mapping of terrain and urban structures by capturing high-density point cloud data. However, despite its precision, LiDAR data is often affected by noise introduced by environmental conditions, sensor inaccuracies, and surface properties. This noise degrades the quality of the data, impacting its usability in various applications, including urban planning, forestry, and hazard assessment. Effective noise removal methods are therefore essential for enhancing data reliability while preserving its structural integrity.

Materials & Methods

This study introduces a hybrid approach for noise removal in LiDAR point cloud data by integrating a guided filter with the Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise (DBSCAN) algorithm. The guided filter is leveraged for its edge-preserving smoothing capabilities, which reduce elevation noise while maintaining critical features. Unlike traditional filters, which often compromise structural details, the guided filter ensures that essential features like building edges and vegetation patterns are retained. ... ► Page 62

How to Cite:

Ahmadi, V. Matkan, A.A. (2025). Evaluation of a hybrid approach using guided filter and density-based clustering algorithm for improve noise removal in LiDAR point cloud data. Scientific - Research Quarterly Geographical Data (SEPEHR). 34(134), 61-80.

Parameters such as neighborhood radius and smoothing strength are optimized to balance noise reduction with detail preservation. Complementing the guided filter, the DBSCAN algorithm is employed to identify and remove outliers. DBSCAN operates by analyzing the density of points within a specified radius (epsilon) and identifying clusters based on the density threshold. Points that do not belong to any cluster are classified as noise and removed. This dual-method approach ensures a comprehensive noise removal process, targeting both widespread elevation noise and sparse outliers that traditional filters might overlook. To enhance the efficiency and adaptability of the hybrid method, Bayesian optimization is utilized for parameter tuning. This optimization technique systematically searches for the optimal parameter values, reducing the reliance on trial-and-error methods and ensuring the approach is tailored to the specific characteristics of the dataset. Key parameters optimized include the neighborhood radius and epsilon for DBSCAN and the smoothing parameters for the guided filter. The dataset for this study comprises aerial LiDAR scans collected from the coastal region of Duck, North Carolina, USA. The data includes high-resolution 3D point clouds with attributes such as elevation and reflectance intensity. Quantitative evaluations were conducted using statistical metrics like variance and standard deviation, while qualitative assessments involved visual inspections of digital elevation models (DEMs), triangulated irregular networks (TINs), and elevation profiles of flat surfaces.

Results & Discussion

Results indicate that the hybrid approach outperforms traditional methods such as mean, median, and standalone guided filtering. The guided filter effectively reduces elevation noise on flat surfaces like rooftops and roads, preserving critical structural features. Concurrently, DBSCAN identifies and removes residual outliers in low-density regions, which are often missed by other methods. Statistical analyses demonstrate significant reductions in variance and standard deviation, confirming enhanced data homogeneity. Visual inspections further validate these findings, showcasing smoother DEMs

and more coherent TINs with fewer artifacts. One of the major advantages of this hybrid approach is its computational efficiency. The integration of the guided filter and DBSCAN ensures effective noise removal without excessive processing time, making the method scalable for large datasets. Additionally, the flexibility of DBSCAN allows it to adapt to diverse datasets without requiring prior assumptions about point distribution. This adaptability, combined with the systematic parameter tuning provided by Bayesian optimization, enhances the method's robustness and applicability across various contexts. Beyond noise removal, the proposed approach has broader implications for LiDAR data processing. By preserving structural integrity and minimizing point loss, the method supports high-accuracy spatial analyses crucial for applications like urban development, forest management, and disaster risk assessment. For instance, in urban planning, accurate LiDAR data can facilitate the creation of detailed 3D models, enabling better infrastructure planning and monitoring. Similarly, in forestry, the method can improve canopy height estimation and biomass calculations by ensuring clean and reliable data.

Conclusion

In conclusion, the hybrid approach combining the guided filter and DBSCAN algorithm represents a robust, efficient, and adaptable solution for noise removal in LiDAR point cloud data. By addressing both elevation noise and sparse outliers, the method improves data quality while preserving essential features, making it suitable for a wide range of applications. Its balance of computational efficiency and data accuracy ensures its relevance in both academic research and practical implementations. Future advancements in parameter optimization and integration with machine learning are likely to further enhance the utility and scalability of this approach.



ارزیابی رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا برای بهبود حذف نویز در داده‌های ابر نقاط لایدار

وحید احمدی^۱، علی اکبر متکان^{۲*}

۱- دانشجوی دکتری سنجش از دور، مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران Vahid.ahmadi1361@gmail.com
۲- (*نویسنده مسئول) استاد مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ایران a-matkan@sbu.ac.ir

چکیده

داده‌های لایدار به‌عنوان ابزاری قدرتمند برای سنجش از دور سه‌بعدی و تحلیل‌های مکانی دقیق، به‌ویژه در محیط‌های شهری، شناخته می‌شوند. با این حال، این داده‌ها غالباً به‌دلیل شرایط جوی نامساعد، ویژگی‌های سطحی و خصوصیات سنسورها حاوی نویزهای متفاوتی هستند که این امر می‌تواند کیفیت داده‌ها را کاهش داده و بر دقت تحلیل‌های مبتنی بر آن‌ها تأثیر منفی بگذارد. بنابراین، حذف نویز از داده‌های لایدار ضروری است تا کیفیت داده‌ها بهبود یابد و جزئیات و ویژگی‌های کلیدی آن‌ها حفظ شود. در پژوهش حاضر، یک رویکرد ترکیبی شامل فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا برای حذف نویز از داده‌های ابر نقاط لایدار پیشنهاد شده است. فیلتر هدایت‌شده با بهره‌گیری از تنظیم پارامترها با استفاده از اطلاعات محلی، توانایی مؤثری در کاهش نویز ارتفاعی و حفظ ویژگی‌های مهم دارد. در ادامه به‌منظور بهبود نتایج حذف نویز، از الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا برای حذف نقاط پرت براساس تراکم پایین، آن‌ها را شناسایی و حذف می‌کند. نتایج تحقیق نشان می‌دهند که این رویکرد ترکیبی به‌طور قابل توجهی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های سنتی مانند فیلترهای آماری و مکانی و یا فیلتر هدایت‌شده به‌صورت مجزا داشته و ضمن حذف نویز، جزئیات ساختاری داده‌ها را حفظ می‌کند. ارزیابی‌های نتایج با استفاده از مقایسه مدل ارتفاعی رقومی، تحلیل پارامترهای آماری و نمایش گرافیکی ابر نقاط قبل و بعد از فیلتر انجام شده است. الگوریتم پیشنهادی با حذف کمترین تعداد نقطه و حفظ ویژگی‌های ساختاری داده، در تمامی بخش‌های داده موجب کاهش قابل توجه واریانس و انحراف معیار پس از اجرای فیلتر شده که نشان‌دهنده حذف مؤثر نویز و هموارسازی داده است. این روش با وجود زمان محاسبات پایین و سادگی مراحل اجرا، توانسته است به‌طور مؤثری نویز را کاهش دهد و جزئیات ساختاری داده‌ها را حفظ کند.

اطلاعات مقاله

تاریخ دریافت:

۱۴۰۳/۱۰/۰۵

تاریخ آخرین بازنگری:

۱۴۰۳/۱۰/۲۳

تاریخ پذیرش:

۱۴۰۳/۱۱/۰۱

تاریخ انتشار:

۱۴۰۳/۱۱/۰۱

واژه‌های کلیدی:

ابر نقاط لایدار؛

فیلتر هدایت‌شونده؛

الگوریتم خوشه‌بندی

چگالی‌مبنا؛

حذف نویز؛

سنجش از دور

استناد به این مقاله:

احمدی، و؛ متکان، ع.الف (۱۴۰۴) ارزیابی رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا برای بهبود حذف نویز در داده‌های ابر نقاط لایدار؛ فصلنامه علمی پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (سپهر)، ۳۴، (۱۳۴)، ۸۰-۶۱

۱- مقدمه

فناوری لایدار^۱ که مخفف «شناسایی و تعیین فاصله با نور» است، به عنوان ابزاری کلیدی در سنجش از دور سه بعدی و نظارت محیطی شناخته می شود (Reutebuch et al., 2005; Di Stefano et al., 2020). این فناوری با ارسال پالس های لیزری و اندازه گیری زمان بازگشت آن ها به سنسور، امکان تولید مدل های سه بعدی دقیق از سطوح مختلف را فراهم می آورد (Mallet & Bretar, 2009). استفاده از لایدار در حوزه های مختلف، از جمله نقشه برداری توپوگرافی، جنگلداری، ارزیابی مخاطرات طبیعی و برنامه ریزی شهری به دلیل توانایی آن در ارائه داده های با دقت بالا، به سرعت در حال گسترش است (Muhadi et al., 2020; Wehr & Lohr, 1999; Szostak, 2020).

با این حال، داده های لایدار معمولاً با نویز قابل توجهی همراه هستند (Li & Ibanez-Guzman; 2020, Baltsavias, 1999). از مهم ترین و متداول ترین نویز موجود در داده های لایدار می توان به نویز ارتفاعی و نقاط پرت اشاره نمود (Bilik, 2022). نوسانات ارتفاعی کوچکی که در داده های لایدار روی سطوح صاف مشاهده می شود، معمولاً به علت محدودیت های ذاتی سنسور لایدار و شرایط محیطی مختلف است (Okuy et al., 2019). این نوع نویز به چندین عامل به شرح زیر مرتبط است:

• **خطاهای سیستماتیک در سنسور:** سیستم لایدار به دلیل دقت محدود در اندازه گیری فاصله و موقعیت، می تواند نویزهای کوچکی در داده های ارتفاعی ایجاد کند. این خطاها ناشی از مشخصات سنسور (مانند کالیبراسیون، نویز حرارتی و غیره) هستند (Balestrieri et al., 2021).

• **بازتاب از سطح:** سنجنده لایدار با تابش پالس های لیزر و دریافت بازتاب آن ها از سطح کار می کند. بازتاب از سطوح صاف ممکن است منجر به انحراف در اندازه گیری ها شود. برای مثال، سطوح صاف مانند آسفالت یا بام ساختمان ها ممکن است بازتاب ضعیفی داشته باشند که منجر به

نوسانات کوچک در ارتفاع شود (Mallet & Bretar, 2009).

