

Original Article

Iranian Remote Sensing GIS
Journal of

Efficient Adaptive Local Thresholding for Improving Elevation Change Detection in Urban Environments Using Bi-temporal LiDAR Data

Vahid Ahmadi & Ali Akbar Matkan*^{ORCID}

Affiliation

Center for Remote Sensing and GIS Research, Faculty of Earth Sciences, Shahid Beheshti University, Tehran, Iran

ABSTRACT

Introduction: Three-dimensional changes in urban environments have become one of the most critical topics in urban environmental studies and structural change monitoring. As cities rapidly expand and the number of construction projects continues to increase, identifying and monitoring these changes have gained significant importance. Furthermore, the ability to simulate and predict urban changes can help urban planners and decision-makers make informed choices. In this regard, the use of three-dimensional data, such as LiDAR point clouds, is an effective method for accurately simulating and detecting three-dimensional changes at the urban level.

Materials and Methods: The primary objective of this research is to develop an algorithm for identifying and analyzing elevation changes in urban areas using bi-temporal LiDAR data processing techniques. These elevation changes can result from various factors, such as the construction and demolition of buildings, changes in land use, or variations in vegetation cover. In this study, LiDAR point cloud data from the years 2014 and 2019, collected from the coastal region of Duck in North Carolina, were utilized. These datasets contain three-dimensional points with X, Y, and Z coordinates, along with intensity values recorded from the Earth's surface using a LiDAR sensor. To identify elevation changes, the distance between the two point clouds was computed. The relative distance between corresponding points was determined using Delaunay triangulation, which created an irregular triangular network from one set of points and measured the distance between this network and the corresponding points in the other dataset. Following this step, a local adaptive thresholding method was applied to detect elevation changes at various scales. This method has the advantage of identifying localized changes more effectively than global detection techniques, which may overlook smaller variations.

Result and Discussion: In this research, the two point clouds were merged into a single dataset to analyze elevation changes in urban environments. This process resulted in a unified point cloud with higher density in unchanged areas. In contrast, in areas where elevation changes occurred, multiple elevation surfaces emerged, leading to an increase in elevation variance. This effect was particularly noticeable in cases where land use had changed or where buildings had been demolished and reconstructed. The variance differences were clearly visible, providing strong indicators of real changes in the urban landscape. In regions experiencing changes, the elevation variance of the combined point cloud increased significantly, highlighting structural modifications. Conversely, in areas without elevation changes, the elevation variance remained low. This method proved especially effective in detecting minor changes that are often overlooked by conventional global change detection methods.

Conclusion: To evaluate the accuracy of the proposed approach, key performance metrics such as completeness, correctness, overall quality, and the F1 score were computed. The results demonstrated that the proposed method performed exceptionally well in detecting elevation changes in urban areas. Specifically, in regions where changes in building heights or land use had occurred—such as the conversion of land into buildings or vegetation into urban structures—the algorithm successfully identified changes with high precision. In particular, for two subsets of the study area where building demolition and construction activities took place, the completeness metric exceeded 98%, while accuracy in other metrics ranged between 86% and 98%. For the third subset, where vegetation was converted into residential land use, completeness was measured at 85%, with accuracy in other metrics ranging between 83% and 98%. The local adaptive thresholding method introduced in this study effectively identifies elevation changes in complex urban environments. This technique is particularly efficient in detecting small-scale, localized changes that global methods may overlook. The results of this research have significant implications for urban planning, infrastructure monitoring, and disaster management, as they can enhance decision-making processes in these domains. Future studies should focus on applying this method to various urban environments while considering its computational efficiency and scalability for processing large-scale datasets. The integration of advanced machine learning models with this approach could further improve change detection accuracy and automation, leading to more efficient monitoring of urban transformations.

Keywords: Adaptive local thresholding, Elevation changes, Urban environment, Bi-temporal LiDAR, Remote sensing.

Citation:

Ahmadi, V., Matkan, A. A., *Efficient Adaptive Local Thresholding for Improving Elevation Change Detection in Urban Environments Using Bi-temporal LiDAR Data*, Iran J Remote Sens GIS, 18(1): 57-78.

* Corresponding Author: a-matkan@sbu.ac.ir
DOI: <https://doi.org/10.48308/gisj.2025.238545.1250>

Received: 2025.01.28

Accepted: 2025.03.04



آستانه‌گذاری محلی تطبیقی برای بهبود تشخیص تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری با استفاده از داده‌های لایدار دوزمانه

وحید احمدی و علی‌اکبر متکان*

سمت

مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS،
دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید
بهشتی، تهران، ایران

چکیده

مقدمه: تغییرات سه‌بعدی در محیط‌های شهری یکی از مهم‌ترین موضوعات در مطالعات تغییرات محیط‌زیست شهری و پایش تغییرات ساختاری آن است. با توجه به رشد سریع شهرها و افزایش تعداد پروژه‌های ساخت‌وساز، شناسایی و پایش این تغییرات اهمیت بسیاری یافته است. از سوی دیگر، امکان شبیه‌سازی و پیش‌بینی تغییرات شهری می‌تواند به برنامه‌ریزان شهری و مقامات مسئول، در اتخاذ تصمیمات بهینه، کمک کند. در این راستا، استفاده از داده‌های سه‌بعدی مانند ابر نقاط لایدار یکی از روش‌های مؤثر در شبیه‌سازی دقیق تغییرات سه‌بعدی در سطح شهر است.

مواد و روش‌ها: هدف این تحقیق توسعه الگوریتمی در زمینه شناسایی و تحلیل تغییرات ارتفاعی در مناطق شهری، با استفاده از پردازش داده‌های لایدار دوزمانه است. این تغییرات ممکن است از عوامل متفاوتی، مانند ساخت و تخریب ساختمان‌ها، تغییرات کاربری اراضی و یا تغییرات در رشد پوشش گیاهی ناشی شوند. در این تحقیق، داده‌های ابر نقطه لایدار متعلق به سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹، از منطقه ساحلی داک در کارولینای شمالی، در اختیار قرار گرفت. این داده‌ها شامل نقاط سه‌بعدی با مؤلفه‌های X ، Y و Z و شدت نور است که با استفاده از سنجشگر لایدار، از سطح زمین برداشت شده‌اند. در این مطالعه، برای شناسایی تغییرات ارتفاعی، فاصله بین دو ابر نقطه محاسبه شد. فاصله بین دو ابر نقطه با به‌کاربردن فاصله مجموعه‌ای نقاط از شبکه نامنظم مثلثی ایجادشده از سری دیگر نقاط به دست آمد. سپس روش آستانه‌گذاری محلی تطبیقی استفاده شد که قادر است تغییرات ارتفاعی در مقیاس‌های متفاوت را شناسایی کند.

نتایج: در این پژوهش، دو ابر نقطه در مجموعه داده‌ای، برای شناسایی تغییرات ارتفاعی در مناطق شهری، ترکیب شدند. این روش موجب ایجاد ابر نقطه واحد، با چگالی بیشتر، در نواحی بدون تغییر می‌شود؛ در حالی که در نواحی دارای تغییرات ارتفاعی، سطح‌های ارتفاعی متفاوتی ایجاد شد که سبب افزایش واریانس ارتفاعی می‌شود. به‌ویژه در مواردی که کاربری زمین تغییر کرده و یا ساختمان‌ها تخریب و بازسازی شده‌اند، این تفاوت‌های واریانس را می‌شد به‌وضوح مشاهده کرد. در مناطق دارای تغییر، مقدار واریانس ارتفاعی نقاط ترکیبی افزایش چشمگیری یافت که نشان‌دهنده تغییرات واقعی در سطح زمین بود. در مقابل، در مناطقی که تغییرات ارتفاعی نداشتند، واریانس ارتفاعی نقاط ترکیبی در محدوده پایین باقی ماند. این روش، به‌ویژه برای شناسایی تغییرات کوچک که ممکن است در روش‌های سراسری نادیده گرفته شوند، مناسب است.

بحث و نتیجه‌گیری: برای ارزیابی دقت نتایج، معیارهایی چون کامل‌بودن، درستی، کیفیت کلی و امتیاز $F1$ محاسبه شد. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی، در شناسایی تغییرات ارتفاعی در مناطق شهری، عملکرد بسیار خوبی داشته است. به‌طور خاص، در مناطقی که تغییرات ارتفاعات ساختمان‌ها یا تغییرات کاربری زمین، مانند تبدیل زمین به ساختمان یا درخت به ساختمان، روی داده بود، با استفاده از الگوریتم پیشنهادی می‌توان تغییرات را به‌درستی و بسیار دقیق‌تر شناسایی کرد. به‌ویژه، در دو زیرمجموعه اول از منطقه مورد مطالعه که تغییرات ارتفاعی در سطوح تخریب و یا ساخت ساختمان‌ها دیده می‌شد، دقت شناسایی تغییرات در معیار کامل‌بودن بیش از ۹۸٪ بود و در سایر معیارها، این دقت بین ۸۶٪ تا ۹۸٪ متغیر است. در زیرمجموعه سوم از منطقه مورد مطالعه که پوشش گیاهی به کاربری مسکونی تبدیل شده بود، دقت شناسایی تغییرات در معیار کامل‌بودن ۸۵٪ بود و در سایر معیارها نیز، دقت بین ۸۳٪ تا ۹۸٪ متغیر است. روش آستانه‌گذاری محلی تطبیقی که در این تحقیق مطرح شد، قادر است تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری پیچیده را به‌خوبی شناسایی کند. این روش، به‌ویژه در شناسایی تغییرات کوچک و محلی که ممکن است در روش‌های سراسری نادیده گرفته شوند، عملکرد مناسبی دارد. استفاده از نتایج این تحقیق در برنامه‌ریزی شهری، پایش تغییرات زیرساخت‌ها و مدیریت بلافاصله می‌تواند به بهبود تصمیم‌گیری‌ها کمک کند. پیشنهاد می‌شود که در پژوهش‌های آینده، این شیوه در مناطق گوناگون شهری آزموده شود و به‌ویژه کارایی محاسباتی آن مورد توجه قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: آستانه‌گذاری محلی تطبیقی، تغییرات ارتفاع، محیط شهری، لایدار دوزمانه، سنجش از دور.

استناد:

احمدی، و.، متکان، ع. ا. آستانه‌گذاری محلی تطبیقی برای بهبود تشخیص تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری با استفاده از داده‌های لایدار دوزمانه، نشریه سنجش از دور و GIS ایران، سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵: ۷۸-۵۹.

۱- مقدمه

ابزارهای مهم برای پایش تغییرات ارتفاعی و بررسی ساختارهای سه‌بعدی شهری تبدیل شده‌اند (Yan et al., 2015; Stal et al., 2013; Stilla & Xu, 2023). این داده‌ها امکان برداشت دقیق اطلاعات سه‌بعدی از سطح زمین و عناصر محیط‌های شهری را دارند و به دلیل این ویژگی‌ها، در حوزه‌های گوناگونی، از جمله برنامه‌ریزی شهری، پایش محیط‌زیست و مدیریت بحران به کار می‌روند (Candan & Kaçar, 2023; Uciechowska-Grakowicz et al., 2023). با وجود این، روش‌های معمول برای تحلیل داده‌های لایدار، به‌ویژه روش‌های آستانه‌گذاری سراسری^۱ که از آستانه‌ای ثابت در مورد تمامی مناطق استفاده می‌کنند، در محیط‌های پیچیده و ناهمگون شهری عملکرد خوبی ندارند (Reyes et al., 2023, Xiao et al., 2023). پیشرفت‌های اخیر، در بینایی رایانه‌ای و یادگیری ماشین^۲، شناسایی تغییرات مبتنی بر ابر نقاط را به مرحله خودکار و هوشمند سوق داده است (Tran et al., 2018; De Gelis et al., 2021; Ku et al., 2021).

