نشریه علمی- ترویجی مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، دوره نهم، شماره ۲، خرداد ماه ۱۳۹۷

شناسایی ساختمان‌ها در ابر نقاط داده لیدار برمبنای بکارگیری سیستم استنتاج فازی

پژمان رشیدی[۱]، حیدر راستی ویس[*۲]

[۱]دانشجوی کارشناسی ارشد فتوگرامتری - دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
pejman.rashidi@ut.ac.ir

[۲] استادیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی - پردیس دانشکده‌های فنی - دانشگاه تهران
hrasti@ut.ac.ir

(تاریخ دریافت شهریور ۱۳۹۵، تاریخ تصویب مهر ۱۳۹۶)

چکیده

شناسایی ساختمان‌ها از موضوعات مورد علاقه در فتوگرامتری و سنجش از دور است که می‌تواند در مدل‌سازی سه‌بعدی شهرها مورد استفاده قرار گیرد. هدف از این تحقیق، شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از ابر نقطه لیزر اسکنر هوایی (LiDAR) برمبنای بکارگیری سیستم استنتاج فازی می‌باشد. در این راستا، حذف نویز و داده‌های اشتباه همواره به عنوان یکی از چالش‌های استفاده از ابر نقطه داده لیدار مطرح می‌باشد. لذا، در روش پیشنهادی، ابتدا پس از حذف عوارض کم ارتفاع، از یک روش جدید برای حذف نویز داده‌های لیدار استفاده شده است. روش پیشنهاد شده برای حذف نویز می‌تواند تقریبا تمامی نقاط نویزی و اشتباه را در هنگام شناسایی ساختمان‌ها از بین ببرد. پس از انجام پیش‌پردازش‌ها عوارض باقی‌مانده به‌صورت گروه‌های نقاط از داده ورودی ظاهر خواهند شد. با توجه به وجود عدم قطعیت در تشخیص ساختمان یا غیر ساختمان بودن این گروه‌های نقاط، در این روش از سیستم استنتاج فازی برای تشخیص گروه‌های نقاط ساختمانی استفاده شده است. در سیستم فازی پیشنهاد شده، توصیف‌گرهای SumD، Area و Volume، که از گروه نقاط مختلف استخراج می‌شوند، به عنوان ورودی و تشخیص نوع گروه نقاط به عنوان خروجی این سیستم تعریف شده است. روش پیشنهادی بر روی دو منطقه مجزا در شهری در کشور بلژیک تست و ارزیابی شده است و نتایج به‌دست آمده توانایی سیستم فازی پیشنهاد شده را در حل عدم قطعیت موجود در تشخیص گروه‌های نقاط ساختمانی از غیر ساختمانی نشان داد. همچنین، استفاده از روش پیشنهادی برای حذف نویز با استفاده از خوشه‌بندی، موجب افزایش ۱۰ درصدی در صحت و بهبود کیفیت سیستم فازی برای شناسایی ساختمان‌ها در داده اول شده است اما با توجه به ساختار داده دوم، حذف نویز تاثیری در شناسایی ساختمان‌ها در این داده نداشته است.

واژگان کلیدی: شناسایی ساختمان، ابر نقطه لیدار، سیستم استنتاج فازی، نویز

---

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

امروزه، یکی از موضوعات بسیار مهم در فتوگرامتری بحث مدل‌سازی سه‌بعدی شهرها است که در کاربردهای گوناگونی از جمله مدیریت شهری و مدیریت سوانح می-توان از آن استفاده کرد[۱]. روند پرهزینه و زمان‌بر مراحل دستی تهیه مدل سه‌بعدی شهری باعث شده است تا متخصصان علم مهندسی ژئوماتیک تحقیقات زیادی به منظور افزایش سطح اتوماسیون این هدف انجام دهند. در این راستا، شناسایی موقعیت ساختمان‌ها یکی از مراحل اصلی تولید مدل سه بعدی شهر می‌باشد[۲].