• **نویز چند بازگشتی:** پالس های لیزر ممکن است از چندین سطح بازتاب شده و به سنسور بازگردند. این پدیده می تواند باعث تغییرات غیرمنتظره در ارتفاع شود. برای مثال، بازتاب از گیاهان یا موانع نزدیک ممکن است باعث شود که سنسور، ارتفاع اشتباهی را ثبت کند (Hayduk, 2012).

• **نویز محیطی:** شرایط جوّی مانند رطوبت، گرد و غبار یا بخار آب می تواند باعث انتشار غیر یکنواخت پالس های لیزر شود و در نتیجه ارتفاع نادرستی ثبت شود (Balin, 2004). این نوع نوسانات ارتفاعی به طور کلی به عنوان نویز ارتفاعی^۳ یا نویز سطحی^۲ شناخته می شوند. این نویز معمولاً به عنوان بخشی از خطای تصادفی در داده های لایدار محسوب می شود (Nasset, 2015). از اثرات این نویز باید به نوسانات ارتفاعی کم نسبت به ارتفاع واقعی نقاط اشاره نمود که می توان با روش های مختلفی از جمله انواع فیلترهای مکانی^۵ آن را کاهش داد (Ren et al., 2021).

• **نویز داده های پرت:** این نویز نیز یکی از رایج ترین انواع نویز در داده های لایدار است و به نقاطی اطلاق می شود که ارتفاع آن ها به طرز غیرعادی از سایر نقاط واقع در همسایگی فاصله دارند یا ارتفاع نامتناسبی نسبت به محیط اطراف خود دارند (Roberts et al., 2019). این نقاط معمولاً به دلیل خطا در سنسور، بازتاب های غیرمطلوب یا سایر عوامل محیطی ایجاد می شوند. در ادامه به علل نویز داده های پرت اشاره می شود:

• **خطاهای سنسوری:** عملکرد نادرست یا کالیبراسیون نادرست سنسور لایدار می تواند باعث ایجاد نقاط پرت در داده ها شود. این نقاط معمولاً به صورت تصادفی و در

ارتفاعات غیرواقعی ظاهر می شوند (Hebel, & Stilla, 2011).

• **بازتاب از اجسام متحرک:** اگر یک شیء متحرک مانند خودرو یا پرندۀ در مسیر پالس لیزر قرار بگیرد، ممکن است

2- Multipath Noise

3- Elevation Noise

4- Surface Noise

5- Spatial Filters

6- Outlier Noise

1- Light Detection and Ranging (LIDAR)

تولید شده محسوب می‌شود. روش‌های مختلفی برای حذف نویز ارتفاعی از داده‌های لایدار پیشنهاد شده‌اند، از جمله فیلترهای آماری (مانند فیلترهای میانگین و میانه) و فیلترهای مکانی (مانند فیلترهای گاوسی و دوطرفه) (Ren et al., 2021; Zheng et al., 2021; Cheng et al., 2021; Wang et al., 2020; Yun et al., 2021). اگرچه این روش‌ها تا حدی مؤثر هستند، اما می‌توانند منجر به از دست رفتن جزئیات مهم و تخریب ویژگی‌های کلیدی در داده‌ها شوند (Selmer et al., 2024). این موضوع به‌ویژه در کاربردهایی که نیازمند حفظ دقیق ساختارهای سه‌بعدی هستند، مانند مدل‌سازی دقیق شهری یا جنگلداری، چالش بزرگی محسوب می‌شود (Stilla & Xu, 2023).

در این راستا، فیلتر هدایت‌شده^۳ به‌عنوان یک تکنیک برای حذف نویزهای ارتفاعی و حفظ جزئیات داده‌ها مطرح شده است (He et al., 2013). این فیلتر با تنظیم خودکار پارامترهای فیلترینگ از اطلاعات محلی (مانند میانگین و کوواریانس نقاط همسایه) برای حذف نویز استفاده می‌کند (He et al., 2013; Yang et al., 2024). این ویژگی، به فیلتر هدایت‌شده این امکان را می‌دهد که تعادلی بهینه بین حذف نویز و حفظ جزئیات برقرار نماید (Stular, & Lozic, 2020).

در سال‌های اخیر، پس از استفاده از انواع فیلترها برای حذف نویز از داده‌های لایدار، برای حذف نقاط پرت، روش‌های نوآورانه‌تری به‌کارگرفته شده‌اند که شامل شبکه‌های عصبی، یادگیری عمیق و یادگیری ماشین هستند (Roman-Rivera et al., 2023; Raparathi & Agarwal, 2023; Heinzler et al., 2020; Stephens et al., 2020). این روش‌ها به‌دلیل توانایی بالا در شناسایی و حذف نویزهای پیچیده، به‌ویژه در محیط‌های متنوع و داده‌های حجیم، مورد توجه قرار گرفته‌اند. الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌عنوان یک ابزار قدرتمند، هم در قالب نظارت شده و هم به‌صورت نظارت نشده، قابلیت تشخیص الگوهای نویزی را دارند (Farhani et al., 2021; Mirzaei et al., 2022).

منجر به ثبت نقاط پرت شود. این نقاط بازتابی می‌توانند در ارتفاع و موقعیت‌های غیرمنتظره قرار بگیرند (Favorskaya et al., 2017).

• **بازتاب از سطوح براق یا ناهموار:** بازتاب‌های غیرقابل پیش‌بینی از سطوح براق مانند فلزات یا آب ممکن است باعث ثبت نقاط پرت در داده‌های لایدار شود. امکان دارد این سطوح موجب پخش غیرعادی پالس‌های لیزر شوند (Kolapo, 2019).

• **نویز چند بازگشتی:** هنگامی که پالس‌های لیزر به‌دلیل بازتاب از چندین سطح به سنسور باز می‌گردند، ممکن است سنسور نتواند به درستی نقطه واقعی را ثبت کند و یک نقطه پرت ایجاد شود (Zhang, 2016).

• **خطاهای جوئی:** عوامل جوئی مانند مه، گرد و غبار یا بخار آب می‌توانند پالس‌های لیزر را تغییر دهند و باعث ایجاد نقاط پرت در داده‌ها شوند (Wallace et al., 2020).

• **تداخل با سایر سیگنال‌ها:** گاهی اوقات، تداخلات الکترومغناطیسی با منابع نوری دیگر می‌توانند در دریافت صحیح سیگنال‌های لایدار اختلال ایجاد کرده و نقاط پرت به وجود بیاورند (Meshcheryakov et al., 2022).

نقاط پرت می‌توانند دقت تحلیل‌های مکانی و مدل‌سازی‌های سه‌بعدی را تحت‌تأثیر قرار دهند. برای مثال مدل‌های دیجیتال ارتفاع^۱ و مدل‌های دیجیتال سطح^۲ می‌توانند تحت‌تأثیر نقاط پرت قرار بگیرند و ناپیوستگی‌های نامعقولی در ارتفاعات داشته باشند. همچنین در تحلیل‌های سه‌بعدی یا نقشه‌برداری شهری ممکن است به اشتباه، عوارض غیرواقعی را تشخیص دهند (Aghighi et al., 2022).

در نتیجه وجود نویز در داده‌های لایدار می‌تواند باعث کاهش کیفیت مدل‌های سه‌بعدی، افزایش عدم قطعیت در اندازه‌گیری‌ها و منجر به تفسیرهای نادرست و اشتباهات جدی در کاربردهای عملی شود (Yan, 2023; Wu et al., 2020). بنابراین، حذف نویز از داده‌های لایدار یک گام حیاتی در پردازش این داده‌ها به منظور بهبود کیفیت و دقت مدل‌های

1- DEM

2- DSM

3- Guided Filter

الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا^۱ نیز به‌عنوان یکی از الگوریتم‌های یادگیری ماشین به‌صورت نظارت نشده برای حذف نویز از داده‌های لایدار مورد استفاده قرار گرفته است (Zhao et al., 2024). این الگوریتم، با تحلیل تراکم نقاط، قادر به تشخیص نقاط نویزی بر اساس تراکم پایین آن‌ها است (Ester et al., 1996). استفاده از این الگوریتم به‌دلیل توانایی خود در شناسایی نقاط نویزی پرت در مناطق با تراکم کم و حذف آن‌ها، یک روش مؤثر و کارا برای بهبود نتایج حذف نویز از داده‌های لایدار محسوب می‌شود.

با توجه به قابلیت فیلتر هدایت شده در حذف و اصلاح نویز ارتفاعی نقاط و همچنین قابلیت الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا در حذف نقاط پرت، در این تحقیق، عملکرد رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا مورد مطالعه قرار گرفته است. در پژوهش حاضر از داده‌های لایدار هوایی برداشت شده در منطقه ساحلی داک در کارولینای شمالی^۲ استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهند که این رویکرد ترکیبی علاوه بر حذف مؤثر نویز در داده‌ها، قادر به حفظ ساختارها و ویژگی‌های مهم در داده‌های لایدار نیز هست.

در بخش‌های بعدی این مقاله، ابتدا مرور مختصری بر ادبیات مربوط به روش‌های حذف نویز در داده‌های لایدار خواهیم داشت. سپس روش‌شناسی استفاده شده در این مطالعه، از جمله پیاده‌سازی فیلتر هدایت‌شده، الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا به تفصیل شرح داده خواهد شد. در نهایت، نتایج تجربی ارائه و مورد بحث قرار خواهند گرفت و توصیه‌هایی برای پژوهش‌های آینده در زمینه حذف نویز از داده‌های لایدار ارائه خواهد شد.

۲- مروری بر ادبیات

اگر چه امروزه کاربردهای تکنولوژی لایدار به‌صورت گسترده به‌عنوان یکی از ابزارهای اساسی در حوزه سنجش از دور سه‌بعدی و رصد محیط مورد استفاده قرار می‌گیرد

رپارتری و اگاروالدر (۲۰۲۳) از مدل‌های یادگیری عمیق برای بهبود حذف نویز استفاده کردند. این روش‌ها با بهره‌گیری از قدرت شبکه‌های عصبی، عملکرد مناسبی در شناسایی نویزهای پیچیده دارند. با این حال، نیاز به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده و هزینه بالای محاسباتی از معایب این

1- DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise)

2- Duck, North Carolina

رویکردها است (Raparathi & Agarwal, 2023).