آستانه‌گذاری سراسری، به دلیل ناتوانی در تطبیق با تغییرات محلی و پیچیدگی‌های موجود در محیط‌های شهری، اغلب به افزایش خطاهای کاذب منجر می‌شود (Stilla & Xu, 2023; Xiao et al., 2023). در چنین شرایطی، تشخیص تغییرات کوچک در مناطقی با پوشش گیاهی متراکم یا بافت‌های پیچیده شهری دشوار می‌شود. این محدودیت‌ها به کاهش دقت تحلیل‌ها و ناتوانی در شناسایی تغییرات مهمی می‌انجامد که ممکن است در مناطق خاص رخ دهد.

بنابراین نیاز مبرمی به روش‌های آستانه‌گذاری محلی وجود دارد که بتوانند، به‌طور خودکار و براساس ویژگی‌های مکانی هر منطقه، آستانه‌های مورد نظر را تنظیم کنند (Zhang et al., 2023). چنین روش‌هایی، با در نظر گرفتن تفاوت‌های مکانی و ساختاری، می‌توانند دقت و صحت تشخیص تغییرات ارتفاعی را بهبود بخشند (Aljumaily et al., 2021). آستانه‌گذاری محلی این

در دهه‌های اخیر، شناسایی خودکار تغییرات به موضوعی ضروری در علوم فتوگرامتری و سنجش از دور تبدیل شده که در زمینه علوم زیست‌محیطی و پایش شهری، پیشرفت‌های برجسته‌ای داشته است (Ku et al., 2021). از سوی دیگر، پایش تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری یکی از جنبه‌های حیاتی در مدیریت شهری، نظارت بر توسعه و ساخت‌وساز و همچنین واکنش به حوادث طبیعی، از جمله زلزله، سیل و طوفان‌های سهمگین است (Krichen et al., 2024). شهرها به‌طور مداوم در حال رشد و تغییرند (Paes et al., 2023) و این تغییرات، افزون‌بر تأثیرگذاری در جنبه‌های ساختاری و فیزیکی، ممکن است به تغییرات زیست‌محیطی و حتی اجتماعی نیز منجر شوند (Smith, 2023). باین‌حال به دلیل تنوع و پیچیدگی‌های بافت‌های شهری، از جمله ترکیب ناهمگون ساختمان‌ها، خیابان‌ها، پوشش گیاهی و فضاهای باز، شناسایی دقیق و سریع این تغییرات با استفاده از داده‌های رایج و روش‌های معمول تحلیل فضایی، با چالش‌های شایان توجهی مواجه است (Yu & Fang, 2023; Li et al., 2024).

با پیشرفت سریع دستگاه‌های سنجش سه‌بعدی، توانایی جمع‌آوری و ثبت داده‌های 3D با سرعت و هزینه نسبتاً اندک فراهم شده است. ابر نقاط مجموعه‌ای از نقاط مکانی نمونه‌برداری شده از سطوح اشیای سه‌بعدی در فضاهای اقلیدسی‌اند؛ هر نقطه به سه مؤلفه x ، y و z در سیستم مختصات دکارتی اشاره دارد (Rusu & Cousins, 2011, Otepka et al., 2013) که به دلیل انجام‌نشدن تحریف‌های پرسپکتیو، در علوم زمین، بینایی رایانه‌ای و مهندسی عمران، کاربرد چشمگیری یافته‌اند (Abellan et al., 2016).

در این بین، داده‌های لایدار به‌منزله یکی از فناوری‌های سنجش از دور فعال (Dong & Chen, 2017; Wang & Menenti, 2021) مبتنی بر نور لیزری، به دلیل دقت و وضوح بالا، در سال‌های اخیر به یکی از

1. Global Thresholding
2. Machine Learning

زمانی گوناگون انجام می‌شود (Qin & Gruen, 2014). این کار معمولاً برای کاربردهای نظارت بر محیط‌های شهری یا طبیعی انجام می‌شود که به شناسایی تغییرات جزئی نیاز دارند.

لایدار یکی از تکنولوژی‌های پیشرفته سنجش از دور فعال است که در تشخیص تغییرات ارتفاعی، استفاده گسترده‌ای دارد (Wang et al., 2018a; Okyay et al., 2019; Stilla & Xu, 2023; Xiao et al., 2023). طی سال‌های اخیر، شناسایی و پایش تغییرات ارتفاعی با استفاده از داده‌های لایدار، در محیط‌های شهری، یکی از زمینه‌های فعال در پژوهش‌های سنجش از دور و مدیریت شهری بوده است (Stal et al., 2013; Wang et al., 2018a). لایدار، با تولید مدل‌های سه‌بعدی دقیق از سطح زمین و عوارض شهری، اطلاعات گسترده‌ای در مورد تغییرات ساختاری و ارتفاعی فراهم می‌آورد (Zhou et al., 2004; Bonczak & Kontokosta, 2019). در دهه‌های اخیر، این فناوری کاربرد گسترده‌ای در زمینه‌های شهری داشته است و برای تشخیص تغییرات و تحلیل داده‌های سه‌بعدی، روش‌های گوناگونی توسعه یافته‌اند که هر یک دارای نقاط قوت و محدودیت‌های خاصی است (Wang et al., 2018b; Stilla & Xu, 2023). در این بخش، پژوهش‌های پیشین در زمینه تشخیص تغییرات ارتفاعی و آستانه‌گذاری در محیط‌های شهری، با استفاده از داده‌های لایدار، مرور شده است.

انواع روش‌های شناسایی تغییرات ارتفاعی با لایدار عبارت‌اند از:

- ۱) روش‌های مستقیم. مقایسه مستقیم فاصله بین ابر نقاط، فاصله ابر نقطه با سطح، فاصله ابر نقطه با خط و فاصله اقلیدسی (Lague et al., 2013; Basgall et al., 2014).
- ۲) روش‌های غیرمستقیم. شناسایی تغییرات ارتفاعی، با استفاده از مدل‌های استخراج‌شده از ابر نقاط (Stal et al., 2013; Liu et al., 2021).

1. Adaptive Local Thresholding

امکان را فراهم می‌کند که هر منطقه شهری، طبق ویژگی‌هایش، به‌طور مجزا تحلیل شود (Yang et al., 2021) و در نتیجه، تغییرات جزئی در مناطق گوناگون که در روش‌های سراسری نادیده گرفته می‌شوند، به‌دقت شناسایی شوند (Stilla & Xu, 2023).

در این پژوهش، روش نوینی در آستانه‌گذاری محلی تطبیقی^۱ مطرح شده است که برای تشخیص تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری، بالخصوص ناشی از طوفان‌های سهمگین در مناطق ساحلی، به کار می‌رود. این شیوه، با استفاده از داده‌های لایدار دوزمانه، آستانه‌ها را به‌طور پویا و براساس ویژگی‌های محلی تنظیم می‌کند. هدف اصلی این پژوهش بهبود دقت تشخیص تغییرات ارتفاعی، با کاهش مقدار خطاهای کاذب و افزایش کارایی محاسباتی است. این روش، روی مناطق گوناگون از مجموعه داده شهری، اجرا و ارزیابی شده است تا کارایی آن در شرایط متفاوت محیطی بررسی شود.

ساختار مقاله به این صورت است که ابتدا، در بخش مرور پیشینه تحقیق، روش‌های کنونی تشخیص تغییرات ارتفاعی و چالش‌های آن‌ها بررسی می‌شود. سپس در بخش روش‌شناسی، جزئیات کامل روش پیشنهادی شامل مراحل گوناگون پردازش داده‌ها، الگوریتم آستانه‌گذاری محلی تطبیقی و ابزارهای مورد استفاده توضیح داده می‌شود. نتایج به‌دست‌آمده از اجرای این روش، در بخش نتایج، مطرح شده است. در نهایت، در بخش بحث و نتیجه‌گیری، یافته‌ها و پیشنهادها برای پژوهش‌های آینده تحلیل خواهد شد.

۲- مروری بر پیشینه تحقیق

تغییر در زمینه‌های گوناگون به تغییرات هندسی یا ویژگی‌های ساختاری از پدیده‌ها اشاره دارد که در طول زمان مشاهده می‌شوند (Singh, 1989) و در مورد ابر نقاط نیز، تغییرات موقعیت و ساختار اشیا یا تغییرات هندسی در شکل‌ها، ابعاد یا مقادیر شدت بازتاب را مد نظر دارد. شناسایی تغییر هندسی در ابر نقاط، از طریق فرایند بررسی تفاوت‌های فضایی هر پدیده، در دو یا چند مقطع

روش پیشنهادی می‌تواند، با استفاده از تصاویر و داده‌های لایدار، تغییرات ارتفاعی ساختمانی بیشتر از ۵۰ مترمربع را در مناطق شهری تشخیص دهد. علاوه بر این، اغلب تغییرات پوشش گیاهی، با استفاده از واریانس پیشنهادی توزیع نرمال، حذف می‌شوند (Du et al., 2016).

۲-۱- آستانه‌گذاری سراسری

مطالعات اولیه در زمینه پایش تغییرات ارتفاعی برای تحلیل داده‌های لایدار اغلب براساس روش‌های حد آستانه ثابت و سراسری انجام شده است (Sun et al., 2019; Okyay et al., 2020). در این روش که از شیوه‌های رایج است، حد آستانه‌ای برای کل داده تعیین می‌شود و تغییرات ارتفاعی، در نقاطی که از این آستانه فراتر رفته‌اند، شناسایی می‌شوند (Yu et al., 2004; Sithole & Vosselman, 2004). این روش، در محیط‌های همگن و ساده، عملکرد مناسبی دارد اما به دلیل یکسان‌بودن آستانه برای همه مناطق، در محیط‌های پیچیده و ناهمگون شهری مانند مناطقی با پوشش گیاهی متراکم یا بافت‌های ساختاری متنوع، عملکرد ضعیفی خواهد داشت (Wang et al., 2020).

مطالعات گوناگونی نشان داده‌اند که روش‌های سراسری، به‌ویژه در محیط شهرها که تنوع زیادی در عناصر محیطی دارند، به خطاهای کاذب منجر می‌شوند (Weng, 2012; Niemeyer et al., 2014; Hermosilla et al., 2011). برای نمونه، در مناطقی با تراکم ساختمانی چشمگیر، تغییرات جزئی ممکن است نادیده گرفته شود؛ در صورتی که در مناطقی با پوشش گیاهی، تغییرات کوچک به‌اشتباه به‌منزله تغییرات ارتفاعی ثبت می‌شوند (Okyay et al., 2019; Du et al., 2016). این محدودیت‌ها باعث شده است که پژوهشگران به روش‌های تعیین حد آستانه محلی روی بیاورند.

۲-۲- آستانه‌گذاری محلی تطبیقی

با توجه به ناکارآمدی روش‌های سراسری، روش‌های آستانه‌گذاری محلی و الگوریتم‌های تطبیقی به‌صورت

(۳) روش‌های آماری و یادگیری ماشین. استفاده از مدل‌های آماری و یادگیری ماشین در شناسایی تغییرات؛ (۴) روش‌های ترکیبی. با توجه به ویژگی‌های الگوریتم پیشنهادی تحقیق، این مطالعه جزء روش‌های هیبرید متأثر از روش‌های مستقیم، غیرمستقیم و روش‌های آماری قرار خواهد گرفت.