از منابع اطلاعاتی زیادی مانند تصویر هوایی یا ماهواره‌ای، لیزر اسکنر هوایی (LiDAR)[۱] و یا تلفیقی از هردو می‌توانند به منظور شناسایی اتوماتیک موقعیت ساختمان‌ها مورد استفاده قرار گیرند. مزیت‌های داده‌های لیدار از قبیل سرعت بالای برداشت اطلاعات و قابلیت جمع‌آوری اطلاعات به-صورت سه‌بعدی از یک سو و نیز افزایش قدرت تفکیک این داده‌ها در سالهای اخیر از سوی دیگر باعث شده است تا این داده بیش از پیش مورد توجه متخصصان ژئوماتیک در روند شناسایی عوارض قرار بگیرد[۱].

در تحقیقات زیادی از داده‌های لیدار به تنهایی برای شناسایی ساختمان و یا از تلفیق آن با تصاویر هوایی یا ماهواره‌ای به عنوان داده کمکی برای شناسایی عوارض مختلف مورد استفاده قرار گرفته است[۳]. زیرا استفاده از تصاویر هوایی به تنهایی به علت نداشن اطلاعات ارتفاعی در برخی مواقع مانند نواحی دارای سایه ممکن است دچار مشکل شود. در واقع از تصویر هوایی، به علت داشتن اطلاعات طیفی، بیشتر برای تفکیک عوارض گیاهی و غیرگیاهی از یکدیگر استفاده می‌شود [۴]. البته، وجود نویز و داده‌های اشتباه در کنار حجم بالای داده‌های لیدار باعث بروز مشکلات عدیده‌ای برای شناسایی و تفکیک یک عارضه‌ی مشخص مانند ساختمان از سایر عوارض می‌شود. لذا، همواره استفاده از این داده‌ها نیاز به پیش‌پردازش‌هایی از قبیل حذف نویز دارد.

تکنیک‌های مختلفی برای استخراج اتوماتیک عوارض از جمله ساختمان از داده‌های لیدار وجود دارد. در این بین، کلاسه‌بندی[۲] و خوشه‌بندی[۳] داده‌های لیدار از جمله متداول‌ترین این روش‌ها می‌باشند[۵]. معمولا دقت کلاسه‌بندی و خوشه‌بندی به تعداد کلاس‌ها یا خوشه‌ها، نوع توصیف‌گرهای استفاده شده و الگوریتم استفاده شده بستگی دارد[۵].

وجود عدم قطعیت در تفکیک بین عوارض مختلف عمده‌ترین چالشی است که این الگوریتم‌ها با آن روبرو هستند [۶]. از این رو کشف دانش از طریق استخراج مجموعه‌ای از قوانین شرطی اگر-آن‌گاه از کلاسه‌بندی داده‌های هوایی و فضایی می‌تواند در زمینه‌ی بهبود فرایند شناسایی عوارض راهگشا باشد[۷].

هدف از این تحقیق، ارائه یک روش جدید به منظور شناسایی ساختمان‌ها از داده‌های لیدار می‌باشد. در روش پیشنهادی، ابتدا پس از حذف نقاط نویزی و اشتباه با استفاده از یک الگوریتم جدید، گروه‌های نقاط مختلف استخراج شده و سپس با استفاده از توصیفگرهای استخراجی برای هر گروه، یک سیستم استنتاج فازی گروه‌های نقاط ساختمانی را از سایر نقاط تفکیک می‌کند.

۲- پیشینه تحقیق

روش‌های متعددی برای شناسایی عوارضی مانند ساختمان، درخت و یا جاده با استفاده از تصاویر هوایی و ماهواره‌ای، لیدار و یا تلفیق تصویر و لیدار ارائه شده است. در ادامه مرور مختصری بر روی تحقیقات انجام شده در این زمینه ارائه شده است.