۳- داده‌ها و روش تحقیق

۳-۱- داده‌های مورد استفاده

داده‌های لایدار مورد استفاده در این تحقیق، توسط مرکز تخصصی فنی مشترک لایدار هیدروگرافی هواپرد^۱ جمع‌آوری شده است. داده‌ها شامل داده‌های هیدروگرافی و توپوگرافی است که پهنه‌های خشکی و همچنین مناطق ساحلی با عمق کم را به تصویر می‌کشند.

سنسور مورد استفاده، سنسور نقشه‌برداری و تصویربرداری منطقه ساحلی لایدار^۲ است که دقت عمودی ۱۰ سانتی‌متر دارد. داده‌های توپوگرافی دارای دقت ۱۹/۶ سانتی‌متر با سطح اطمینان ۹۵٪ (۱۰ سانتی‌متر RMSE) هستند. همچنین دقت افقی ۱۰۰ سانتی‌متر که برای داده‌های توپوگرافی با سطح اطمینان ۹۵٪ است. لازم به ذکر است که فاصله تقریبی نقاط ۰/۷۳ متر محاسبه شده است.

۳-۲- منطقه مورد مطالعه

در این مطالعه، از داده لایدار هوایی در منطقه ساحلی داک در کارولینای شمالی که در سال ۲۰۱۹ و ۲۰۱۴ میلادی برداشت شده‌اند^۳، استفاده شده است (نگاره ۱). این داده‌ها شامل ابر نقاط سه‌بعدی هستند که برای ارزیابی تغییرات محیطی و حذف نویز مناسب هستند. فایل لایدار حاوی مختصات سه‌بعدی نقاط (x,y,z) و سایر ویژگی‌های مرتبط مانند شدت بازتاب لیزر است.

۳-۳- الگوریتم پیشنهادی

حذف نویز از داده‌های لایدار به دلیل وجود انواع نویز در این سری از داده اعم از نویزهای ارتفاعی و نقاط پرت، مستلزم بهره‌گیری از روش‌های ترکیبی حذف نویز است. در چنین شرایطی، ترکیب فیلتر هدایت‌شده با الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا می‌تواند به بهبود نتایج کمک کند.

ران و همکاران (۲۰۲۱) الگوریتمی برای حذف نویزهای چندمقیاسی معرفی کردند که عملکرد بالایی در حذف نویزهای گوناگون دارد. اما این روش‌ها در شرایطی که نویزها با ویژگی‌های مشابه به داده‌های اصلی مخلوط هستند، چالش‌هایی دارند (Ren et al., 2021).

واو و همکاران (۲۰۲۰) از فیلتر دوجانبه وزنی برای حذف نویز گوسی استفاده کردند که کارایی بالایی در داده‌های تصویری دارد. اما این روش ممکن است در داده‌های سه‌بعدی با تنوع زیاد بهینه نباشد (Wu et al., 2020).

ژانگ و همکاران (۲۰۲۱) از ترکیب فیلترها و الگوریتم‌های خوشه‌بندی برای حذف نویزهای زمینه‌ای استفاده کردند. این روش در داده‌های شهری کاربرد دارد اما برای داده‌های بزرگ و پیچیده‌تر ممکن است بهینه نباشد (Zheng et al., 2021).

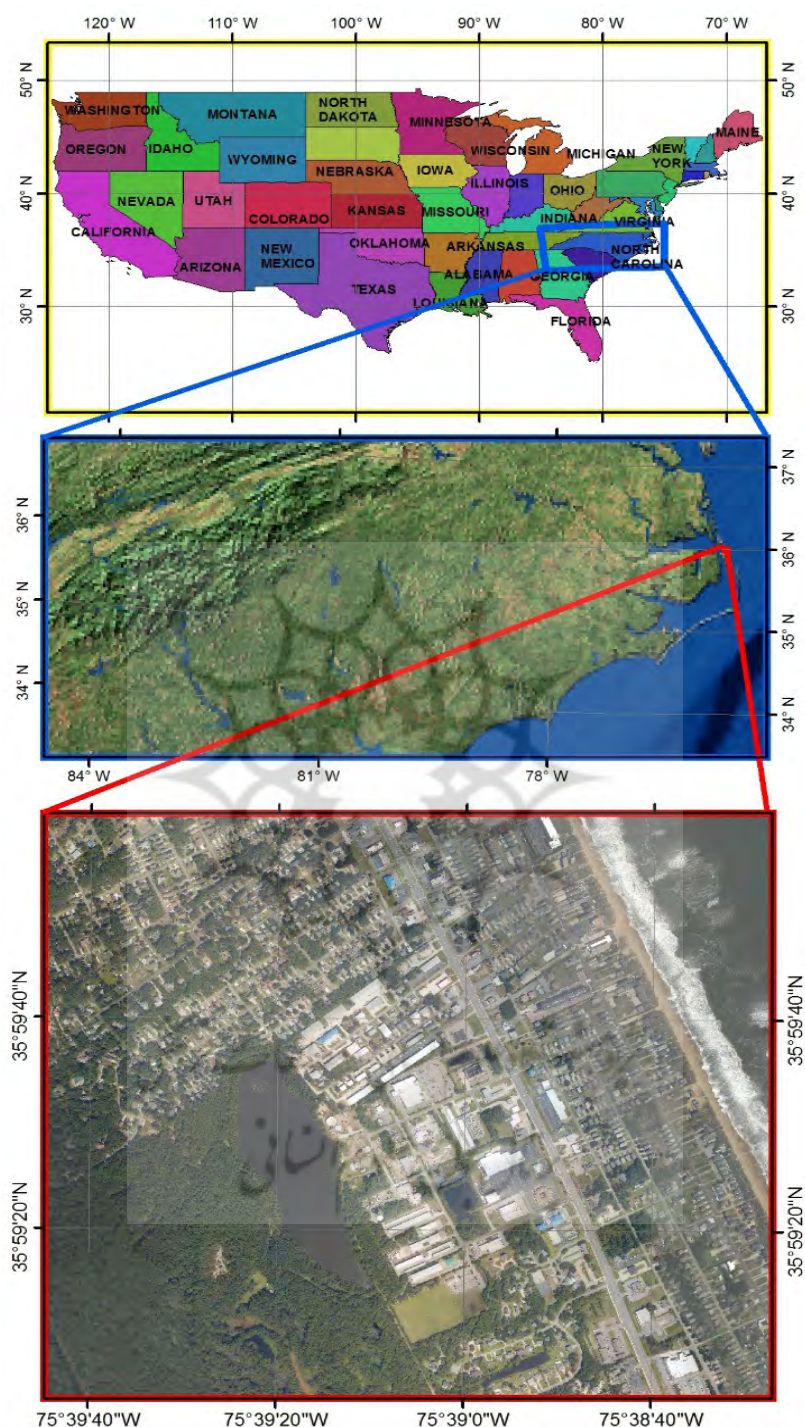
بسیاری از روش‌های موجود از نظر هزینه محاسباتی، نیاز به تنظیم دقیق پارامترها دارند و وابستگی به شرایط خاص داده‌ها دچار محدودیت هستند. علاوه بر این، روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده نیاز دارند که در بسیاری از موارد داده‌های برچسب‌گذاری از منطقه موجود نیست.

رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا که در این تحقیق پیشنهاد شده است، با ارائه یک چارچوب انعطاف‌پذیر و کارا، می‌تواند معایب روش‌های پیشین را پوشش دهد. استفاده از فیلتر هدایت‌شده امکان تنظیم دقیق برای نویزهای خاص را فراهم می‌کند. در حالی که الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا به دلیل ویژگی بدون نیاز به پارامترهای اولیه دقیق، مناسب داده‌های بزرگ و پیچیده است. ترکیب این دو روش می‌تواند به بهبود حذف نویز در داده‌های ابر نقاط لایدار کمک کند و دقت نتایج را افزایش دهد.

1- JALBTCX (Joint Airborne Lidar Bathymetry Technical Center of Expertise)

2- CZMIL

3- <https://coast.noaa.gov/digitalcoast/data/coastallidar.html>



نگاره ۱: منطقه مورد مطالعه تحقیق

این رویکرد ترکیبی نه تنها عملکرد بهتری را در محیط‌های پیچیده ارائه می‌دهد، بلکه از نظر محاسباتی نیز مقرون به صرفه است. در ابتدا با استفاده از فیلتر هدایت شده نسبت به حذف نویزهای ارتفاعی در سرتاسر داده‌ها اقدام شده و سپس الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا با تشخیص نویزهای پرت کم‌تراکم می‌تواند به‌طور مؤثری نویزهای باقی‌مانده را

حذف کرده و دقت نتایج نهایی را بهبود بخشید. اگرچه فیلتر هدایت شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا قادر به تعیین خودکار پارامترهای ورودی به منظور حذف نویز هستند، اما در این تحقیق علاوه بر ترکیب نوآورانه فیلتر هدایت شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا در حذف نویز، مقادیر اولیه پارامترهای ورودی توسط روش بهینه‌سازی بیزی^۱ استخراج شد. سپس با تغییر دادن مقادیر ورودی و اجرای متعدد فیلتر هدایت شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا و مقایسه نتایج بدست آمده، نسبت به تعیین مقادیر بهینه هر پارامتر ورودی در روش پیشنهادی حذف نویز از داده‌های ابر نقاط لایدار هوایی اقدام شد.

نقاط در نویزهای ارتفاعی مانند سطوح مسطح محدوده‌های شهری مانند سقف ساختمان، آسفالت خیابان و ... موجب حفظ لبه‌های عوارض نیز خواهد شد (Zhu et al., 2020).