آستانه‌گذاری نیز یکی از رایج‌ترین روش‌ها برای شناسایی تغییرات در داده‌های سه‌بعدی است که براساس مقایسه مقادیر مؤلفه‌های گوناگون، همچون فاصله، ارتفاع یا ویژگی‌های دیگر، انجام می‌شود. آستانه‌گذاری، با توجه به مزایایی از قبیل سادگی و سهولت در اجرا و نیز امکان اعمال در طیف وسیعی از داده‌ها، تغییرات مشروط به وجود معیار آستانه‌ای خاص را شناسایی می‌کند.

در مطالعه‌ای با رویکرد روش‌های مستقیم (تخمین تغییر مبتنی بر فاصله)، تفاوت‌ها براساس فاصله اقلیدسی نقاط دارای موقعیت مکانی نزدیک‌به‌هم شناسایی می‌شوند (Stilla & Xu, 2023). در این مطالعه، نقاط بیشتر از حد آستانه‌ای ثابت با عنوان نقاط دارای تغییر و باقی نقاط با عنوان بدون تغییر برچسب‌گذاری شده‌اند. در مطالعه‌ای دیگر، با هدف تشخیص تغییر و تعیین نوع آن از طریق تحلیل هندسی داده‌های ابر نقاط، نقشه‌ای شامل تفاوت شکل بین مدل‌های ارتفاعی رقومی، در دو دوره زمانی متفاوت، ایجاد می‌شود. با تعریف حد آستانه ثابت، نواحی دارای تفاوت ارتفاعی اندک به‌منزله مناطق بدون تغییر در نظر گرفته و از تقسیم‌بندی حذف می‌شوند. سپس ویژگی‌های شیء، برای تعیین انواع تغییرات، اعمال می‌شود. نتایج تجربی نشان می‌دهد که طرح پیشنهادی به دقت ۸۰٪ می‌رسد. بیشتر خطاهای این مطالعه در عوارضی با تغییرات ارتفاعی اندک یا پوشش گیاهی در حال رشد رخ داده است (Teo & Shih, 2013).

در پژوهشی دیگر، رویکرد شناسایی عوارض ساختمانی در محیط شهری بررسی شده و در این مطالعه نیز، از مقایسه مدل‌های ارتفاعی رقومی برای تعیین مناطق تغییر استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد که

خطاهای کاذب در محیط‌های شهری می‌شود. یکی از چالش‌های اصلی در این حوزه تنظیم آستانه‌های محلی تطبیقی مناسب برای تشخیص تغییرات در داده‌های چندزمانه و ارائه نتایجی است که در شرایط واقعی شهری، مورد اعتماد باشند. بدین ترتیب تعیین نوع ویژگی‌های محلی که بتواند تغییرات ارتفاعی را به‌درستی شناسایی کند و از نظر حجم محاسبات و عملیات پردازش داده‌ها، انجام‌پذیر و مقرون‌به‌صرفه باشد، از نکات درخور توجه در این حوزه است.

استفاده از روش‌های آماری ساده و کاربردی (واریانس‌های ابر نقاط و نقاط تلفیقی)، به‌منزله معیاری برای تعیین آستانه تغییرات به‌صورت محلی، نوآوری محوری در این پژوهش به شمار می‌آید و می‌تواند با شناسایی تغییرات کوچک، در کاهش پیچیدگی محاسبات و افزایش کارایی الگوریتم پیشنهادی، عملکردی موفقیت‌آمیز داشته باشد.

۳- داده‌ها و روش تحقیق

۳-۱- داده‌های مورد استفاده

داده‌های به‌کاررفته در تحقیق از سوی مرکز تخصصی فنی مشترک لایدار هیدروگرافی هواپرد^۲ جمع‌آوری شده است و شامل داده‌های هیدروگرافی و توپوگرافی می‌شود که پهنه‌های خشکی و همچنین مناطق ساحلی کم‌عمق را به تصویر می‌کشد. از حسگر نقشه‌برداری و تصویربرداری منطقه ساحلی لایدار^۳، دارای دقت عمودی ۱۰ سانتی‌متر، استفاده شده است. داده‌های توپوگرافی دارای دقت ۱۹/۶ سانتی‌متر، با سطح اطمینان ۹۵٪ (۱۰ سانتی‌متر RMSE) هستند. دقت افقی نیز ۱۰۰ سانتی‌متر و برای داده‌های توپوگرافی، با سطح اطمینان ۹۵٪ است. باید اشاره شود فاصله تقریبی نقاط ۰/۷۳ متر است. در این مطالعه، داده لایدار هوایی که در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹ برداشت شده^۴، به کار رفته است.

راه‌حل‌های جایگزین مطرح شده‌اند. در این روش‌ها، به‌جای اینکه از آستانه‌ای ثابت برای کل داده استفاده شود، آستانه‌های محلی به‌صورت تطبیقی براساس شرایط و ویژگی‌های خاص هر ناحیه و سایر خصوصیات ساختاری، تنظیم می‌شوند. این روش‌ها، به‌ویژه در محیط‌های شهری که ناهمگنی زیادی دارند، بسیار کارآمدتر عمل می‌کنند. مثلاً در نواحی دارای تراکم ساختمانی بالا، آستانه‌هایی متفاوت با نواحی دارای پوشش گیاهی یا تراکم کمتر عوارض شهری نیاز می‌شود و این روش‌ها، در شناسایی تغییرات کوچک، عملکرد مناسبی خواهد داشت.

لی‌یو^۱ و همکاران (۲۰۲۱)، با استفاده از حد آستانه محلی، تغییرات سه‌بعدی روی داده‌های لایدار را شناسایی کردند (Liu et al., 2021). در این تحقیق، حد آستانه براساس میانگین فاصله همسایگی و چگالی محلی نقاط محاسبه شد و نتایج بیانگر بهبود فرایند شناسایی تغییرات در قیاس با روش‌های آستانه‌گذاری سراسری است. محدودیت این روش عبارت است از تأثیر چگالی‌های متفاوت نقاط در نواحی گوناگون (Liu et al., 2021). اگرچه بررسی مطالعات بیشتر در این حوزه نشان می‌دهد که روش‌های یادگیری ماشین می‌تواند تأثیر چگالی متفاوت نقاط را در برخی نواحی گوناگون پردازش ابر نقاط بهبود بخشد، در مقایسه با نتایج حاصل از تمامی روش‌ها، مناطق متراکم‌تر همچنان نتایج دقیق‌تری در مورد نواحی کم‌تراکم‌تر خواهد داشت (De Gelis et al., 2021).

در مطالعه‌ای دیگر، برای شناسایی تغییرات توپوگرافی از حد آستانه استفاده شده است. این آستانه‌ها براساس اصول آماری t-test تعریف شده است که به‌منظور مقایسه میانگین‌های دو مجموعه داده به کار می‌روند. با محاسبه t-Statistic، تفاوت‌های بین دو مدل ارتفاعی رقومی بررسی می‌شود و سطوح معناداری گوناگونی مانند ۶۸٪ و ۹۵٪، برای تعیین تغییرات توپوگرافی، اعمال می‌شوند (Zhao et al., 2024).

مطالعات بیان‌شده نشان داده‌اند که استفاده از روش‌های آستانه‌گذاری محلی تطبیقی دقت تشخیص تغییرات را افزایش چشمگیری می‌دهد و موجب کاهش

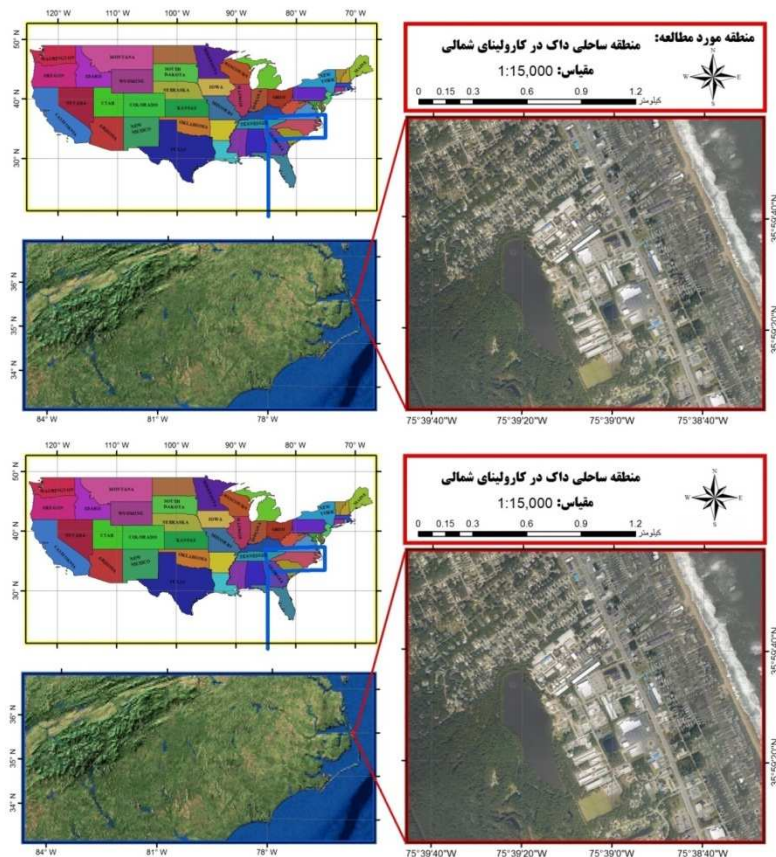
1. Liu
2. Joint Airborne Lidar Bathymetry Technical Center of Expertise (JALBTCX)
3. Coastal Zone Mapping and Imaging Lidar (CZMIL)
4. <https://coast.noaa.gov/digitalcoast/data/coastallidar.html>

۳-۲- منطقه مورد مطالعه

در پژوهش حاضر از داده‌های لایدار، شامل ابر نقاط سه‌بعدی از منطقه ساحلی داک در کارولینای شمالی، استفاده شده که برای ارزیابی تغییرات محیطی متأثر از طوفان‌های سهمگین در محدوده شهرهای ساحلی، مناسباند (شکل ۱). فایل لایدار حاوی مختصات سه‌بعدی نقاط (x, y, z) و سایر ویژگی‌های مرتبط، مانند شدت بازتاب لیزر است. از ویژگی‌های ساختاری این منطقه، می‌توان به ساختمان‌های متعدد دارای کاربری مسکونی و میانگین مساحت حدود ۲۰۰ متر و سقف‌های شیبانی در فاصله نزدیک از خط ساحل اشاره کرد. با فاصله‌گرفتن از خط ساحلی، ساختمان‌ها و تأسیسات بزرگ‌تری، با کاربری تجاری یا صنعتی، به همراه افزایش تراکم پوشش گیاهی مشاهده می‌شود. در فاصله‌ای نه‌چندان دورتر، پوشش گیاهی پرتراکم بدون هیچ‌گونه سازه ساختمانی به چشم می‌خورد.