[۸-۱۰] از تلفیق داده‌های لیدار و تصاویر هوایی و ایجاد یک مدل سطحی دیجیتال نرمال (nDSM)[۴] و یک شاخص پوشش گیاهی نرمال (NDVI)[۵] برای شناسایی ساختمان‌ها و درختان استفاده کرده‌اند. [۸] به‌کمک طبقه‌بندی یک ماشین برداری (SVMs)[۶] ساختمان‌ها را از سایر عوارض جدا کرده است. همچنین، [۹] هم با استفاده از یک سیستم استنتاج نوروفازی انطباق‌پذیر (ANFISs)[۷] با دقت مطلوبی توانسته است ساختمان‌ها را از سایر عوارض شناسایی کند. [۱۰] هم با کمک اندازه منطقه و

۱ Light Detection and Ranging

۲ Classification
۳ Clustering
٤ Normalized Digital Surface Model
٥ Normalized Difference Vegetation Index
٦ Support Vector Machines
٧ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems

ارتباط مکانی درختان و ساختمان‌ها برای فیلتر کردن درختان در مناطق پنهان شده توسط ساختمان‌ها براساس طبقه‌بندی مبتنی بر شی استفاده کرده است.

در روش[۱۱] نیز از تلفیق تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا و داده‌های لیدار برای شناسایی اتوماتیک ساختمان‌ها استفاده کرده‌اند. به این صورت که با استفاده از داده‌های لیدار ساختمان را به عنوان یک جسم با ارتفاع بالا در نظر گرفته و از شاخص پوشش گیاهی نرمال هم برای شناسایی بهتر پوشش گیاهی و حذف آن استفاده کرده‌اند. در نهایت خطوط اطراف ساختمان را به صورت سلسله مراتبی با استفاده از فضای پارتیشن بندی باینری (BSP)[۱] ایجاد می‌کنند.

در روش [۱۲] برای استخراج سه‌بعدی ساختمان‌ها، از داده‌های لیدار و تصاویر قائم چند بانده استفاده شده است. در این روش، با کمک یک مدل ارتفاعی دیجیتال (DEM)[۲] به دو دسته داده‌های زمینی و غیرزمینی تقسیم بندی کرده و در نهایت با کمک تصویر قائم برای شناسایی ساختمان‌ها از داده‌های غیر زمینی لیدار انجام شده است.

الگوریتم‌های گوناگونی نیز برای استخراج ساختمان به‌کمک لیدار ارائه شده است. [۱۳] برای شناسایی ساختمان‌ها از داده‌های لیدار استفاده کرده است. الگوریتم ارائه شده شامل چهار مرحله است: ۱. تقسیم‌بندی نقاط سقف ساختمان و زمین ۲. استنتاج توپولوژی سقف ساختمان ۳. برازش شکل پارامترها ۴. برآورد شکل زمین. و در نهایت پس از استخراج نقاط ساختمانی، به مجموعه نقاط هر کدام از سقف‌ها یک صفحه برازش داده شده و ساختمان‌ها را مدل‌سازی می‌کند.

در روش ارائه شده توسط [۱۴] برای استخراج ساختمان‌ها از داده لیدار استفاده گردیده است. برای این منظور از داده‌های پالس اولیه[۳] و پالس ثانویه[۴] برای تولید مدل سطح دیجیتال (DSM)[۵] و اختلاف مدل سطح دیجیتال (DDSM)[۶] استفاده شده است. در نهایت با تولید یک مدل سطحی دیجیتال نرمال دو دسته کلاسه‌بندی روی آن اعمال می‌گردد و نتیجه نهایی کلاسه‌بندی‌ها مجموعه‌ای از پیکسل‌های مدل سطحی دیجیتال نرمال است که به سقف ساختمان تعلق دارند.