روش کار به این صورت است که برای هر نقطه در داده‌های لایدار، همسایه‌ها در یک شعاع مشخص تعیین می‌شوند (Feng & Han, 2023). میانگین و کوواریانس نقاط همسایه محاسبه شده و سپس از این اطلاعات برای تعیین دو پارامتر مهم اعم از مقادیر a و b که در روابط فیلتر هدایت‌شده مورد استفاده قرار می‌گیرد، بهره‌برداری می‌شود. این پارامترها در معادله خطی فیلتر هدایت‌شده نقشی کلیدی ایفا می‌کنند و به تنظیم نحوه هموارسازی داده‌های ورودی کمک می‌کنند (Feng & Han, 2023).

$$i \in w_k \quad q_i = p_i a_k + b_k \quad (\text{رابطه ۱})$$

p_i : نقاط ارتفاعی راهنما در پنجره w_k

q_i : خروجی فیلتر شده

a_k : پارامتر خطی محلی در پنجره w_k

b_k : مقدار جابه‌جایی محلی

الف) پارامتر a_k (کنتراست محلی):

پارامتر a_k نمایانگر میزان همبستگی بین نقاط ورودی و نقاط هدایت‌کننده^۲ در پنجره محلی است که تعیین می‌کند تا چه اندازه نقاط ورودی و نقاط هدایت‌کننده با هم در یک ناحیه همخوانی دارند (Feng & Han, 2023). فرمول محاسبه a_k به صورت رابطه ۲ است.

$$a_k = \frac{\text{Cov}(I, p)}{\delta_p^2 + \epsilon} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$\text{Cov}(I, p)$: کوواریانس بین نقاط ورودی (I) و نقاط راهنما (p) در یک پنجره محلی

δ_p^2 : واریانس نقاط هدایت‌کننده در یک پنجره محلی

ϵ : یک مقدار ثابت برای جلوگیری از تقسیم بر صفر و کنترل میزان هموارسازی. این پارامتر معمولاً به عنوان پارامتر تنظیم یا پارامتر تنظیم هموارسازی^۳ شناخته می‌شود که باعث می‌شود نوسانات شدید در محاسبات کنترل شوند

بهینه‌سازی بیزی یک روش قدرتمند و کارآمد برای بهینه‌سازی توابع پیچیده، پرهزینه یا ناشناخته است. این روش به‌ویژه در مسائل یادگیری ماشین و انتخاب هایپرپارامترها کاربرد دارد (Roussel et al., 2024).

به این منظور در ابتدا با استفاده از بهینه‌سازی بیزی نسبت به تعیین اولیه مقادیر پارامترها برای بهینه‌سازی فیلتر هدایت شده اقدام شد. آنگاه با استفاده از تغییرات جزئی در مقدار عددی پارامترهای فیلتر هدایت شده و بررسی نتایج حذف نویز، مقدار بهینه پارامترهای فیلتر هدایت شده تعیین شد. همین رویکرد برای الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا اجرا شده تا در مجموع پارامترهای الگوریتم پیشنهادی به منظور بهینه‌سازی فرایند حذف نویز تعیین شدند. قابل ذکر است به منظور تعیین میزان اثرگذاری حذف نویز از داده‌های ابر نقطه لایدار، علاوه بر نمایش بصری نتایج حذف نویز از آزمون T-test نیز استفاده شد که فلوچارت روش پیشنهادی تحقیق در نگاره (۲) ارائه می‌شود.

۳-۳-۱- فیلتر هدایت‌شده

فیلتر هدایت‌شده یک فیلتر مبتنی بر پنجره محلی است که از اطلاعات نقاط راهنما، در حین هموارسازی ارتفاعی ابر

2- Guidance Point

3- Regularization Parameter

1- Bayesian Optimization

۳-۲-۳- الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا

برای بهبود فرآیند حذف نویز و کاهش نویزهای پرت باقی‌مانده پس از اعمال فیلتر هدایت‌شده، از الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا استفاده شده است. این الگوریتم یک الگوریتم یادگیری ماشین^۱ است که خوشه‌ها را به عنوان مناطقی با تراکم بالا از نقاط شناسایی می‌کند و نقاطی که در مناطقی با تراکم کم قرار دارند را به عنوان نویز پرت^۲ شناسایی می‌کند (Zhao et al., 2024). با توجه به اینکه روش‌های یادگیری ماشین به رایانه‌ها این امکان را می‌دهند تا از داده‌ها یاد بگیرند و ساختار پنهان در داده‌ها را کشف کنند، بنابراین می‌توانند به‌طور خودکار عملکرد خود را بهبود بخشند. در نتیجه این الگوریتم تلاش می‌کند خوشه‌ها یا الگوهای موجود در داده‌ها را شناسایی کند. الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا نیازی به داده‌های برچسب‌گذاری‌شده نداشته و بدون اطلاعات اولیه از داده‌ها به‌طور مستقل نویز و خوشه‌ها را تشخیص می‌دهد (Wang et al., 2024).

این الگوریتم بر دو پارامتر اصلی تکیه می‌کند:

اپسیلون^۳: حداکثر فاصله برای تعیین همسایگی نقاط.

حداقل تعداد نقاط^۴: حداقل نقاط مورد نیاز برای تشکیل یک خوشه در ناحیه مشخص شده با مقدار اپسیلون.

مفاهیم کلیدی این الگوریتم به شرح ذیل هستند (Zhao et al., 2024):

نقاط اصلی^۵: نقطه‌ای است که حداقل تعداد نقطه در فاصله اپسیلون از آن وجود داشته باشند. این نقاط می‌توانند هسته‌ی یک خوشه باشند.

نقاط مرزی^۶: نقاطی که خودشان به اندازه کافی نقاط همسایه (حداقل تعداد نقطه در فاصله اپسیلون) ندارند تا نقاط اصلی باشند، اما در محدوده اپسیلون یکی از نقاط اصلی قرار می‌گیرند و به یک خوشه تعلق دارند.

و فیلتر به تعادل بین حفظ جزئیات و کاهش نویز کمک کند.

ب) پارامتر b_k تعصب محلی یا Bias:

پارامتر b_k یک مقدار ثابت است که تعیین می‌کند چه میزان نقاط اصلی باید نسبت به نقاط هدایت‌کننده تغییر کند تا هموارسازی انجام شود. این پارامتر، نقش تعدیل‌کننده بین نقاط اصلی و هدایت‌کننده را دارد (Feng & Han, 2023).

فرمول محاسبه b_k در رابطه ۳ قرار دارد:

$$b_k = \mu_1 - a_k \cdot (\mu_p) \quad \text{رابطه (۳)}$$

μ_1 : میانگین محلی داده‌های ورودی در پنجره w_k

μ_p : میانگین محلی داده‌های هدایت‌کننده در w_k

a_k : پارامتر کنتراست محلی

ج) ارتباط شعاع همسایگی و اپسیلون با پارامتر a و b :

شعاع همسایگی تعیین می‌کند که محاسبات آماری اعم از میانگین، واریانس و کوواریانس در چه ناحیه‌ای اجرا شوند. هرچه شعاع همسایگی بزرگ‌تر باشد، هموارسازی بیشتری انجام شده زیرا ناحیه‌ای که محاسبات روی آن انجام می‌شود بزرگ‌تر است. همچنین اپسیلون میزان حساسیت فیلتر به نویز و جزئیات را تنظیم می‌کند. اگر مقدار اپسیلون کم باشد، فیلتر تمایل بیشتری به حفظ جزئیات و لبه‌ها دارد، اما اگر مقدار بزرگ‌تری دریافت کند، نویز بیشتری حذف شده در حالی که برخی جزئیات داده ممکن است از بین بروند.

پارامترهای a و b در فیلتر هدایت‌شده، مقادیر محلی هستند که به‌صورت پویا و برای هر نقطه به‌طور جداگانه محاسبه می‌شوند. این پارامترها از شعاع همسایگی و اپسیلون که توسط کاربر تنظیم می‌شوند، به‌طور غیرمستقیم تأثیر می‌پذیرند. در واقع a و b به‌عنوان نتایج محاسبات داخلی فیلتر برای هر نقطه در داده‌های ورودی هستند و به‌طور مستقیم از شعاع همسایگی و اپسیلون مشتق می‌شوند. لذا در این تحقیق پارامترهای شعاع همسایگی و اپسیلون به‌عنوان متغیرهای ورودی فیلتر هدایت‌شده در نظر گرفته شده که در نتیجه به کمک روش بهینه‌سازی بیزی، مقادیر اولیه برای شعاع همسایگی و مقدار اپسیلون تعیین می‌شود.

1- Machine Learning

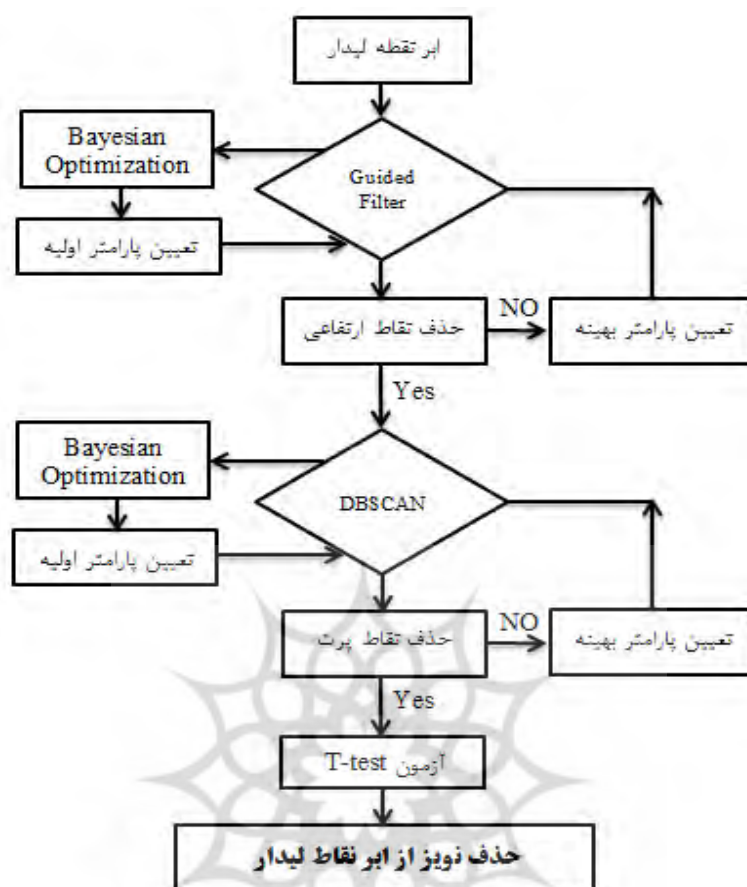
2- Outliers

3- Epsilon

4- MinPoints

5- Core Points

6- Border Points



نگاره ۲: فلوچارت روش پیشنهادی

نقاط نویز: نقاطی که نه نقاط اصلی هستند و نه نقاط مرزی؛ نتیجه نهایی مورد بررسی قرار گرفته تا در انتها پارامترهای بهینه برای اجرای حذف نویز در داده‌های لایدار هوایی مقدار اولیه دو پارامتر کلیدی این الگوریتم شامل اپسیلون که به عنوان حداکثر فاصله بین دو نقطه برای قرارگیری در یک خوشه و حداقل تعداد نقاط لازم برای تشکیل یک خوشه به کمک بهینه‌سازی بیزی تعیین و استخراج شدند. استفاده شد.