۳-۳- پیش‌پردازش داده‌ها

قبل از اجرای الگوریتم پیشنهادی، داده‌های لایدار نیاز به پیش‌پردازش و حذف نویز از مجموعه داده دارند تا برای تحلیل‌های بعدی آماده شوند. در این مطالعه، از رویکرد ترکیبی فیلتر هدایت‌شده و الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا، برای حذف نویزهای ارتفاعی و نقاط پرت از داده‌های ابر نقاط لایدار، استفاده شد. فیلتر هدایت‌شده، به دلیل ساختار تطبیقی، قادر است نویزهای ارتفاعی را کاهش مؤثری بدهد و در عین حال لبه‌ها و ویژگی‌های مهم داده‌ها را حفظ کند (Stular & Lozić, 2020). این فیلتر با استفاده از اطلاعات محلی مانند میانگین و کوواریانس نقاط همسایه، به طور خودکار مؤلفه‌های فیلترینگ را تنظیم می‌کند، تا یک تعادل بهینه بین حذف نویز و حفظ جزئیات ایجاد کند. همچنین برای حذف نویز نقاط پرت در ابر نقاط از الگوریتم خوشه‌بندی چگالی مینا استفاده شده است. این الگوریتم یک الگوریتم

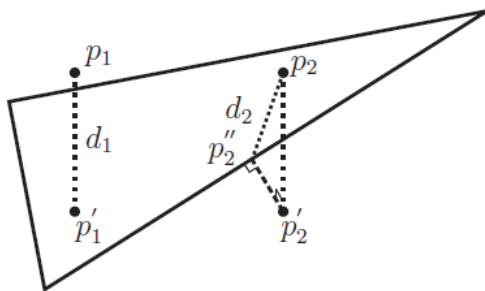


شکل ۱. منطقه مورد مطالعه در تحقیق

نشریه سنجش از دور و GIS ایران

سال ۱۸، شماره ۱، بهار ۱۴۰۵

ت) محاسبه فاصله نقطه از مثلث: برای هر نقطه P_1 از نقاط ۲۰۱۹، حداقل فاصله تا شبکه نامنظم مثلثی تشکیل شده از طریق نزدیک‌ترین نقاط همسایگی ۲۰۱۴ محاسبه می‌شود. شایان توجه است که فاصله با استفاده از تابع PTTD^۲ و براساس فاصله نقطه P_1 از تصویر نقطه P_1 (P_1') محاسبه شده است. در صورت قرارنگرفتن تصویر نقطه P_2 درون مثلث (P_2')، فاصله نقطه P_2 از نزدیک‌ترین لبه مثلث (P_2'') محاسبه می‌شود و به‌منزله ویژگی توصیفی برای نقطه P_2 ذخیره خواهد شد. همچنین اگر در تشکیل شبکه نامنظم مثلثی موفقیت حاصل نشود، به‌دلیل تعداد نقاط، با استفاده از مکانیسمی جایگزین، فاصله تا نزدیک‌ترین نقطه به دست می‌آید (شکل ۲).



شکل ۲. چگونگی محاسبه فاصله نقطه از مثلث

۲) محاسبه حد آستانه محلی تطبیقی

ث) محاسبه میانگین فاصله برای هر نقطه P در مجموعه نقاط ۲۰۱۹، از مجموعه نقاط ۲۰۱۴ واقع در همسایگی r از نقطه P : برای به‌دست‌آوردن حد آستانه محلی تطبیقی، فاصله نقطه هدف (P) از مجموعه نقاط ۲۰۱۹ نسبت به مجموعه نقاط ۲۰۱۴ واقع در همسایگی به شعاع r از نقطه هدف محاسبه می‌شود و به‌منزله یک ویژگی توصیفی برای نقطه P از مجموعه نقاط ۲۰۱۹، ذخیره می‌شود.

یادگیری ماشین است که خوشه‌ها را به‌عنوان مناطقی با تراکم بالا از مجموعه نقاط شناسایی و نقاطی را که در مناطقی کم‌تراکم قرار دارند، با عنوان نویز پرت^۱ شناسایی می‌کند (Zhao et al., 2024).

۳-۴- الگوریتم پیشنهادی و آستانه‌گذاری محلی تطبیقی

الگوریتم پیشنهادی تحقیق برای تشخیص و تحلیل تغییرات ارتفاع در داده‌های دوزمانه ابر نقاط لایدار، در محدوده شهری، طراحی شده است. این فرایند شامل آماده‌سازی ابر نقاط، استخراج ویژگی‌ها و تشخیص تغییرات، با استفاده از هندسه محاسباتی و تحلیل مکانی می‌شود. شایان ذکر است که با توجه به اینکه بر شناسایی ساختمان‌ها در محیط‌های شهری تأکید شده است، فقط نقاط مربوط به بازگشت نهایی، برای کاهش افزونگی، پردازش می‌شوند.

۱) محاسبه فاصله نقطه هدف (P)، در سری اول داده، از مثلث ایجاد شده طبق نقاط سری دوم

الف) انتخاب آخرین نقاط برگشتی: در ابتدا، آخرین نقاط برگشتی از مجموعه ابر نقاط در هر دو سری (۲۰۱۴ و ۲۰۱۹) برای پردازش‌های بعدی انتخاب می‌شود.

ب) حذف نقاط تکراری و نزدیک‌به‌هم: به‌منظور ساخت شبکه نامنظم مثلثی و مواجه‌نشدن با خطاهای احتمالی، طی یک مرحله فیلترینگ مکانی، نقاط تکراری یا نقاط نزدیک‌به‌هم در یک آستانه فاصله حداقلی (۰/۱۵ متر) حذف می‌شوند. شایان ذکر است که در تمامی مراحل این تحقیق، از حالت استوانه‌ای برای شناسایی و انتخاب نقاط همسایگی در شعاع r استفاده می‌شود.

ب) استخراج شبکه نامنظم مثلثی: برای محاسبه فاصله نقطه P از مجموعه نقاط ۲۰۱۹، باید از نزدیک‌ترین نقاط ۲۰۱۴ واقع در همسایگی نقطه P ، به شعاع r ، شبکه نامنظم مثلثی ایجاد شود؛ از این‌رو شبکه نامنظم مثلثی از نزدیک‌ترین نقاط محلی ۲۰۱۴ استخراج شد.

1. Outliers
2. Point to Triangular Distance

Var_Both: واریانس ارتفاعی نقاط ترکیبی در شعاع همسایگی r از نقطه P
 (خ) حد آستانه محلی: در این بخش، با استفاده از شاخص تغییرات به‌دست‌آمده از مرحله قبل و میانگین فاصله نقطه هدف (P) از نقاط ۲۰۱۴ واقع در همسایگی به‌شعاع r از نقطه P، حد آستانه تغییرات ارتفاعی محاسبه می‌شود.

$$\text{رابطه (۲)} \quad \text{Threshold} = \mu_{P+1} * \text{Index Change}$$

μ_{P+1} : میانگین فاصله اقلیدسی نقطه هدف از نقاط ۲۰۱۴ در شعاع همسایگی r
 (د) شناسایی تغییرات ارتفاعی: به نقاطی که فاصله محاسبه‌شده آن‌ها از حد آستانه محلی (d_p) بیشتر باشد، برچسب تغییر ارتفاع اختصاص می‌یابد و در غیر این صورت، نقطه هدف به‌منزله نقطه بدون تغییرات ارتفاعی شناخته خواهد شد.

$$\text{رابطه (۳)} \quad \text{If } d_p > \text{Threshold Then } P = \text{Change}$$

Else P ≠ Change

(ج) ترکیب ابر نقاط: ابر نقاط سال ۲۰۱۴ با ابر نقاط سال ۲۰۱۹ ادغام می‌شوند.

(چ) محاسبه واریانس ارتفاعی محلی نقاط: برای هر نقطه P از مجموعه نقاط ۲۰۱۹، واریانس ارتفاعی محلی نقاط واقع در همسایگی نقطه P به‌شعاع r برای مجموعه نقاط سال ۲۰۱۴، سال ۲۰۱۹ و همچنین مجموعه ترکیبی آن‌ها (۲۰۱۴+۲۰۱۹) استخراج می‌شود و به‌صورت ویژگی‌های توصیفی برای نقطه P ذخیره خواهد شد.

۳) تشخیص نقاط دارای تغییرات ارتفاعی

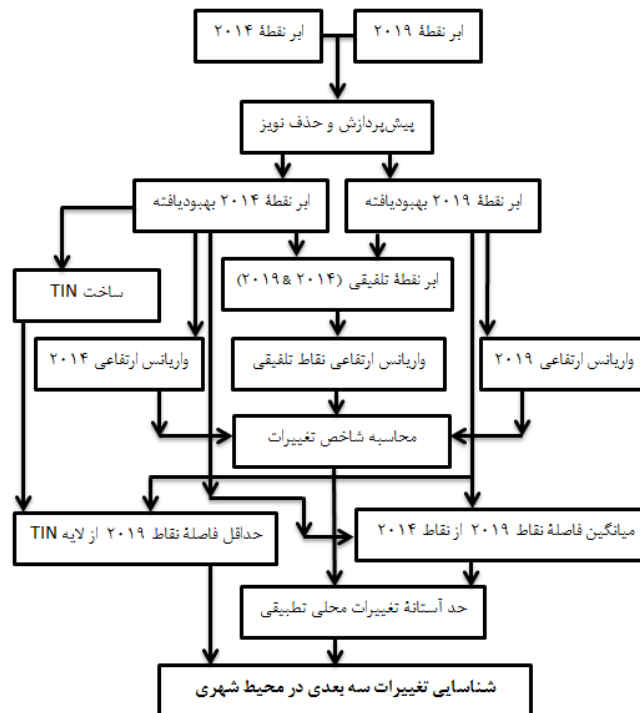
(ح) محاسبه شاخص تغییرات

$$\text{Index Change} = 2 * \text{Var_Both} - (\text{Var}_{2019} + \text{Var}_{2014})$$

رابطه (۱)

Var2014: واریانس ارتفاعی نقاط ۲۰۱۴ در شعاع همسایگی r از نقطه P

Var2019: واریانس ارتفاعی نقاط ۲۰۱۹ در شعاع همسایگی r از نقطه P



شکل ۳. فلوجارت روش تحقیق

۳-۵- تحلیل حساسیت الگوریتم پیشنهادی به تغییرات شعاع همسایگی (۲)

یکی از عوامل کلیدی، در عملکرد الگوریتم پیشنهادی، شعاع همسایگی است که مستقیماً در محاسبات فاصله، واریانس و حد آستانه تأثیر می‌گذارد. با توجه به دقت مکانی برداشت ابر نقاط و همچنین میانگین فاصله پنجاه‌سانتی‌متری نقاط از یکدیگر در هر یک از داده‌های سری زمانی، تأثیر تغییر مقدار شعاع همسایگی، از ۱/۵ تا ۷ متر در دقت شناسایی تغییرات، ارزیابی شد.

۳-۶- ارزیابی دقت نتایج الگوریتم پیشنهادی

در ادامه، به منظور ارزیابی کمی دقت نتایج تغییراتی سه‌بعدی در محیط شهری که از سوی الگوریتم پیشنهادی تحقیق شناسایی شده است، معیارهای کامل‌بودن^۱، درستی^۲، کیفیت^۳ و Score-F1 به کار می‌رود.

چهار حالت ممکن برای هر نقطه وجود دارد:

True Positive (TP) نقطه‌ای که تغییر کرده و از طریق الگوریتم نیز به‌درستی، به‌منزله تغییر، شناسایی شده است؛

False Positive (FP) نقطه‌ای که تغییر نکرده اما از طریق الگوریتم، به‌اشتباه به‌منزله تغییر، شناسایی شده است؛

False Negative (FN) نقطه‌ای که تغییر کرده اما، از سوی الگوریتم، شناسایی نشده است؛

True Negative (TN) نقطه‌ای که تغییر نکرده و به‌درستی، از سوی الگوریتم، شناسایی نشده است.