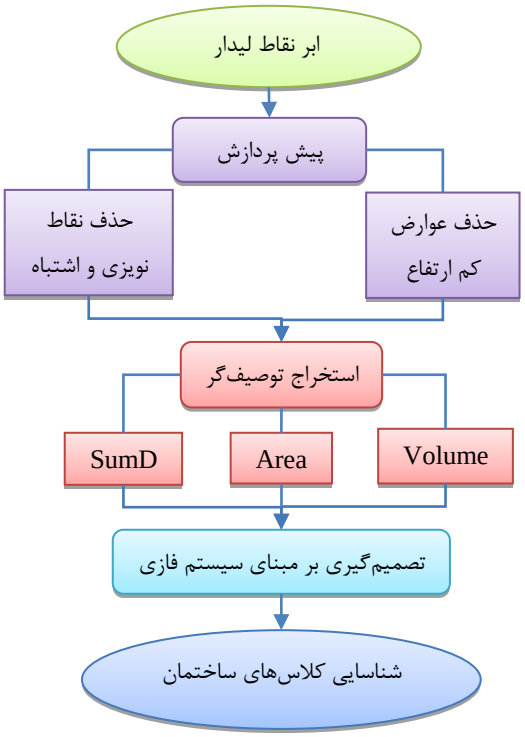
در روش [۱۵] از داده لیدار برای شناسایی ساختمان‌ها به‌کمک اپراتورهای مورفولوژی[۷] استفاده شده است. در این روش، ابتدا با استفاده از یک فیلتر داده‌های زمینی از سایر عوارض مانند ساختمان و درخت جدا می‌شوند. سپس با استفاده از یک روش تحلیلی عوارض غیرساختمانی براساس شکل، اندازه و ارتفاع حذف می‌گردند و درنهایت ساختمان‌ها باقی می‌مانند.

در این مقاله، تنها داده‌ی لیدار مورد استفاده قرارگرفته و یک روش بهینه نیز برای حذف نویز و داده‌های اشتباه (Outlier) به‌کار گرفته شده است.

۳- روش پیشنهادی

مراحل روش پیشنهادی به منظور شناسایی ساختمان-ها از داده‌های لیدار در شکل (۱) نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، ابتدا، پس از انجام پیش‌پردازش‌های لازم به‌منظور حذف عوارض کم ارتفاع و حذف نویز داده‌های لیدار، گروه‌های نقاط مختلف از داده لیدار باقی می‌ماند. در ادامه توصیف‌گرهای پیشنهادی SumD، Area و Volume برای هرکدام از این گروه‌های نقاط استخراج می‌شوند. لازم به ذکر است که در این تحقیق تنها از سه توصیف‌گر به‌منظور کاهش حجم عملیات و کاهش دخالت انسانی برای تنظیم قوانینی است که در ادامه برای تشخیص گروه نقاط ساختمانی به کار گرفته می‌شوند. همچنین، توصیف‌گرها به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که به دور از هرگونه پیچیدگی، بتوانند مکمل یکدیگر برای شناسایی ساختمان‌ها باشند. سپس، این توصیف‌گرها به عنوان اطلاعات ورودی سیستم استنتاج فازی به منظور شناسایی گروه‌های نقاط ساختمانی مورد استفاده قرار می‌گیرند. در ادامه، جزئیات هر کدام از این مراحل تشریح شده است.

۱ Binary Space Partitioning
۲ Digital Elevation Model
۳ First Pulse
۴ Last Pulse
۵ Digital Surface Models
۶ Differential Digital Surface Models
۷ Morphological Operators



شکل۱- فلوچارت روش پیشنهادی به منظور شناسایی موقعیت ساختمان‌ها از داده‌های لیدار

۳-۱- پیش پردازش

یکی از مهم‌ترین مراحل کار در این مقاله پیش پردازش‌هایی است که قبل از اجرای الگوریتم باید انجام شوند. این پیش پردازش‌ها موجب افزایش دقت خروجی مدل پیشنهادی می‌شوند. از جمله مواردی که باعث افزایش دقت نهایی الگوریتم می‌شود حذف عوارض کم ارتفاع به منظور شناسایی بهتر عوارض ساختمانی است لذا از یک حدآستانه برای حذف این عوارض استفاده می‌شود. همچنین از یک الگوریتم جدید برای حذف نویز و نقاط اشتباه داده‌های لیدار استفاده می‌شود. که در ادامه به بررسی این موارد پرداخته می‌شود.