مقدار بهینه اپسیلون برای فیلتر هدایت شده: ۰/۰۱

شعاع همسایگی بهینه برای فیلتر هدایت شده: ۷/۵

مقدار بهینه اپسیلون برای الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا: ۰/۱

حداقل تعداد نقاط بهینه برای الگوریتم خوشه‌بندی

چگالی‌مبنا: ۴

۴- بحث و یافته‌های تحقیق

برای ارزیابی نتایج، مقایسه بین داده‌های قبل و بعد از اعمال فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا انجام شد. به منظور نمایش بهتر نتایج تحقیق، سه محدوده شهری با ویژگی‌های متفاوت به عنوان نمونه، برای نمایش نتایج حذف نویز انتخاب شد. در سایت یک، رویکرد حذف نویز در نواحی ساختمان‌ها با تأکید بر ساختمان‌های کوچک

پس از تعیین اولیه مقادیر پارامترهای ورودی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا، مقادیر به صورت جزئی تغییر داده می‌شوند و تأثیر هر یک از آن‌ها در

جدول ۱: بررسی پارامترهای متفاوت در حذف نویز ابر نقطه لایدار

(ردیف قرمز رنگ پیشنهاد شده توسط روش بهینه‌سازی بیزی، ردیف سبز پارامترهای بهینه نهایی)

پارامترهای آزمون T-test			زمان اجرا	پارامترهای ورودی DBSCAN		پارامترهای ورودی فیلتر هدایت‌شده	
نتیجه آزمون	P-Value	T-Statistic		حداقل تعداد نمونه	اپسیلون	اپسیلون	شعاع همسایگی (متر)
No difference	۰/۹۹۰	۰/۱۱۷	۳۷/۷۳			۰/۰۱	۷/۵
No difference	۰/۹۶۱	۰/۰۴۹	۷۹/۹۶			۰/۰۱	۱۵
No difference	۰/۹۷۵	۰/۰۳۱	۵۰/۰۸			۰/۰۱	۱۰
No difference	۰/۹۹۴	-۰/۰۰۷	۲۳/۱۷			۰/۰۱	۴
No difference	۰/۹۷۷	-۰/۰۲۷	۱۷/۲۰			۰/۰۱	۲
No difference	۰/۹۷۱	-۰/۳۵۶	۱۵/۳۰			۰/۰۱	۱
No difference	۰/۹۶۲	-۰/۰۴۷	۱۴/۴۸			۰/۰۱	۰/۷
No difference	۰/۹۹۹	-۰/۰۰۰۳	۷/۰۲			۰/۰۱	۰/۰۵
No difference	۰/۹۸۹	-۰/۰۱۳	۱۴/۴۷			۰/۰۰۵	۱
No difference	۰/۹۰۰	۰/۱۲۵	۱۵/۸۷			۰/۰۵	۱
No difference	۰/۸۶۶	-۰/۱۶۸	۱۴/۷۰			۰/۱	۱
No difference	۰/۷۸۱	-۰/۲۷۸	۱۴/۷۰			۰/۵	۱
No difference	۰/۷۲۸	-۰/۳۴۸	۱۴/۴۸			۱	۱
Difference is OK	۰/۰۰۱	۳/۲۶۸	۱۱/۲۷	۴	۰/۱		
Difference is OK	۰/۰۰۰۱	۲۲/۹۴	۱۱/۸۷	۴	۰/۵		
Difference is OK	۰/۰۰۰۱	۶/۸۰۵	۱۲/۱۰	۴	۰/۷۵		
No difference	۰/۱۰۹	۱/۶۰۳	۱۲/۲۵	۴	۱		
No difference	۰/۸۱۲	۰/۲۳۷	۱۲/۶۵	۴	۱/۵		
No difference	۰/۹۲۹	۰/۰۸۹	۱۲/۷۰	۴	۲		
No difference	۰/۹۹۶	۰/۰۰۵	۱۲/۸۳	۴	۴/۵		
No difference	۰/۹۹۵	۰/۰۰۵	۱۲/۹۵	۴	۷		
No difference	۱/۰	۰/۰	۱۳/۲۰	۴	۱۰		
No difference	۱/۰	۰/۰	۱۰/۲۸	۱	۱		
Difference is OK	۰/۰۰۰۳	۹/۴۳۷	۱۳/۸۶	۱۰	۱		
Difference is OK	۰/۰۰۰۲	۲۵/۳۴۵	۱۴/۲۶	۱۵	۱		
Difference is OK	۰/۰۰۰۱	۳۵/۱۳۳	۱۴/۹۵	۲۰	۱		

گیاهی برای ارزیابی انتخاب شد. نتایج نشان می‌دهد که پس از اعمال فیلتر هدایت‌شده، نویز ارتفاعی به‌طور مؤثری کاهش یافته است. همچنین نویز پرت باقیمانده در مجموعه داده، توسط الگوریتم خوشه‌بندی چگالی‌مبنا شناسایی و

مورد بررسی قرار گرفتند. همچنین در سایت دو نواحی ساختمان‌ها با تأکید بر شناسایی یک ساختمان بزرگ با ارتفاع زیاد مورد تحلیل قرار گرفت. سایت سوم نیز تأکید بر نواحی ساختمان‌ها به همراه نزدیکی به پوشش متراکم

ابر نقطه محدوده سایت یک در سال ۲۰۱۴ اضافه شده و الگوریتم پیشنهادی مجدداً اجرا و نتایج در نگاره ۵ درج شد. همانگونه که مشاهده می‌شود نقاط نویزی در مدل ارتفاعی رقومی که به رنگ سفید دیده می‌شوند در مدل ارتفاعی استخراج شده پس از حذف نویز وجود نداشته و به درستی حذف شده‌اند.

۴-۲- بررسی پارامترهای آماری داده‌های لایدار قبل و بعد از حذف نویز

بررسی پارامترهای آماری اعم از واریانس و انحراف معیار قبل و بعد از حذف نویز می‌تواند در بررسی دقت نتایج خروجی از اجرای حذف نویز تأثیرگذار باشد. همچنین میانگین و مد مقادیر ارتفاع نقاط می‌تواند برای بررسی تغییرات در داده‌های ابر نقاط پس از حذف نویز مورد استفاده قرار گیرد. کاهش مقادیر عددی هر یک از شاخص‌های فوق پس از اجرای الگوریتم به این معناست که نویزهای موجود در داده حذف شده و داده‌ها هموارتر و منظم‌تر شده‌اند که در نتیجه نشان‌دهنده بهبود کیفیت داده است. کاهش واریانس نشان می‌دهد که داده‌ها در راستای ارتفاعی کمتر پراکنده شده‌اند و بیشتر حول میانگین متمرکز هستند.

جدول ۲ مربوط به سه سایت بالا در شاخص آماری متفاوت ارائه شده است. مطابق با این جدول کلیه پارامترهای آماری اعم از واریانس، انحراف معیار، میانگین و مد پس از حذف نویز روند کاهشی داشته که نشان‌دهنده بهبود داده‌ها پس از اجرای الگوریتم پیشنهادی است. در ردیف آخر جدول، نتایج مربوط به اضافه نمودن نویز به ابر نقاط سایت یک در سال ۲۰۱۴ درج شده است. واریانس نقاط پس از اضافه شدن نقاط نویز به شدت افزایش یافته است. قابل ذکر است که هم نتایج بصری در نگاره ۵ و هم پارامترهای آماری در این جدول نشان از حذف صحیح نقاط نویز اضافه شده به مجموعه ابر نقاط هستند.

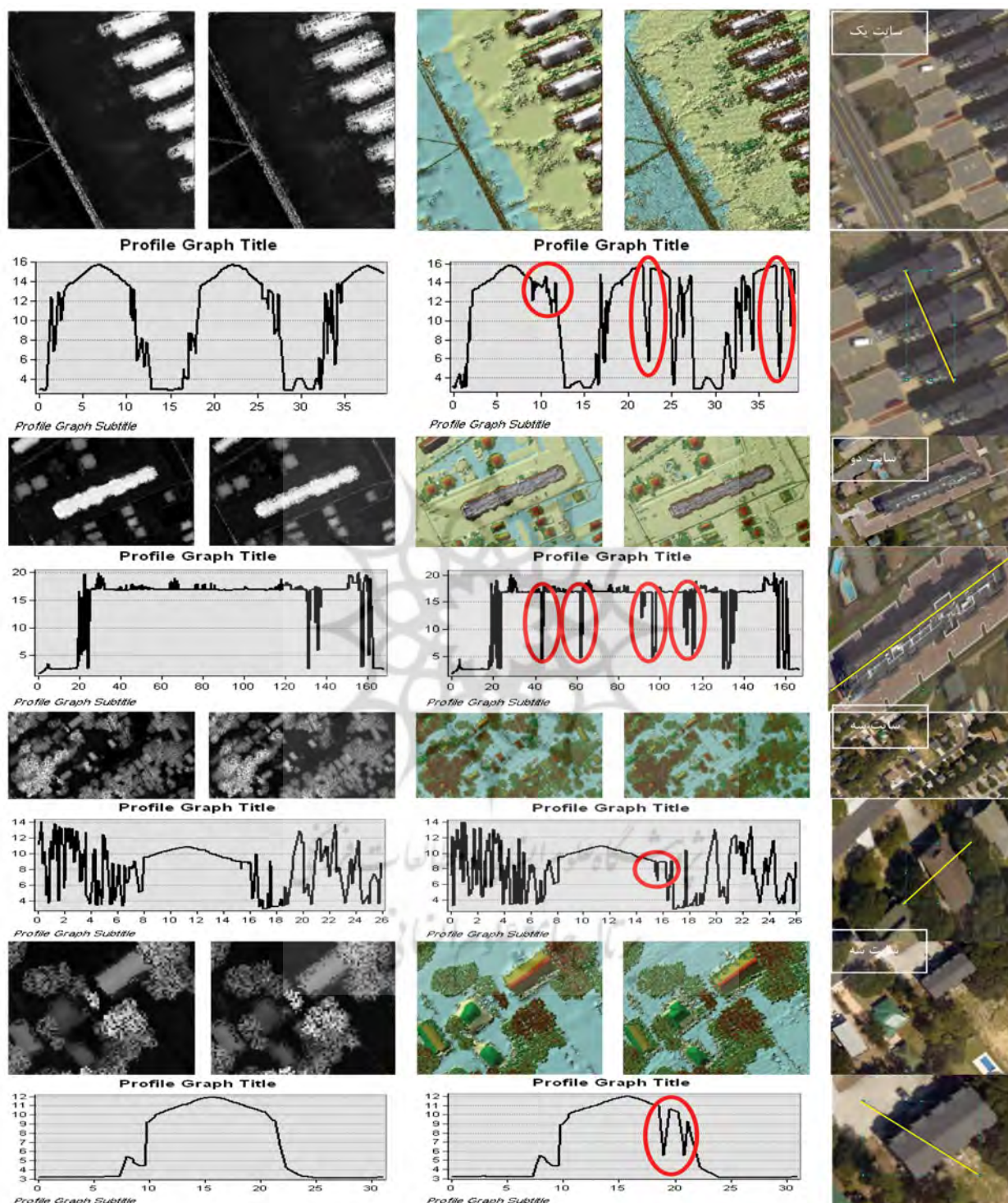
حذف شد. این ترکیب بهینه باعث شد تا داده‌های نهایی هموارتر و مسطح‌تر شوند.