معیار کامل‌بودن. درصد نقاط تغییر یافته‌ای که به‌درستی شناسایی شده‌اند:

$$\text{Completeness} = \frac{TP}{TP+FN} \quad (۴)$$

معیار درستی. درصد نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر که واقعاً تغییر کرده‌اند و اطمینان‌پذیری تشخیص تغییرات سه‌بعدی را تخمین می‌زند:

$$\text{Correctness} = \frac{TP}{TP+FP} \quad (۵)$$

کیفیت کلی. نسبت نقاط به‌درستی شناسایی شده به کل نقاط بررسی شده:

$$\text{Quality} = \frac{TP}{TP+FN+FP} \quad (۶)$$

Score-F1. این معیار بیانگر ترکیب هارمونیک کامل‌بودن و درستی است:

$$\text{Score - F1} = \frac{2 \times \text{Completeness} \times \text{Correctness}}{\text{Completeness} + \text{Correctness}} \quad (۷)$$

به‌منظور ارزیابی دقت نقاط، مناطق دارای تغییر به‌صورت دستی، براساس نواحی مشخص شده در لایه تفاضل دو مدل رقومی زمین واقعی^۴ که از ابر نقاط سه‌بعدی در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹ به دست آمده، ترسیم شده است تا بتوانیم محدوده ساختمان‌های دارای تغییر، حذف شده و یا ایجاد شده را به‌منظور ارزیابی دقت کمی نتایج تحقیق، ترسیم نماییم. با توجه به محدوده عوارض تغییر یافته در طول زمان، معیارهای کمی کامل‌بودن، درستی، کیفیت کلی و ترکیب هارمونیک درمورد هر سه بخش از محدوده ارزیابی نتایج، محاسبه و مقایسه شده است.

۴- نتایج تحقیق

در این تحقیق، شاخص تغییرات براساس واریانس ارتفاعی نقاط واقع در همسایگی از نقطه هدف (P) به شعاع r محاسبه شده است. با فرض قرارگیری نقطه P در کاربری مشابه با نقاط پیرامونی، متغیر عددی واریانس ارتفاعی نقطه P در کاربری ساختمان و یا زمین هموار، اعم از چمنزار، آسفالت یا زمین خاکی، با توجه به سطوح مسطح، مقدار عددی پایینی را می‌گیرند؛ در صورتی که نقاط در کاربری پوشش گیاهی، با توجه به سیگنال بازگشتی از بخش‌های متفاوت درخت، واریانس ارتفاعی بالاتری را در قیاس با سطوح مسطح، دریافت می‌کنند.

1. Completeness
2. Correctness
3. Quality
4. True DEM

در این پژوهش، ایده‌های نوآورانه برای شناسایی تغییرات ارتفاعی، با بهره‌گیری از ترکیب ابر نقاط در سری زمانی، مطرح شد. در نواحی بدون تغییر، ابر نقاط ترکیبی موجب تولید ابر نقطه مشابه با روند هر دو سری ابر نقطه می‌شود؛ با این تفاوت که چگالی نقاط، در واحد سطح، افزایش می‌یابد. این در حالی است که در نواحی دارای تغییر ارتفاعی، شاهد ایجاد دو سطح در ارتفاع‌های متفاوت خواهیم بود که با توجه به نوع تغییر، اعم از اضافه‌شدن یا حذف یک ساختمان و یا تغییر کاربری از درخت به ساختمان و برعکس، وضعیت‌های متفاوتی ایجاد می‌کند (شکل ۴). در هر صورت، وجود نقاط در ابر نقطه واحد که سطوح ارتفاعی متفاوتی داشته باشند، به تولید مقدار عددی واریانس ارتفاعی بالا منجر می‌شود.

در شکل ابر نقاط، دو ساختمان سمت چپ جدیدند اما ابر نقاط سه ساختمان سمت راست با نقاط سه ساختمان قدیمی ترکیب می‌شوند و ابر نقطه دارای سطوح ارتفاعی متفاوت برای هر نقطه برداشت‌شده، ایجاد می‌کنند مطابق جدول ۱، در مناطقی که تغییری در کاربری‌شان ایجاد نشده (مانند ساختمان و یا زمین)، علاوه بر نزدیک‌بودن مقدار عددی واریانس ارتفاعی طی سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹، واریانس ارتفاعی در مجموعه نقاط ترکیبی (۲۰۱۹+۲۰۱۴) مقدار عددی یکسانی، همانند واریانس ارتفاعی نقاط در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹، دریافت کرده است.



شکل ۴. تأثیر ترکیب دو ابر نقطه و ایجاد ابر نقطه واحد: ابر نقاط ترکیبی (الف)؛ عکس هوایی ۲۰۱۴ (ب)؛ عکس هوایی ۲۰۱۹ (ج)

جدول ۱. تغییرات متغیر واریانس بر اساس تغییرکردن/ نکردن کاربری زمین

واریانس	تغییر نیافتن ارتفاع		تغییرات ارتفاعی بدون تغییر کاربری		تغییرات ارتفاعی همراه با تغییر کاربری		
	ساختمان	زمین	ساختمان	درخت	زمین به درخت	ساختمان به زمین	درخت به ساختمان
Var2014	تقریباً اندک	اندک	اندک	متوسط	اندک	متوسط	متوسط
Var2019	تقریباً اندک	اندک	اندک	متوسط	اندک	زیاد	اندک
Var_Both	تقریباً اندک	اندک	بسیار زیاد	تقریباً زیاد	بسیار زیاد	بسیار زیاد	بسیار زیاد

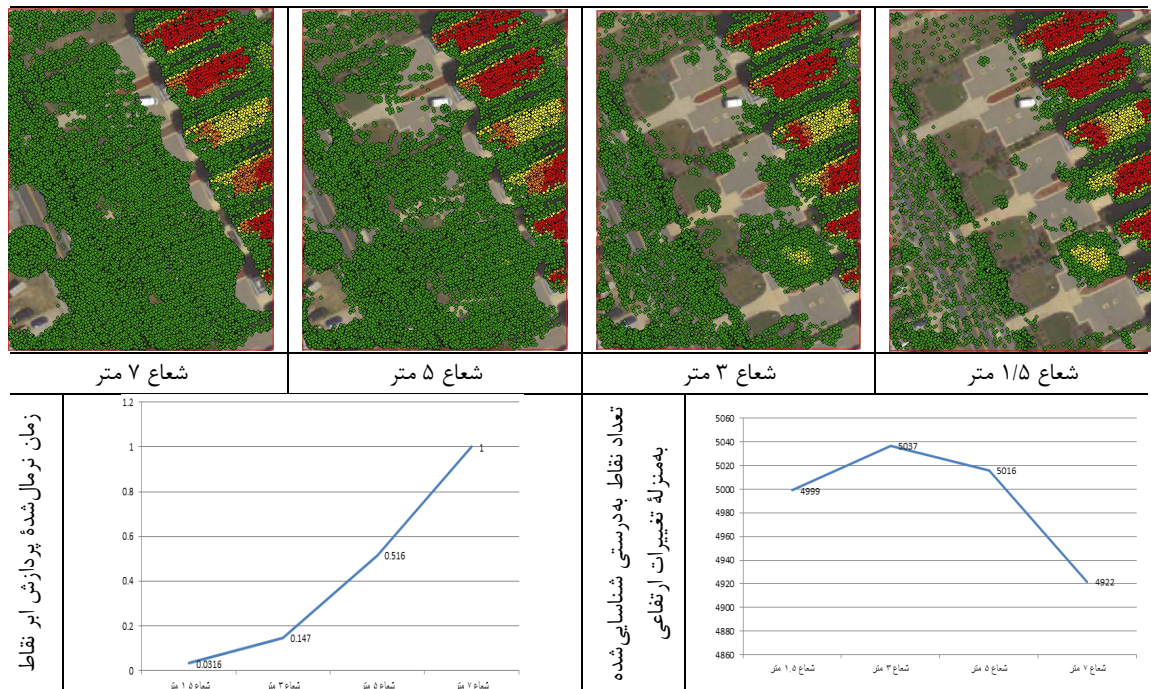
با توجه به اهمیتی که شعاع همسایگی دارد و تأثیر آن در نتایج تحقیق، تحلیل حساسیت در الگوریتم پیشنهادی، براساس مؤلفه شعاع همسایگی از مقدار عددی ۱/۵ تا ۷ متر با دامنه تغییرات ۲ واحد، بررسی شده است. در شکل ۵، تأثیر تحلیل حساسیت متغیر شعاع همسایگی در نتایج تغییرات ارتفاعی الگوریتم پیشنهادی نشان می‌دهد که شعاع ۳ متر بهترین نتیجه را از هر دو بعد تعداد نقاط به‌درستی شناسایی شده و زمان پردازش ابر نقاط، به دست داده است و این شعاع به‌منزله شعاع همسایگی انتخاب شد.

در ادامه و برای نمایش نتایج تحقیق، سه زیرمجموعه از محدوده شهر برای نمونه انتخاب شدند که دارای تغییرات محسوس ارتفاعی و همچنین شرایط محیطی متفاوتی باشند.

زیرمجموعه اول. این بخش از محدوده شهری در فاصله‌ای نزدیک‌تر از ۹۰ متر از خط ساحل قرار گرفته است و ساختمان‌هایی کوچک، منظم و یک‌دست در تصویر سال ۲۰۱۴، مشاهده می‌شود که در این محدوده ساخته شده و در تصویر سال ۲۰۱۹، آثاری از آن‌ها وجود

این در صورتی است که با تغییر کاربری در کنار تغییرات ارتفاعی و یا تغییرات ارتفاعی جدید، بدون تغییر کاربری (افزایش تعداد طبقات ساختمان و یا رشد چشمگیر پوشش گیاهی)، مقدار واریانس نقاط ترکیبی با مقدار واریانس هر یک از مجموعه‌های ابر نقاط دارای اختلاف شایان توجهی می‌شود که شناسایی تغییرات کاربری را تسهیل می‌کند. برای نمونه، واریانس نقاط ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹ و همچنین واریانس نقاط ترکیبی، در مورد بخشی از سطح زمین بایر که تغییرات ارتفاعی نداشته، به ترتیب، ۰/۰۰۱۲، ۰/۰۰۲۵ و ۰/۰۰۷۸ است. اما در عین حال، در منطقه‌ای دیگر که کاربری زمین در آن به ساختمان تغییر یافته، مقادیر عددی واریانس به ترتیب، ۰/۰۰۰۴۷، ۰/۰۰۰۰۷۳ و ۴۱/۴ محاسبه شده و افزایش مقدار عددی واریانس نقاط ترکیبی درخور توجه است.

مواردی که در سطرهای پیشین مطرح شد، در شرایطی که نقطه هدف (P) در بخش لبه عوارض، مانند لبه ساختمان‌ها، قرار می‌گیرد و بخشی از نقاط در محدوده سقف ساختمان و بخشی دیگر روی سطح زمین واقع می‌شوند، ممکن است حالات پیچیده‌تری ایجاد کند.