۳-۱-۱- حذف عوارض کم ارتفاع از داده‌ها

یکی از خصوصیات برداشت داده به کمک لیدار این است که تمامی اشیا تحت برداشت به کمک لیدار در آن منطقه مختصات‌دار می‌شوند. بنابراین، بدلیل برداشت عوارض غیر ساختمانی که مختصات آن‌ها مورد نیاز نیست مانند ماشین، درخت و انسان نمی‌توان به آسانی ساختمان-ها را از ابر نقطه تشخیص داد. از این رو، یکی از کارهایی که باید در ابتدا انجام شود انتخاب یک حدآستانه مناسب به منظور حذف عوارض غیر ساختمانی مانند داده‌های سطح زمین و بوته‌زارهای کوچک است[۱۶]. لذا، در این مقاله پس از آن‌که داده‌های لیدار برروی یک سطح مسطح برازش داده شدند، سعی شده از یک حدآستانه مناسب برای حذف این قبیل اشیا استفاده شود که موجب افزایش سرعت پردازش و دقت الگوریتم می‌شود. لازم بذکر است که انتخاب حدآستانه باید طوری باشد که موجب حذف ساختمان‌های کم ارتفاع نشود و فقط عوارضی با ارتفاع کم که مورد نیاز نیستند مانند بوته‌زارها حذف شوند.

۳-۱-۲- حذف نقاط نویزی با خوشه‌بندی k-means

یکی از کارهای مقدماتی آماده‌سازی داده‌های لیدار، حذف نویز از این داده‌ها است[۱۷]. حذف نویز و داده‌های اشتباه یکی از مباحث بحث برانگیزی است که به کمک آن می‌توان دقت نتایج را تا مقدار بسیار زیادی افزایش داد. معمولا نقاط اشتباه و نویز متعلق به سطح هندسی و توپوگرافی زمین نیستند مانند پرنده‌ای که درحال پرواز است و به اشتباه در ابر نقاط داده‌ی لیدار وجود دارد[۱۸].

در این تحقیق یک روش جدید برای حذف نویز انجام شده است که تقریبا تمامی داده‌های اشتباه را حذف می‌کند. در این روش، برروی داده‌های لیدار خوشه‌بندی K-means صورت می‌گیرد و سپس هیستوگرام خوشه‌ها ایجاد شده و نقاط نویزی و اشتباه شناسایی و حذف می‌شوند. در روش K-means، ابتدا برای هرخوشه در فضای توصیف‌گرها یک نقطه به صورت تصادفی به عنوان مرکز آن در نظر گرفته می‌شود. سپس با توجه به میزان نزدیکی یا شباهت داده‌ها با این مراکز خوشه، هر داده به یکی از خوشه‌ها نسبت داده شده و دوباره با میانگین‌گیری از داده‌ها مراکز جدید برای خوشه‌ها محاسبه می‌گردد. این روند تا جایی ادامه می‌یابد که دیگر تغییری در داده‌ها حاصل نشود. در این روش خوشه‌بندی معادله (۱) به عنوان تابع هدف مطرح است که در این معادله $\| \|$ معیاری برای فاصله‌ی بین نقاط هر خوشه تا مرکز آن است. همچنین C مرکز خوشه‌ی jام و X مختصات نقاط آن خوشه است[۱۹].

$$K = \sum_{i=1}^{k}\sum_{j=1}^{n}\|X_i - C_j\|^2 \qquad (۱)$$

با در نظر گرفتن تعداد خوشه مناسب و خوشه‌بندی داده لیدار به روش k-means و بر مبنای گروه نقاط سه

بعدی باقی مانده از داده‌های لیدار پس از اعمال حدآستانه، هیستوگرام فراوانی کلاس‌ها ترسیم می‌گردد. یعنی در واقع حاصل هیستوگرام تعداد زیادی خوشه است و هر خوشه شامل تعدادی نقاط لیدار می‌باشد.