برای ارزیابی نتایج حذف و تصحیح نویز در داده‌های ابر نقاط لایدار، چندین روش مختلف می‌تواند به بررسی دقت و صحت نتایج کمک کند. در این تحقیق از سه روش شامل مقایسه مدل ارتفاعی رقومی، مقایسه شاخص‌های آماری اعم از واریانس و انحراف معیار، تکنیک‌های تصویری و بصری‌سازی استفاده شد که در ادامه روش‌های ارزیابی دقت نتایج در این تحقیق مورد بررسی قرار گرفته‌اند.

۴-۱- داده‌های لایدار قبل و بعد از حذف نویز با مقایسه شبکه نامنظم مثلثی و مدل‌های دیجیتالی زمین^۱ و پروفایل طولی

مطابق نگاره ۳ در بررسی لایه مدل‌های ارتفاعی رقومی و همچنین شبکه نامنظم مثلثی، قبل و بعد از حذف نویز در هر یک از سه سایت انتخاب شده نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی به‌خوبی قادر به حذف نویز ارتفاعی در داده‌ها است. به‌منظور بررسی اثر شرایط جوی متفاوت در زمان برداشت داده‌های ابر نقطه اعم از میزان رطوبت، زاویه تابش خورشید و ... و تأثیر آن بر فرایند حذف نویز، داده‌ها در فصل دیگری از سال نیز مورد بررسی قرار گرفته‌اند. مطابق پوشش گیاهی موجود در عکس هوایی، داده‌برداری در نگاره ۳ مربوط به تابستان سال ۲۰۱۹ میلادی است. با توجه به وضعیت پوشش گیاهی در عکس هوایی سال ۲۰۱۴ میلادی که مرتبط با فصل زمستان است، نتایج محدوده سایت یک در زمستان سال ۲۰۱۴ میلادی در نگاره ۴ درج شده است. همانگونه که در نگاره ۴ مشاهده می‌شود، نتایج بالاخص پروفایل طولی قسمتی از محدوده نشان‌دهنده عملکرد مناسب روش پیشنهادی تحقیق در حذف نویز ارتفاعی و پرت در داده‌های با شرایط جوی متفاوت نیز هستند.

در ادامه به‌منظور بررسی پایداری الگوریتم پیشنهادی تحقیق در حذف نقاط ابر نقطه، تعدادی نویز مصنوعی به



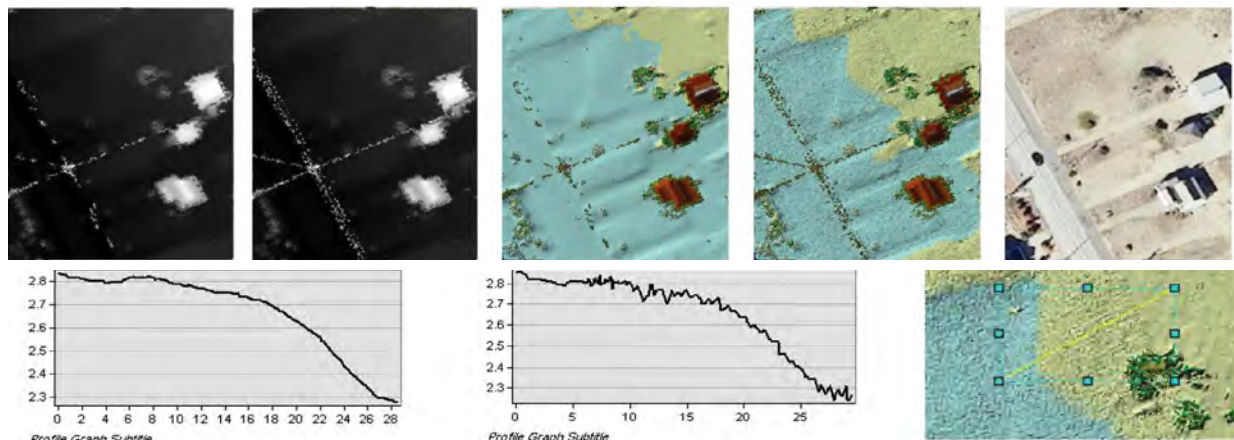
عکس هوایی رنگی حقیقی TIN قبل از حذف نویز TIN بعد از حذف نویز DEM قبل از حذف نویز DEM بعد از حذف نویز

نگاره ۳: بررسی نتایج حذف نویز در ابر نقطه لایدار بر اساس مقایسه شبکه نامنظم مثلثی (TIN) و مدل ارتفاعی زمین (DEM) و پروفایل ارتفاعی

برای هر سایت، ردیف اول عکس هوایی، TIN و DEM قبل و بعد از حذف نویز و در ردیف پایین پروفایل طولی بخشی از داده‌ها ترسیم شده است.

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (س)

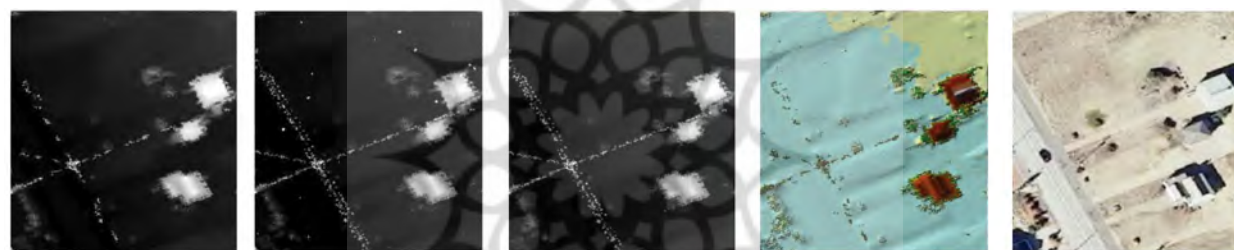
ارزیابی رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا ... / ۷۵



عکس هوایی رنگی حقیقی TIN قبل از حذف نویز TIN بعد از حذف نویز DEM قبل از حذف نویز DEM بعد از حذف نویز

نگاره ۴: بررسی نتایج حذف نویز در ابر نقطه لایدار بر اساس مقایسه شبکه نامنظم مثلثی (TIN) و مدل ارتفاعی زمین (DEM) و پروفایل ارتفاعی

ردیف اول عکس هوایی، TIN و DEM قبل و بعد از حذف نویز و در ردیف پایین پروفایل طولی بخشی از داده‌ها ترسیم شده است.



عکس هوایی رنگی حقیقی TIN محدود DEM اولیه DEM + نقاط نویزی DEM بعد از حذف نویز

نگاره ۵: بررسی نتایج حذف نویز در ابر نقطه سایت یک سال ۲۰۱۴ پس از اضافه نمودن نویز مصنوعی

جدول ۲: وضعیت پارامترهای آماری داده‌ها قبل و بعد از حذف نویز در سه سایت انتخاب شده