شکل ۵. نتایج تحلیل حساسیت الگوریتم پیشنهادی براساس متغیر شعاع همسایگی نقاط

وضعیت کلی نقاط و مقادیر معیارهای ارزیابی دقت نتایج تحقیق، در زیرمجموعه اول منطقه مورد مطالعه، عبارت است از:

$$TP = 8985$$

$$FP = 1397$$

$$FN = 121$$

$$TN = 9053$$

$$Completeness = \frac{8985}{8985+121} = 0.98$$

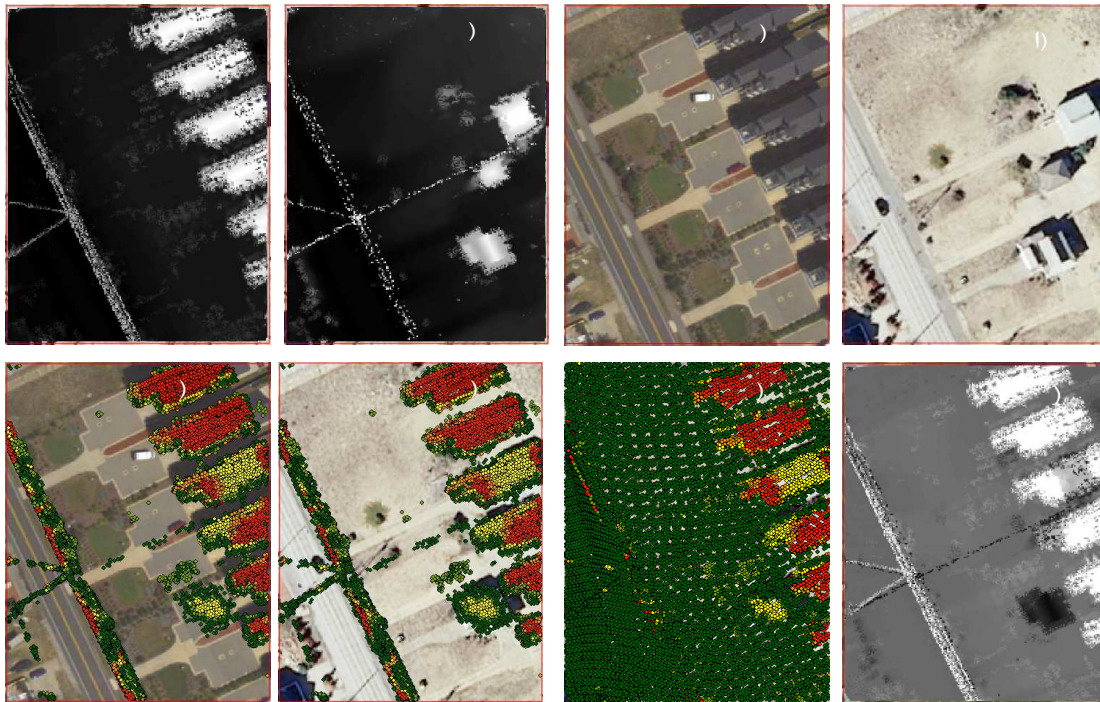
$$Correctness = \frac{8985}{8985+1397} = 0.87$$

$$Quality = \frac{8985}{8985+121+1397} = 0.86$$

$$Score - F1 = \frac{2 \cdot 0.98 \cdot 0.87}{0.98 + 0.87} = 0.92$$

نداشته است. به نظر می‌رسد ساختمان‌های کوچک، برآثر طوفان‌های شدید رخ داده در منطقه، تخریب و در قالب ساختمان‌های جدید، بازسازی شده‌اند.

هدف از انتخاب این بخش ارزیابی الگوریتم پیشنهادی تحقیق درباره شناسایی حذف یا ایجاد ساختمان‌های جدید است که در محدوده شهری متأثر از پدیده‌های طبیعی، از جمله طوفان‌های شدید، قرار گرفته‌اند. همان‌گونه که در شکل ۶ مشاهده می‌شود، سه ساختمان کوچک تخریب شده و چندین ساختمان هم‌شکل، در یک راستا، ایجاد شده است. در شناسایی تغییرات ارتفاعی، ساختمان حذف و اضافه شده به‌درستی تشخیص داده شده‌اند. دو ساختمان هم تخریب شده و با ساختمان‌های بزرگ‌تری جایگزین شده‌اند؛ در این زمینه نیز، تغییرات ارتفاعی بخش‌های قدیمی و جدید ساختمان به‌درستی مشخص شده است.



شکل ۶. تصاویر حاصل از شناسایی تغییرات سه‌بعدی در بخش نخست: عکس هوایی ۲۰۱۴ (الف)؛ عکس هوایی ۲۰۱۹ (ب)؛ مدل ارتفاعی رقومی ۲۰۱۴ (پ)؛ مدل ارتفاعی رقومی ۲۰۱۹ (ت)؛ اختلاف دو مدل ارتفاعی (DEM 2019 – DEM 2014) (ث)؛ فاصله ابر نقاط ۲۰۱۹ از لایه TIN نقاط ۲۰۱۴ (ج)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، به‌همراه عکس هوایی ۲۰۱۴ (چ)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، همراه با عکس هوایی ۲۰۱۹ (ح)

زیرمجموعه سوم. در این بخش از محدوده شهری، تغییرات پوشش گیاهی و حذف یا تغییر آن به کاربری مسکونی و تأثیر پوشش گیاهی متراکم در شناسایی تغییرات ارتفاعی ارزیابی شده است. در عکس هوایی ۲۰۱۴، پوشش گیاهی متراکم درختان مشاهده می‌شود. در تصویر ۲۰۱۹، پوشش گیاهی این بخش از شهر کاملاً حذف و دو ساختمان در این ناحیه ایجاد شده است.

نتایج دریافتی از این بخش نشان می‌دهد اگرچه وجود نقاط متعدد پراکنده بیانگر تغییرات وسیع ارتفاعی در سطح محدوده است، ساختمان‌های این بخش از منطقه، به صورت کامل و با ابر نقاط متراکم مشابه با دو بخش قبلی، شناخته نشده‌اند. در این محدوده، چگالی ابر نقاط کمتر از دو محدوده قبلی است؛ در نتیجه، محدوده قرارگیری ساختمان‌ها در این بخش، در مقایسه با دو بخش قبلی، به درستی تعیین نشده و تعداد نقاط نامنظمی با رنگ قرمز نشان‌دهنده وجود عارضه‌ای با ارتفاع متفاوت از پوشش گیاهی است و مرز ساختمان به درستی ترسیم نشده است (شکل ۸).

زیرمجموعه دوم. در این بخش از محدوده شهری نیز، رویکرد تخریب یک ساختمان و همچنین ایجاد ساختمانی بزرگ و تغییرات شناسایی شده ناشی از حذف، اضافه یا تغییرات ارتفاعی آن‌ها در نظر گرفته شده است. مطابق شکل ۷، ساختمان‌هایی در این محدوده تخریب شده‌اند و به زمین مسطح تغییر شکل یافته‌اند. در بخش مرکزی تصویر نیز، ساختمان دیگری تخریب و ساختمان بزرگ‌تری به جای آن ایجاد شده است.

وضعیت کلی نقاط و مقادیر معیارهای ارزیابی دقت نتایج تحقیق، در زیرمجموعه دوم منطقه مورد مطالعه، بدین‌قرار است:

$$TP = 4474$$

$$FP = 210$$

$$FN = 21$$

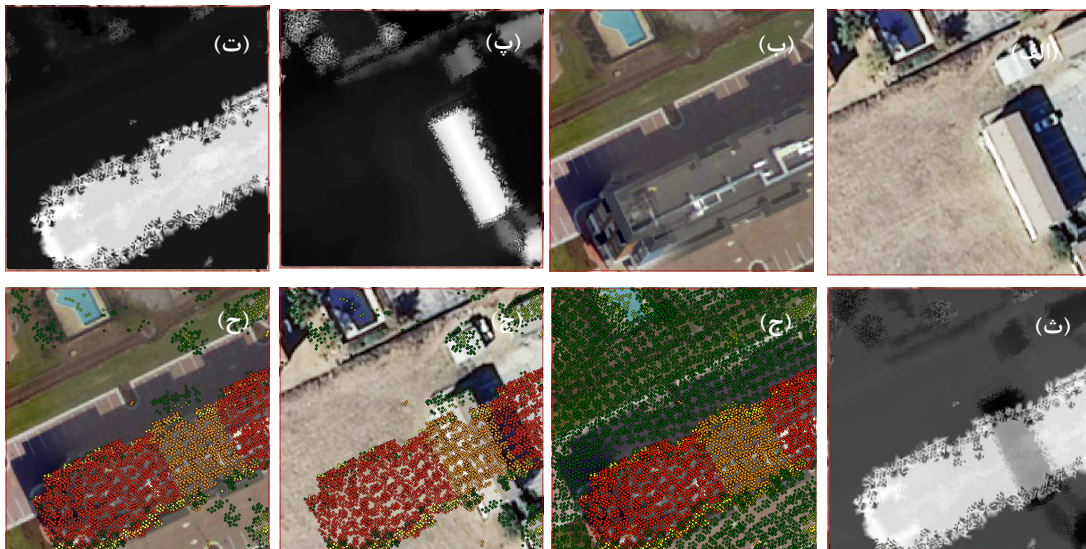
$$TN = 4239$$

$$Completeness = \frac{4474}{4474+21} = 0.995$$

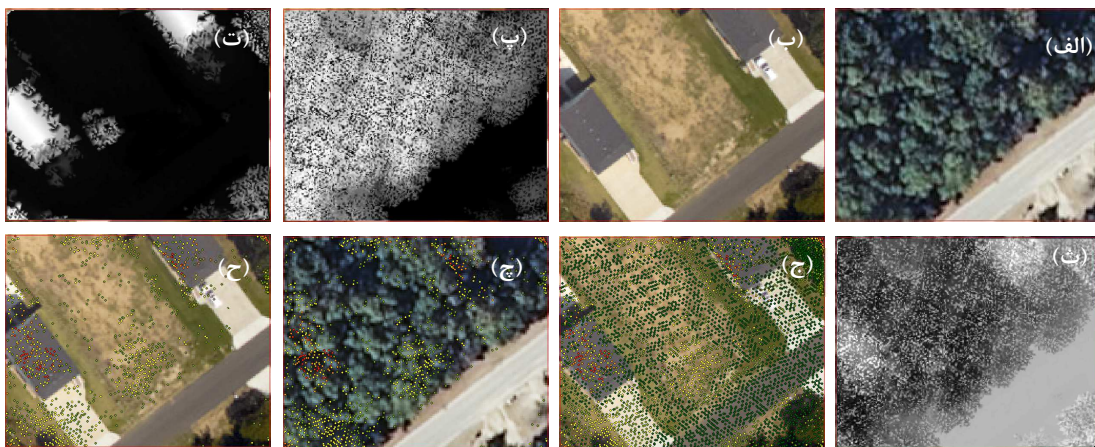
$$Correctness = \frac{4474}{4474+210} = 0.96$$

$$Quality = \frac{4474}{4474+21+210} = 0.95$$

$$Score - F1 = \frac{2 \times 0.995 \times 0.96}{0.995 + 0.96} = 0.98$$



شکل ۷. تصاویر حاصل از شناسایی تغییرات سه‌بعدی در بخش دوم: عکس هوایی ۲۰۱۴ (الف)؛ عکس هوایی ۲۰۱۹ (ب)؛ مدل ارتفاعی رقمی ۲۰۱۴ (پ)؛ مدل ارتفاعی رقمی ۲۰۱۹ (ت)؛ اختلاف دو مدل ارتفاعی (DEM 2019 - DEM 2014) (ث)؛ فاصله ابر نقاط ۲۰۱۹ از لایه TIN نقاط ۲۰۱۴ (ج)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، به همراه عکس هوایی ۲۰۱۴ (چ)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، همراه با عکس هوایی ۲۰۱۹ (ح)



شکل ۸. تصاویر مربوط به شناسایی تغییرات سه‌بعدی در بخش سوم: عکس هوایی ۲۰۱۴ (الف)؛ عکس هوایی ۲۰۱۹ (ب)؛ مدل ارتفاعی رقمی ۲۰۱۴ (پ)؛ مدل ارتفاعی رقمی ۲۰۱۹ (ت)؛ اختلاف دو مدل ارتفاعی (DEM 2019 – DEM 2014) (ث)؛ فاصله ابر نقاط ۲۰۱۹ از لایه TIN نقاط ۲۰۱۴ (ج)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، به‌همراه عکس هوایی ۲۰۱۴ (چ)؛ نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر، به‌همراه عکس هوایی ۲۰۱۹ (ح)

بیان می‌کند، می‌توان نتیجه گرفت که علاوه بر درصد بالای کامل‌بودن این نقاط، میزان اطمینان به این نتایج نیز درصد چشمگیری دارد.