در این‌جا ذکر این نکته لازم است که ماهیت نویزها به‌گونه‌ای است که متصل به ساختمان‌ها و یا درختان نیستند و به‌صورت پراکنده در داده‌ها وجود دارند. لذا، با علم به این موضوع، پس از آن‌که نقاط لیدار خوشه‌بندی شوند طبیعتا نقاطی که نزدیک به یکدیگر هستند در یک خوشه قرار می‌گیرند. بنابراین، نقاط مربوط به ساختمان، درخت و نویز هرکدام در یک خوشه قرار می‌گیرند. همچنین، باتوجه به این‌که مجموعه نقاط نویزی کم‌تر از مجموعه نقاط ساختمان و یا درخت هستند در نتیجه بعد از خوشه‌بندی، خوشه‌هایی که تعداد نقاط کم‌تری نسبت به سایر خوشه‌ها دارند می‌توانند به عنوان نویز شناسایی و حذف شوند که برای دسته‌بندی خوشه‌ها و نمایش تعداد نقاط هر خوشه از هیستوگرام استفاده شده است. پس از شناسایی و حذف نویزهای اولیه، این خوشه‌ها از ابر نقطه لیدار حذف گشته و سپس بر روی داده‌های باقیمانده دوباره خوشه‌بندی انجام می‌گیرد. این تکرار تا اطمینان از حذف تمامی نقاط نویزی و اشتباه ادامه خواهد داشت.

۳-۲- استخراج توصیف‌گر

پس از انجام پیش‌پردازش‌ها از داده لیدار تقریبا تمامی عوارض زمینی و کم ارتفاع از داده حذف می‌شوند و تنها گروه‌های نقاط شامل درختان مرتفع و ساختمان‌ها باقی می‌مانند. در صورتی که در داده‌های لیدار داده‌های پالس اولیه و پالس ثانویه موجود بودند با محاسبه‌ی اختلاف آن‌ها و اعمال حد آستانه به راحتی درخت‌ها قابل شناسایی بودند. ولی، با توجه به اینکه در این تحقیق، از ابر نقطه نامنظم استفاده شده است این کار امکان‌پذیر نمی‌باشد و از توصیفگرهای مختلفی برای تفکیک گروه‌های نقاط ساختمان و درخت استفاده شده است. در اینجا، سه توصیف‌گر SumD، Area و Volume برای این منظور پیشنهاد شده‌اند که جزئیات هر کدام در ادامه توضیح داده شده است.

۳-۲-۱- مجموع تراکم نقاط کلاس‌ها (SumD)

از آنجا که ابعاد گروه‌های نقاط ساختمان معمولا بزرگ‌تر از کلاس‌های درخت هستند. بنابراین مجموع فواصل مرکز هر کلاس تا تمامی نقاط آن کلاس(SumD) برای ساختمان باید بزرگ‌تر از کلاس‌های درخت باشد. به همین اعتبار، از این توصیفگر برای تفکیک ساختمان‌ها و درختان از یکدیگر می‌توان استفاده کرد. معادله (۲) نحوه محاسبه این توصیف‌گر را نشان می‌دهد.

$$SD = \sum_{i=1}^{n} \sqrt{(X_i - X_m)^2 + (Y_i - Y_m)^2 + (Z_i - Z_m)^2} \quad (۲)$$

در این رابطه Xi، Yi و Zi مختصات نقاط گروه و Xm، Ym و Zm مختصات مرکز گروه می‌باشد. مختصات مرکز گروه بر اساس میانگین‌گیری از مختصات تمامی نقاط گروه بدست می‌آید. همچنین، n نشان دهنده تعداد نقاط گروه می‌باشد.

۳-۲-۲- مساحت کلاس‌ها (Area)

دومین توصیف‌گری که در اینجا استفاده شده است مساحت گروه‌های نقاط می‌باشد. این توصیفگر بر مبنای فرض بزرگتر بودن مساحت گروه‌های ساختمان‌ها در فضای دو بعدی X و Y نسبت به درختان تعریف شده است. بنابراین، باتوجه به بزرگ‌تر بودن مساحت ساختمان نسبت به درخت از این توصیف‌گر برای تفکیک آن‌ها می‌توان استفاده کرد. برای محاسبه این توصیفگر، چندضلعی محاط بر نقاط هر گروه بدست آمده و مساحت چند ضلعی به عنوان توصیفگر در نظر گرفته می‌شود.