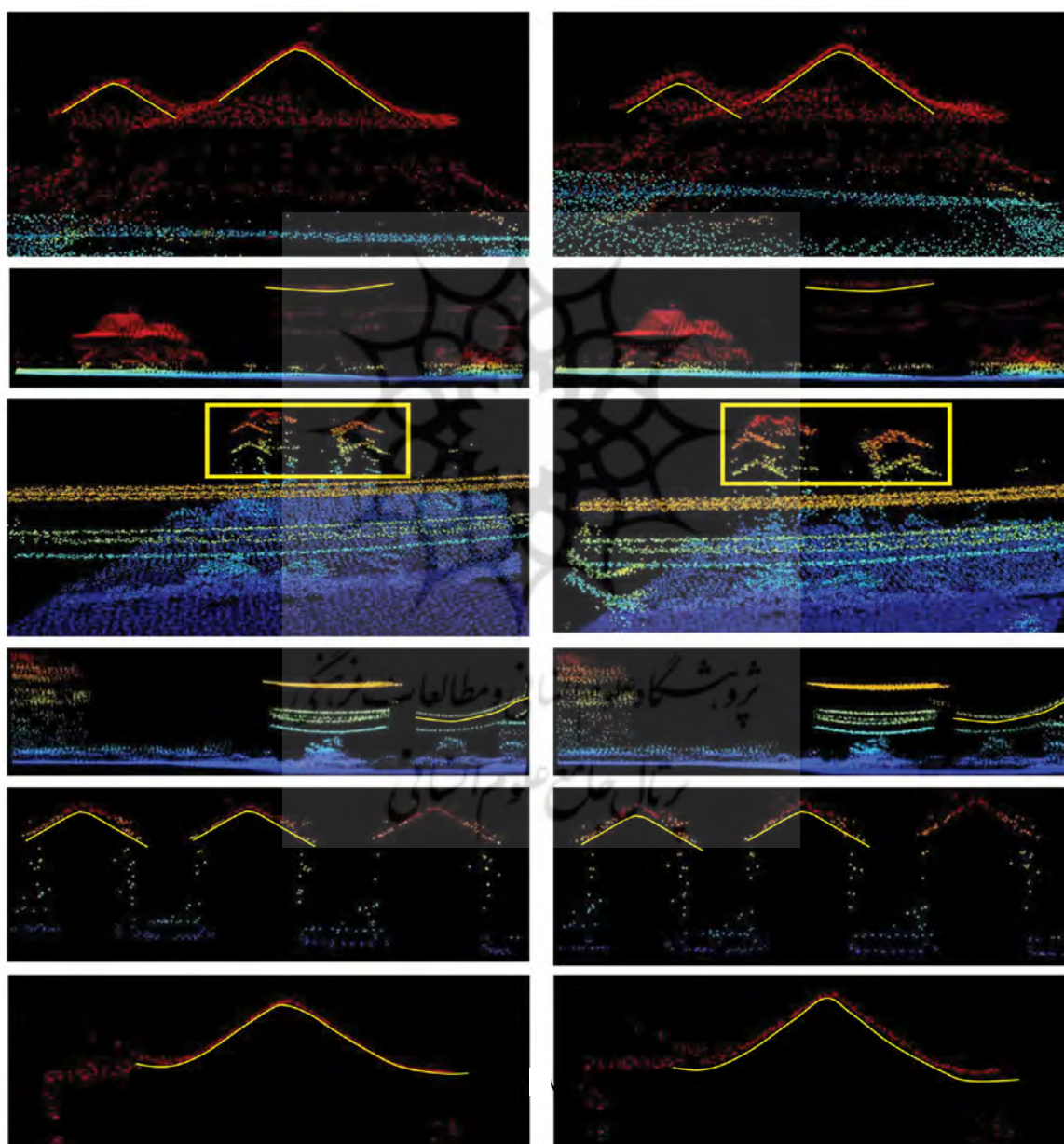
شماره سایت	نوع فایل	میانگین	میانه	مد	انحراف معیار	واریانس	تجزیه و تحلیل
سایت ۱ سال ۲۰۱۹	ابر نقاط اولیه	۴/۵۴	۲/۹	۲/۸	۳/۹۸	۱۵/۸۶	فایل اصلی دارای نویز و پراکندگی
	فیلتر هدایت شده	۴/۵۴	۲/۸	۱/۷۱	۳/۹۶	۱۵/۷۲	حذف نویز ارتفاعی
	الگوریتم DBSCAN	۴/۵۱	۲/۸	۱/۷۱	۳/۹۶	۱۵/۶۸	حذف نویز پرت
سایت ۲ سال ۲۰۱۹	ابر نقاط اولیه	۴/۴۳	۲/۳۵	۱/۹۵	۴/۵۶	۲۰/۷۷	فایل اصلی دارای نویز و پراکندگی
	فیلتر هدایت شده	۴/۴۴	۲/۳۷	۱/۹۲	۴/۵۵	۲۰/۶۷	حذف نویز ارتفاعی
	الگوریتم DBSCAN	۴/۴۰	۲/۳۶	۱/۹۲	۴/۵۴	۲۰/۵۸	حذف نویز پرت
سایت ۳ سال ۲۰۱۹	ابر نقاط اولیه	۸/۱۵	۸/۰۲	۳/۳۱	۴/۳۷	۱۹/۱۳	فایل اصلی دارای نویز و پراکندگی
	فیلتر هدایت شده	۸/۱۵	۸/۰۱	۳/۲۹	۴/۳۵	۱۸/۹۵	حذف نویز ارتفاعی
	الگوریتم DBSCAN	۸/۱۴	۸/۰۱	۳/۲۹	۴/۳۶	۱۸/۹۰	حذف نویز پرت
سایت ۱ سال ۲۰۱۴	ابر نقاط اولیه	۲/۷۸	۲/۳۶	۲/۲۸	۱/۵۳	۲/۳۵۹	فایل اصلی دارای نویز و پراکندگی
	نقاط اولیه + نویز اضافی	۲/۸۱۵	۲/۳۶	۲/۲۸	۲/۰۹	۴/۳۶	فایل اصلی با همراه نویز اضافی
	فیلتر هدایت شده	۲/۸۱۹	۲/۳۸	۲/۳	۲/۰۸	۴/۳۴	حذف نویز ارتفاعی
	الگوریتم DBSCAN	۲/۷۳۸	۲/۳۷	۲/۳	۱/۴۱۴	۱/۹۹۸	حذف نویز پرت

۳-۴- مقایسه تصویری و گرافیکی

تغییرات ارتفاعی پس از حذف نویز می‌تواند به ارزیابی عملکرد روش کمک کند.

در نگاره ۶ نحوه هموارسازی نقاط بر روی سطوح مسطح از جمله سقف ساختمان‌ها به خوبی قابل مشاهده است. در نگاره ۶ نمونه‌هایی از سقف ساختمان‌ها و یا خطوط انتقال انرژی ترسیم شده تا تأثیر الگوریتم پیشنهادی

مقایسه تصویری و بصری ابر نقاط قبل و بعد از اجرای الگوریتم برای ارزیابی بصری کیفیت حذف نویز بسیار کاربردی هستند. در این روش، با مقایسه مدل‌های سه‌بعدی نقاط می‌توان مشاهده نمود که نویزها به صورت مؤثر حذف شده‌اند. رسم پروفایل‌های ارتفاعی از سطح زمین و بررسی



بعد از حذف نویز

قبل از حذف نویز

نگاره ۶: نتایج حذف نویز در ابر نقطه لایدار بر اساس مقایسه گرافیکی نقاط قبل و بعد از حذف نویز (نمایش نواحی بهبود یافته با خط زردرنگ)

نویز و حفظ ویژگی‌های مهم داده‌های لایدار با استفاده از روش پیشنهادی است.

قابل ذکر است که با توجه به سادگی و عدم پیچیدگی روش پیشنهادی و همچنین کوتاهی زمان پردازش داده‌ها و مهم‌تر از آن دقت نتایج خروجی تحقیق، بهره‌گیری از این الگوریتم در مقایسه با روش‌های سنتی از جمله فیلترها و ... در پردازش ابر نقاط لایدار از امتیازات بالایی برخوردار است. اگر چه روش‌های پیشرفته اعم از یادگیری عمیق دقت بالاتری در حذف نویز از داده‌های لایدار ایجاد می‌نمایند اما پیچیدگی این روش‌ها و زمان پردازش داده‌ها و لزوم وجود داده‌های برچسب‌گذاری شده از محدودیت‌های آن‌ها است. از محدودیت‌های الگوریتم پیشنهادی نیز می‌توان به افزایش تصاعدی زمان پردازش داده‌ها با افزایش وسعت منطقه مورد مطالعه اشاره نمود. همچنین حساسیت به پارامترهای تنظیمی در فیلتر هدایت‌شده و خوشه‌بندی چگالی مبنا دارای اهمیت هستند. انتخاب نامناسب این پارامترها ممکن است به حذف اطلاعات مفید یا باقی ماندن نویز منجر شود.

۶- ارائه پیشنهاد و راهکارها

در پژوهش‌های آینده می‌توان از روش‌های یادگیری عمیق و شبکه‌های عصبی برای بهبود نتایج حذف نویز و شناسایی الگوهای پیچیده‌تر استفاده نمود و میزان بهبود نتایج را به همراه پیچیدگی محاسبات و زمان پردازش داده‌ها نسبت به روش پیشنهادی این تحقیق مقایسه نمود.

تعارض منافع

در این پژوهش، حامی مالی و تعارض منافع وجود ندارد.

بر حذف نویز از داده‌ها به وضوح قابل رویت باشد. همانگونه که در نگاره (۶) مشاهده می‌شود در ابر نقاط اولیه، شاهد نقاطی با نوسانات ارتفاعی کم بر روی سطوح مسطح هستیم که از ویژگی‌های ابر نقاط برداشت شده توسط لایدار است. این در صورتی است که در بررسی ابر نقاط پس از اعمال الگوریتم پیشنهادی، شاهد کاهش نویز در داده‌ها بوده و در بررسی داده‌های موجود در سطوح مسطح می‌توان همگرایی نقاط و نزدیک شدن آن‌ها بر روی یک سطح را به خوبی مشاهده نمود.

نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم پیشنهادی تحقیق در حذف نویز و حفظ ویژگی‌های مهم داده‌های لایدار بسیار کارا است. این ویژگی‌ها الگوریتم پیشنهادی را به یک انتخاب مناسب برای پیش پردازش داده‌های لایدار تبدیل می‌کند. شایان ذکر است که روش پیشنهادی تحقیق دارای محاسبات ساده‌ای بوده و همچنین زمان اجرای آن بر روی داده‌های ابر نقطه متناسب است. قابل ذکر است که تعداد نقاط سایت یک ۵۹۲۰۰ نقطه بوده که میانگین زمان پردازش آن‌ها ۲۵ ثانیه است.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی مؤثر برای حذف نویز از داده‌های ابر نقاط لایدار با استفاده از ترکیب فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا ارائه شد. نتایج به دست آمده نشان می‌دهند که این روش با حذف نویزهای ارتفاعی و نقاط پرت می‌تواند دقت مدل‌های مبتنی بر داده‌های لایدار را افزایش دهد و در عین حال جزئیات کلیدی را حفظ کند. فیلتر هدایت‌شده با استفاده از پارامترهای ورودی نسبت به اصلاح مقادیر ارتفاعی نقاط اقدام نموده و در نواحی مسطح، موجب همگرایی بیشتر نقاط بر سطح شده است. این در صورتی است که الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مبنا با استفاده از پارامترهای ورودی، نقاط پرت موجود در ابر نقطه را از مجموعه داده‌ها حذف می‌نمایند. بنابراین در نتیجه بر اساس ارزیابی داده‌ها، نتایج نشان‌دهنده بهبود قابل توجه در حذف

advances in remote sensing and geographic information systems: Paradigms and applications in forest landscape modeling, 19-68.

12- Feng, Z. A., & Han, X. F. (2023). Guided normal filter for 3D point clouds. *Multimedia Tools and Applications*, 82(9), 13797-13810.

13- Hameed, M., Yang, F., Bazai, S. U., Ghafoor, M. I., Alshehri, A., Khan, I., ... & Andualem, M. (2022). Convolutional Autoencoder Based Deep Learning Approach for Aerosol Emission Detection Using LiDAR Dataset. *Journal of Sensors*(1) 3690312.

14- Hayduk, E. A. (2012). Using LiDAR Data to Estimate Effective Leaf Area Index, Determine Biometrics and Visualize Canopy Structure in a Central Oregon Forest with Complex Terrain (Doctoral dissertation, Evergreen State College).

15- He, K., Sun, J., & Tang, X. (2013). Guided image filtering. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 35(6), 1397-1409.