معیار کیفیت کلی نتایج هم در محدوده ۰/۸۳ تا ۰/۹۵ قرار دارد که این مؤلفه ترکیبی از معیار کامل‌بودن نتایج شناسایی و اطمینان به آن‌هاست. معیار F1 که ترکیبی هارمونیک از کامل‌بودن و درستی نتایج تحقیق است، با توجه به مقادیر عددی بالا در این معیار نیز، نشان‌دهنده عملکرد متعادل و مورد قبول الگوریتم در شناسایی تغییرات است.

باید متذکر شویم که الگوریتم پیشنهادی تحقیق، در بخش تغییرات کاربری زمین به ساختمان یا تخریب و بازسازی ساختمان، می‌تواند تغییرات ارتفاعی را به‌خوبی تشخیص دهد و دقت بیش از ۰/۹۸ در معیار کامل‌بودن نیز نتایج شناسایی صحیح این نوع تغییرات کاربری را بیان می‌کند؛ درحالی‌که در تغییر کاربری پوشش گیاهی متراکم به ساختمان، دقت کمتری داشته است و در نتیجه، در این بخش نیز دقت ۰/۸۵ در معیار کامل‌بودن شناسایی صحیح و مطمئن نقاط از سوی الگوریتم پیشنهادی تحقیق، تخمین زده می‌شود.

وضعیت کلی نقاط و مقادیر معیارهای ارزیابی دقت نتایج تحقیق، در زیرمجموعه سوم منطقه مورد مطالعه، این‌گونه است:

$$TP = 3380$$

$$FP = 63$$

$$FN = 619$$

$$TN = 1007$$

$$Completeness = \frac{3380}{3380+619} = 0.85$$

$$Correctness = \frac{3380}{3380+63} = 0.98$$

$$Quality = \frac{3380}{3380+619+63} = 0.83$$

$$Score - F1 = \frac{2 \times 0.85 \times 0.98}{0.85 + 0.98} = 0.91$$

با بررسی نتایج در هر سه زیرمجموعه منطقه مورد مطالعه، معیار کامل‌بودن از محدوده عددی ۰/۸۵ تا ۰/۹۹۵ به دست آمده است. درمورد دو بخش از داده‌ها، این معیار بیشتر از ۰/۹۸ بوده که نشان می‌دهد الگوریتم پیشنهادی تحقیق توانسته است بیشتر نقاط دارای تغییر واقعی را شناسایی کند.

از محدوده عددی ۰/۸۷ تا ۰/۹۸ نیز معیار درستی حاصل شده است. با توجه به اینکه این معیار میزان صحت و اطمینان نقاط شناسایی شده به‌منزله تغییر را

دقت شده‌اند. همچنین روش جنگل تصادفی، با ویژگی پایداری، عملکردی بهتر از روش‌های قدیمی داشته اما همچنان تحت تأثیر تراکم داده‌های آموزشی و تنظیمات آستانه‌ای خاصی بوده است.

روش پیشنهادی ما به دلیل استفاده از فاصله‌سنجی مبتنی بر مثلث‌بندی و آستانه‌گذاری براساس واریانس داده‌ها، در مقایسه با روش‌های مورد بررسی در مقاله د گلیس (۲۰۲۱)، از تغییرات چگالی ابر نقاط تأثیر نمی‌پذیرد و عملکردی پایدارتر از روش‌های وابسته به چگالی داشته است. همان‌طور که در مقاله مرجع نشان داده شده است، روش‌هایی مانند تفاضل مدل‌های سطح دیجیتال دقت کمتری در نواحی کم‌تراکم‌تر داشته‌اند زیرا فرایند درون‌یابی باعث از دست رفتن جزئیات شده است. در مقابل، روش پیشنهادی به دلیل محاسبه مستقیم فاصله نقاط از سطوح مثلثی، توانسته است در نواحی کم‌چگالی نیز عملکرد پایدارتری داشته باشد. همچنین عملکرد روش پیشنهادی، در برخی موارد، بهتر از جنگل تصادفی بوده است زیرا نیازی به داده‌های آموزشی گسترده و تنظیمات آستانه‌ای خاص ندارد.

۵- بحث

داده‌های مورد استفاده، در این مطالعه، ابر نقاط برداشت شده در سال‌های ۲۰۱۴ و ۲۰۱۹ است. با توجه به نبود دسترسی به مشاهدات میدانی، نواحی تغییر در حیطه ساخت‌وساز ساختمانی با استفاده از True DEM استخراج شده است. از سوی دیگر محدوده فصلی برداشت داده‌ها یکسان نبوده است؛ در نتیجه، تغییرات پوشش گیاهی در عکس هوایی، به دلیل تغییرات فصلی، تشخیص داده می‌شود و از این رو، در بخش نتایج، اطلاعات به دست آمده در محدوده‌های تغییرات ساختمانی است و از بیان تغییرات در محدوده‌های پوشش گیاهی و رشد درختان، به دلیل در دست نبودن داده‌های مرجع برای اعتبارسنجی نتایج، اجتناب شد.

در این تحقیق، رویکردی مبتنی بر محاسبه فاصله ابر نقطه‌ای از مثلث‌های ایجاد شده در مجموعه دیگر ابر نقاط مطرح شد. برخلاف روش بیان شده در پژوهش لی‌یو و همکاران (۲۰۲۱) که بر مقایسه نقطه‌محور و استفاده از آستانه‌های تطبیقی براساس چگالی محلی ابر نقاط متکی است، روش پیشنهادی ما از آستانه‌گذاری بر پایه واریانس داده‌ها، در شعاع همسایگی مشخصی، بهره می‌برد. این ویژگی سبب می‌شود که الگوریتم پیشنهادی وابستگی کمتری به تغییرات چگالی ابر نقاط در نواحی گوناگون داشته باشد. همچنین پایداری استفاده از مثلث‌بندی، در محاسبه فاصله بین دو ابر نقطه، بیشتر از محاسبه مستقیم فاصله دو ابر نقطه خواهد بود.

نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که روش پیشنهادی، از نظر درستی و کامل بودن، عملکرد مطلوبی دارد. در دو مجموعه داده، مقدار کامل بودن بیش از ۹۸٪ برآورد شده است؛ این میزان، در مقایسه با روش مقاله مرجع که مواقعی دچار افت عملکرد در نواحی کم‌چگالی می‌شود، بهبود شایان توجهی نشان می‌دهد. در زیرمجموعه دیگر، مقدار کامل بودن ۸۵٪ بوده است که تأثیر ویژگی‌های داده‌های ورودی در تغییرات کاربری از پوشش گیاهی به ساختمان را در عملکرد الگوریتم پیشنهادی، بیان می‌کند. به طور کلی، نتایج گویای آن است که عملکرد روش پیشنهادی می‌تواند، در سناریوهای با چگالی متغیر نقاط، پایدارتر از روش‌های وابسته به چگالی باشد (Liu et al., 2021).

نتایج این تحقیق با مقاله د گلیس^۱ و همکاران (۲۰۲۱)، مقایسه شده است. در آن مقاله روش‌های گوناگونی، از جمله فاصله نقطه به نقطه^۲، مقایسه چندمقیاسی مدل به مدل در ابر نقطه‌ای^۳، تفاضل مدل‌های سطح دیجیتال^۴ و یک مدل جنگل تصادفی^۵ با ویژگی پایداری برای شناسایی تغییرات در ابر نقاط شهری بررسی شد. طبق نتایج، برخی از این روش‌ها، به ویژه روش فاصله نقطه به نقطه (دارای دقت معیار کامل بودن از ۵۰ تا ۶۲٪ و حساسیت بالا در برابر تغییر چگالی) و روش مقایسه چندمقیاسی مدل به مدل در ابر نقطه‌ای (با دقت معیار کامل بودن از ۳۳ تا ۶۰٪ و وابسته به تراکم نقاط)، در نواحی کم‌چگالی ابر نقاط دچار افت

1. De Gelis
2. Cloud-to-Cloud Distance (C2C)
3. Multiscale Model-to-Model Cloud Comparison (M3C2)
4. Differencing of Digital Surface Models (DSMd)
5. Random Forest

۶- نتیجه‌گیری

شناسایی تغییرات ارتفاعی در محیط شهری، با بهره‌گیری از آستانه‌گذاری محلی تطبیقی که در این پژوهش مطرح شد، نشان داد که استفاده از این روش می‌تواند دقت تشخیص تغییرات ارتفاع را در محیط‌های پیچیده شهری، افزایش معتنابهی دهد. این روش نوآورانه، با تطبیق آستانه تغییرات براساس ویژگی‌های محلی، قادر است تغییرات کوچک و محلی را که در روش‌های سراسری نادیده گرفته می‌شوند، تشخیص دهد. نتایج نشان دادند که استفاده از شبکه نامنظم مثلثی، در مدل‌سازی سطوح زمین و سقف ساختمان‌ها، ایده مطلوبی است و به شناسایی دقیق با معیار کامل بودن و صحت چشمگیری منجر می‌شود. این در صورتی است که به‌کاربردن شبکه نامنظم مثلثی در سطوح پوششی درختان، به‌منظور تغییرات کاربری، باید در دوره‌های فصلی مشابه در زمان برداشت دو ابر نقطه انجام شود. از این‌رو، این روش را می‌توان در موارد گوناگونی مانند برنامه‌ریزی شهری، پایش تغییرات زیرساخت‌ها و مدیریت بلایا استفاده کرد. با توجه به افزایش سرعت پردازش سری زمانی ابر نقاط، این پژوهش می‌تواند گام مهمی در جهت بهبود تکنیک‌های تشخیص تغییرات ارتفاعی در محیط‌های شهری محسوب شود که برآثر حوادث طبیعی، از جمله طوفان در نواحی ساحلی، رخ می‌دهند و همچنین زمینه‌ساز توسعه روش‌های دقیق‌تر و کارآمدتر، در پایش شهری و مدیریت بلایا باشد.

در تحلیل حساسیت الگوریتم پیشنهادی براساس متغیر شعاع همسایگی، افزایش شعاع موجب افزایش تصاعدی زمان پردازش داده‌ها می‌شود. اگرچه افزایش شعاع همسایگی در شناسایی تغییرات عمده، اعم از شناسایی ساختمان‌های جدید و یا ساختمان‌های تخریب‌شده، تأثیر چندانی نداشته است، در نواحی با تغییرات ارتفاعی کمتر، از تغییرات پوشش گیاهی متأثر از رشد گیاهان گرفته تا تغییرات فصلی آن‌ها، تأثیرگذار است. با افزایش شعاع همسایگی، نقاط بیشتری به‌منزله نواحی دارای تغییر انتخاب می‌شوند و این موجب افزایش نقاط نادرست و کاهش کارایی الگوریتم پیشنهادی تحقیق خواهد شد.

مقایسه نتایج در بخش‌های گوناگون بیانگر آن است که الگوریتم پیشنهادی تحقیق، در نواحی شامل تغییرات کاربری از پوشش گیاهی به ساختمان، قادر به تشخیص درست نقاط دارای تغییر نیست. با توجه به ماهیت ساختاری پوشش گیاهی و بازگشت‌های متعدد نور لیزر از بخش‌های متفاوت گیاه، نقاط همسایگی ثبت‌شده از گیاهان دارای نوسانات ارتفاعی متعددی است. نقاط متعلق به پدیده درخت، در صورت تشکیل شبکه نامنظم مثلثی، سطحی ناهموار ایجاد می‌کنند و مقایسه ارتفاع نقاط در سری زمانی دیگر، با سطح مثلث‌بندی ایجادشده به‌منظور شناسایی نقاط دارای تغییر، کاری دشوار است و آن نواحی از سطوح درختان را که دارای تغییر است، دچار خطا می‌کند.