16- Hebel, M., & Stilla, U. (2011). Simultaneous calibration of ALS systems and alignment of multiview LiDAR scans of urban areas. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 50(6), 2364-2379.

17- Heinzler, R., Piewak, F., Schindler, P., & Stork, W. (2020). Cnn-based LiDAR point cloud denoising in adverse weather. *IEEE Robotics and Automation Letters*, 5(2), 2514-2521.

18- Heritage, G. L., & Large, A. R. (2009). *Laser Scanning for the Environmental Sciences*.

19- Huang, H., Yan, X., Yang, J., Cao, Y., and Zhang, X. (2023). LIDSOR: A FILTER FOR REMOVING RAIN AND SNOW Noise points from LiDAR point clouds in rainy and snowy weather, *Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci.*, XLVIII-1/W2-2023, 733-740

20- Kolapo, P. (2019). Towards a Short-Range Laboratory for Testing the Accuracy of Terrestrial 3D Laser Scanning (TLS) Technologies (Doctoral dissertation, University of Witwatersrand).

21- Li, Y., & Ibanez-Guzman, J. (2020). LiDAR for autonomous driving: The principles, challenges, and trends for automotive LiDAR and perception systems. *IEEE Signal Processing Magazine*, 37(4), 50-

References

- 1- Aghighi, F., Ebadati, O.M., Aghighi, H. (2022) Presenting an automated approach for detecting outliers in Lidar point clouds using SVM-CRF and boxplot. *Journal of Remote Sensing and GIS Iran*, 109-91, 14 (2)
- 2- Alcayaga, L. (2020). Filtering of pulsed LiDAR data using spatial information and a clustering algorithm *Atmospheric Measurement Techniques*, 13(11), 6237-6254.
- 3- Balestrieri, E., Daponte, P., De Vito, L., & Lamonaca, F. (2021). Sensors and measurements for unmanned systems: An overview. *Sensors*, 21(4), 1518.
- 4- Balin, I. (2004). Measurement and analysis of aerosols, cirrus-contrails, water vapor and temperature in the upper troposphere with the Jungfraujoch LiDAR system (No. 2975). EPFL.
- 5- Baltsavias, E. P. (1999). Airborne laser scanning: Existing systems and firms and other resources. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2-3), 112-122.
- 6- Bilik, I. (2022). Comparative analysis of radar and LiDAR technologies for automotive applications. *IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine*, 15(1), 244-269.
- 7- Cheng, D., Zhao, D., Zhang, J., Wei, C., & Tian, D. (2021). PCA-based denoising algorithm for outdoor LiDAR point cloud data. *Sensors*, 21(11), 3703.
- 8- Di Stefano, F., Chiappini, S., Gorreja, A., Balestra, M., & Pierdicca, R. (2021). Mobile 3D scan LiDAR: A literature review. *Geomatics, natural hazards and risk*, 12(1), 2387-2429.
- 9- Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd* (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).
- 10- Farhani, G., Sica, R. J., & Daley, M. J. (2021). Classification of LiDAR measurements using supervised and unsupervised machine learning methods. *Atmospheric Measurement Techniques*, 14(1), 391-402.
- 11- Favorskaya, M. N., Jain, L. C., Favorskaya, M. N., & Jain, L. C. (2017). Overview of LiDAR technologies and equipment for land cover scanning. *Handbook on*

- 32- Roman-Rivera, L. R., Pedraza-Ortega, J. C., Sotelo-Rodríguez, I., Guevara-González, R. G., & Toledano-Ayala, M. (2023). 3D Point Cloud Outliers and Noise Reduction Using Neural Networks. In International Congress of Telematics and Computing (pp. 323-341). Cham: Springer Nature Switzerland.
- 33- Roussel, R., Edelen, A. L., Boltz, T., Kennedy, D., Zhang, Z., Ji, F., ... & Neiswanger, W. (2024). Bayesian optimization algorithms for accelerator physics. *Physical Review Accelerators and Beams*, 27(8), 084801.
- 34- Selmer, P., Yorks, J. E., Nowottnick, E. P., Cresanti, A., & Christian, K. E. (2024). A Deep Learning LiDAR Denoising Approach for Improving Atmospheric Feature Detection. *Remote Sensing*, 16(15), 2735.
- 35- Stephens, D., Smith, A., Redfern, T., Talbot, A., Lessnoff, A., & Dempsey, K. (2020). Using three dimensional convolutional neural networks for denoising echosounder point cloud data. *Applied Computing and Geosciences*, 5, 100016.
- 36- Stilla, U., & Xu, Y. (2023). Change detection of urban objects using 3D point clouds: A review. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 197, 228-255.
- 37- Stular, B., & Lozić, E. (2020). Comparison of filters for archaeology-specific ground extraction from airborne LiDAR point clouds. *Remote Sensing*, 12(18), 3025.
- 38- Szostak, M. (2020). Automated land cover change detection and forest succession monitoring using LiDAR Point Clouds and GIS analyses. *Geosciences*, 10(8), 321.
- 39- Wallace, A. M., Halimi, A., & Buller, G. S. (2020). Full waveform LiDAR for adverse weather conditions. *IEEE transactions on vehicular technology*, 69(7), 7064-7077.
- 40- Wang, D., Yu, J., Liu, F., & Li, Q. (2024). ICESat-2 single photon laser point cloud denoising algorithm based on improved DBSCAN clustering. *Earth, Planets and Space*, 76(1), 1-16.
- 41- Wang, H., Yang, T., & Wang, Z. (2020). Development of a coupled aerosol LiDAR data quality assurance and control scheme with Monte Carlo analysis and bilateral filtering. *Science of The Total Environment*, 728, 138844.
- 42- Wehr, A., & Lohr, U. (1999). Airborne laser scanning—An introduction and overview. *ISPRS Journal* 61.
- 22- Mallet, C., & Bretar, F. (2009). Full-waveform topographic LiDAR: State-of-the-art. *ISPRS Journal of photogrammetry and remote sensing*, 64(1), 1-16.
- 23- Meshcheryakov, R., Iskhakov, A., Mamchenko, M., Romanova, M., Uvaysov, S., Amirgaliyev, Y., & Gromaszek, K. (2022). A probabilistic approach to estimating allowed SNR values for automotive LiDARs in “smart cities” under various external influences. *Sensors*, 22(2), 609.
- 24- Mirzaei, K., Arashpour, M., Asadi, E., Masoumi, H., Bai, Y., & Behnood, A. (2022). 3D point cloud data processing with machine learning for construction and infrastructure applications: A comprehensive review. *Advanced Engineering Informatics*, 51, 101501.
- 25- Muhadi, N. A., Abdullah, A. F., Bejo, S. K., Mahadi, M. R., & Mijic, A. (2020). The use of LiDAR-derived DEM in flood applications: A review. *Remote Sensing*, 12(14), 2308.
- 26- Næsset, E. (2015). Vertical height errors in digital terrain models derived from airborne laser scanner data in a boreal-alpine ecotone in Norway. *Remote Sensing*, 7(4), 4702-4725.
- 27- Okyay, U., Telling, J., Glennie, C. L., & Dietrich, W. E. (2019). Airborne LiDAR change detection: An overview of Earth sciences applications. *Earth-Science Reviews*, 198, 102929.
- 28- Raparthy, M., & Agarwal, A. (2023). Machine Learning Based Deep Cloud Model to Enhance Robustness and Noise Interference. *Journal of Engineering, Science and Mathematics (JESM)*, 20-20.
- 29- Ren, Y., Li, T., Xu, J., Hong, W., Zheng, Y., & Fu, B. (2021). Overall filtering algorithm for multiscale noise removal from point cloud data. *IEEE Access*, 9, 110723-110734.
- 30- Reutebuch, S. E., Andersen, H. E., & McGaughey, R. J. (2005). Light detection and ranging (LIDAR): an emerging tool for multiple resource inventory. *Journal of forestry*, 103(6), 286-292.
- 31- Roberts, K. C., Lindsay, J. B., & Berg, A. A. (2019). An analysis of ground-point classifiers for terrestrial LiDAR. *Remote Sensing*, 11(16), 1915.

20639.

52- Zhu, R., Ma, S., & Xu, D. (2020). Guided filter simplification method for noisy point cloud data. In 2020 Chinese automation congress (CAC) (pp. 6951-6955). IEEE.

of Photogrammetry and Remote Sensing, 54(2-3), 68-82.

43- Wu, G., Luo, S., & Yang, Z. (2020). Optimal weighted bilateral filter with dual range kernel for Gaussian noise removal. IET Image Processing, 14(9), 1840-1850.

44- Wu, Y., Wang, Y., Zhang, S., & Ogai, H. (2020). Deep 3D object detection networks using LiDAR data: A review. IEEE Sensors Journal, 21(2), 1152-1171.

45- Yan, W. Y. (2023). Airborne LiDAR data artifacts: What we know thus far. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine.

46- Yang, S., Xing, Y., Wang, D., & Deng, H. (2024). A Novel Point Cloud Adaptive Filtering Algorithm for LiDAR SLAM in Forest Environments Based on Guidance Information. Remote Sensing, 16(15), 2714.

47- Yun, T., Jiang, K., Li, G., Eichhorn, M. P., Fan, J., Liu, F., ... & Cao, L. (2021). Individual tree crown segmentation from airborne LiDAR data using a novel Gaussian filter and energy function minimization-based approach. Remote Sensing of Environment, 256, 112307.

48- Zhang, X. (2016). LiDAR-Based Change Detection for Earthquake Surface Ruptures. In Geoscience and Remote Sensing Symposium (IGARSS), 2162-2165.

49- Zhao, Y., Bai, L., Zhang, Z., & Huang, X. (2021). A surface geometry model for LiDAR depth completion. IEEE Robotics and Automation Letters, 6(3), 4457-4464.

50- Zhao, Z., Zhou, W., Liang, D., Liu, J., & Lee, X. (2024). Denoising Method Based on Improved DBSCAN for LiDAR Point Cloud. IEEE Access.

51- Zheng, J., Yang, S., Wang, X., Xiao, Y., & Li, T. (2021). Background noise filtering and clustering with 3D LiDAR deployed in roadside of urban environments. IEEE sensors journal, 21(18), 20629-

COPYRIGHTS

©2025 by the authors. Published by National Geographical Organization. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons [Attribution-NoDerivs 4.0 International \(CC BY-ND 4.0\)](https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/)