در ادامه، در جدول ۲، نتایج آماری الگوریتم پیشنهادی با نتایج مقالات مرجع را مقایسه خواهیم کرد.

جدول ۲. مقایسه آماری نتایج الگوریتم پیشنهادی با نتایج مطالعات پیشین

روش	معیار کامل بودن	تأثیر چگالی نقاط
الگوریتم پیشنهادی	۸۵ تا ۹۸٪	حساسیت اندک به تغییر چگالی
C2C (De Gelis et al., 2021)	۵۰ تا ۶۲٪	حساسیت زیاد به تغییر چگالی
M3C2 (De Gelis et al., 2021)	۳۳ تا ۶۰٪	وابسته به تراکم نقاط، کاهش دقت در نواحی کم‌چگالی
RF (De Gelis et al., 2021)	۶۴ تا ۷۱٪	نسبتاً مقاوم به تغییرات چگالی، نیازمند داده‌های آموزشی زیاد
C2C (Liu et al., 2021)	۹۰ تا ۹۴٪	حساسیت بالا به تغییر چگالی

۷- منابع

- Abellan, A., Derron, M.-H. & Jaboyedoff, M., 2016, **Use of 3D Point Clouds in Geohazards Special Issue: Current Challenges and Future Trends**, Remote Sens., 8(2), P. 130.
- Aljumaily, H., Laefer, D.F., Cuadra, D. & Velasco, M., 2021, **Voxel Change: Big Data-Based Change Detection for Aerial Urban LiDAR of Unequal Densities**, Journal of Surveying Engineering, 147(4), P. 04021023.
- Basgall, P.L., Kruse, F.A. & Olsen, R.C., 2014, **Comparison of Lidar and Stereo Photogrammetric Point Clouds for Change Detection**, In: Turner, M.D., Kamerman, G.W., Thomas, L.M.W., Spillar, E.J. (Eds.), Laser Radar Technology and Applications XIX; and Atmospheric Propagation XI., vol. 9080, International Society for Optics and Photonics, SPIE, PP. 214-227.
- Bonczak, B. & Kontokosta, C.E., 2019, **Large-Scale Parameterization of 3D Building Morphology in Complex Urban Landscapes Using Aerial LiDAR and City Administrative Data**, Computers, Environment and Urban Systems, 73, PP. 126-142.
- Candan, L. & Kaçar, E., 2023, **Methodology of Real-Time 3D Point Cloud Mapping with UAV Lidar**, International Journal of Engineering and Geosciences, 8(3), PP. 301-309.
- De Gelis, I., Lefevre, S. & Corpetti, T., 2021, **3D Urban Change Detection with Point Cloud Siamese Networks**, Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spat. Inf. Sci., 43, PP. 879-886.
- Dong, P. & Chen, Q., 2017, **LiDAR Remote Sensing and Applications**, CRC Press.
- Du, S., Zhang, Y., Qin, R., Yang, Z., Zou, Z., Tang, Y. & Fan, C., 2016, **Building Change Detection Using Old Aerial Images and New LiDAR Data**, Remote Sensing, 8(12), P. 1030.
- Hermosilla, T., Ruiz, L.A., Recio, J.A. & Estornell, J., 2011, **Evaluation of Automatic Building Detection Approaches Combining High Resolution Images and LiDAR Data**, Remote Sensing, 3(6), PP. 1188-1210.
- Krichen, M., Abdalzaher, M.S., Elwekeil, M. & Fouda, M.M., 2024, **Managing Natural Disasters: An Analysis of Technological Advancements, Opportunities, and Challenges**, Internet of Things and Cyber-Physical Systems, 4, PP. 99-109.
- Ku, T., Galanakis, S., Boom, B., Veltkamp, R.C., Bangera, D., Gangisetty, S., Stagakis, N., Arvanitis, G. & Moustakas, K., 2021, **SHREC 2021: 3D Point Cloud Change Detection for Street Scenes**, Comput. Graph., 99, PP. 192-200.
- Lague, D., Brodu, N. & Leroux, J., 2013, **Accurate 3D Comparison of Complex Topography with Terrestrial Laser Scanner: Application to the Rangitikei Canyon (NZ)**, ISPRS Journal Photogramm. Remote Sens., 82, PP. 10-26.
- Li, Z., Chen, B., Wu, S., Su, M., Chen, J.M. & Xu, B., 2024, **Deep Learning for Urban Land Use Category Classification: A Review and Experimental Assessment**, Remote Sensing of Environment, 311, P. 114290.
- Liu, D., Li, D., Wang, M. & Wang, Z., 2021, **3D Change Detection Using Adaptive Thresholds Based on Local Point Cloud Density**, ISPRS International Journal of Geo-Information, 10(3), P. 127.
- Niemeyer, J., Rottensteiner, F. & Soergel, U., 2014, **Contextual Classification of Lidar Data and Building Object Detection in Urban Areas**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 87, PP. 152-165.
- 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, P. 102929.
- Otepka, J., Ghuffar, S., Waldhauser, C., Hochreiter, R. & Pfeifer, N., 2013, **Georeferenced Point Clouds: A Survey of Features and Point Cloud Management**, ISPRS Int. Journals Geo-Inf., 2(4), PP. 1038-1065.
- Paes, V.D.C., Pessoa, C.H.M., Pagliusi, R.P., Barbosa, C.E., Argôlo, M., de Lima, Y.O., ... & de Souza, J.M., 2023, **Analyzing the Challenges for Future Smart and Sustainable Cities**, Sustainability, 15(10), P. 7996.
- Qin, R. & Gruen, A., 2014, **3D Change Detection at Street Level Using Mobile Laser Scanning Point Clouds and Terrestrial Images**, ISPRS J. Photogramm. Remote Sens., 90, PP. 23-35.
- Reyes, M.F., Xie, Y., Yuan, X., d'Angelo, P., Kurz, F., Cerra, D. & Tian, J., 2023, **A 2D/3D Multimodal Data Simulation Approach with Applications on Urban Semantic Segmentation, Building Extraction and Change Detection**, ISPRS

- Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 205, PP. 74-97.
- Rusu, R.B. & Cousins, S., 2011, **3D Is Here: Point Cloud Library (pcl)**, In: 2011 IEEE International Conference on Robotics and Automation, IEEE, PP. 1-4.
- Singh, A., 1989, **Review Article Digital Change Detection Techniques Using Remotely-Sensed Data**, Int. J. Remote Sens., 10(6), PP. 989-1003.
- Sithole, G. & Vosselman, G., 2004, **Experimental Comparison of Filter Algorithms for Bare-Earth Extraction from Airborne Laser Scanning Point Clouds**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 59(1-2), PP. 85-101.
- Smith, D.M. (Ed.), 2023, **Living under Apartheid: Aspects of Urbanization and Social Change in South Africa**, Taylor & Francis.
- Stal, C., Tack, F., De Maeyer, P., De Wulf, A. & Goossens, R., 2013, **Airborne Photogrammetry and Lidar for DSM Extraction and 3D Change Detection over an Urban Area—a Comparative Study**, International Journal of Remote Sensing, 34(4), PP. 1087-1110.
- Stilla, U. & Xu, Y., 2023, **Change Detection of Urban Objects Using 3D Point Clouds: A Review**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 197, PP. 228-255.
- Stular, B. & Lozić, E., 2020, **Comparison of Filters for Archaeology-Specific Ground Extraction from Airborne LiDAR Point Clouds**, Remote Sensing, 12(18), P. 3025.
- Sun, T., Qi, J. & Huang, H., 2020, **Discovering Forest Height Changes Based on Spaceborne Lidar Data of ICESat-1 in 2005 and ICESat-2 in 2019: A Case Study in the Beijing-Tianjin-Hebei Region of China**, Forest Ecosystems, 7, PP. 1-12.
- Teo, T.A. & Shih, T.Y., 2013, **Lidar-Based Change Detection and Change-Type Determination in Urban Areas**, International Journal of Remote Sensing, 34(3), PP. 968-981.
- Tran, T.H.G., Ressler, C. & Pfeifer, N., 2018, **Integrated Change Detection and Classification in Urban Areas Based on Airborne Laser Scanning Point Clouds**, Sensors, 18(2), P. 448.
- Uciechowska-Grakowicz, A., Herrera-Granados, O., Biernat, S. & Bac-Bronowicz, J., 2023, **Usage of Airborne LiDAR Data and High-Resolution Remote Sensing Images in Implementing the Smart City Concept**, Remote Sensing, 15(24), P. 5776.
- Wang, K., Wang, T. & Liu, X., 2018a, **A Review: Individual Tree Species Classification Using Integrated Airborne LiDAR and Optical Imagery with a Focus on the Urban Environment**, Forests, 10(1), P. 1.
- Wang, R., Peethambaran, J. & Chen, D., 2018b, **Lidar Point Clouds to 3-D Urban Models A Review**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 11(2), PP. 606-627.
- Wang, Y., Jiang, T., Liu, J., Li, X. & Liang, C., 2020, **Hierarchical Instance Recognition of Individual Roadside Trees in Environmentally Complex Urban Areas from UAV Laser Scanning Point Clouds**, ISPRS International Journal of Geo-Information, 9(10), P. 595.
- Wang, Z. & Menenti, M., 2021, **Challenges and Opportunities in Lidar Remote Sensing**, Frontiers in Remote Sensing, 2, P. 641723.
- Weng, Q., 2012, **Remote Sensing of Impervious Surfaces in the Urban Areas: Requirements, Methods, and Trends**, Remote Sensing of Environment, 117, PP. 34-49.
- Xiao, W., Cao, H., Tang, M., Zhang, Z. & Chen, N., 2023, **3D Urban Object Change Detection from Aerial and Terrestrial Point Clouds: A Review**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 118, P. 103258.
- Yan, W.Y., Shaker, A. & El-Ashmawy, N., 2015, **Urban Land Cover Classification Using Airborne LiDAR Data: A Review**, Remote Sensing of Environment, 158, PP. 295-310.
- Yang, W., Liu, Y., He, H., Lin, H., Qiu, G. & Guo, L., 2021, **Airborne LiDAR and Photogrammetric Point Cloud Fusion for Extraction of Urban Tree Metrics According to Street Network Segmentation**, IEEE Access, 9, PP. 97834-97842.
- Yu, D. & Fang, C., 2023, **Urban Remote Sensing with Spatial Big Data: A Review and Renewed Perspective of Urban Studies in Recent Decades**, Remote Sensing, 15(5), P. 1307.
- Yu, X., Hyypä, J., Kaartinen, H. & Maltamo, M., 2004, **Automatic Detection of Harvested Trees and Determination of Forest Growth Using Airborne Laser Scanning**, Remote Sensing of Environment, 90(4), PP. 451-462.
- Zhang, L., Zhang, Z., Zhang, J., Qiao, X., Zhang, Z., Yang, B. & Dong, Z., 2023, **Object-Based 3D Building Change Detection**

- Using Point-Level Change Indicators**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 118, P.103293.
- Zhao, F.H., Zhu, A.X. & Qin, C.Z., 2024, **Spatial Distribution Pattern Analysis Using Variograms over Geographic and Feature Space**, Geo-Spatial Information Science, 1-15.
- Zhou, G., Song, C., Simmers, J. & Cheng, P., 2004, **Urban 3D GIS from LiDAR and Digital Aerial Images**, Computers & Geosciences, 30(4), PP. 345-353.