۳-۲-۳- حجم کلاس‌ها (Volume)

سومین توصیف‌گری که برای تفکیک ساختمان‌ها از درختان استفاده شده است، حجم مربوط به داده‌های هر گروه می‌باشد. معمولا حجم گروه‌های نقاط ساختمان از حجم کلاس‌های درخت بزرگ‌تر هستند و همان‌طور که مشخص است داده‌های لیدار دارای مختصات سه بعدی هستند. لذا، با استفاده از داشتن بعد سوم می‌توان حجم را برای هر کدام از گروه‌های نقاط محاسبه کرد. برای محاسبه حجم، ابتدا با شناسایی نقاط مرزی هر گروه، بر روی آن‌ها مثلث‌بندی دلونی[۱] در فضای سه بعدی ایجاد و سپس حجم داده‌های هر گروه محاسبه شده است.

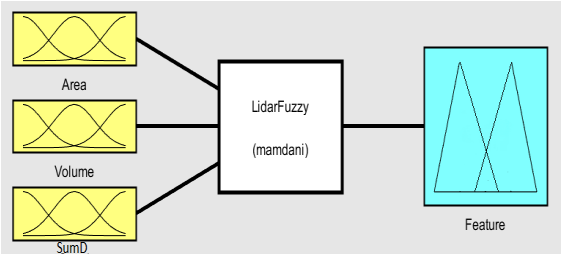
---

۱ Delaunay triangulation

۳-۳- تشخیص نوع گروه نقاط بر مبنای سیستم فازی

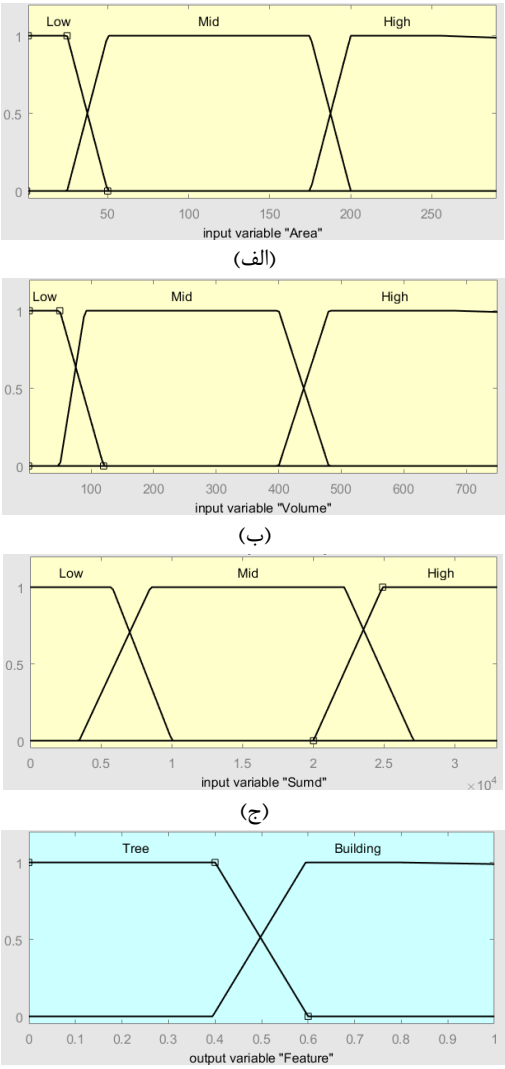
یک ابزاری که می‌تواند برای وارد شدن به دانش تخصصی انسان برای بهبود یک پروسه استفاده شود سیستم استنتاج فازی نام دارد[۲۰]. سیستم فازی موجب افزایش کنترل بر روی توابع مورد استفاده در یک الگوریتم می‌شود[۲۰]. در اینجا، سیستم فازی با بهره‌گیری از توصیف‌گرهای مناسب و ایجاد یک سری قوانین می‌تواند عدم قطعیت موجود در تفکیک گروه نقاط ساختمان‌ها از درختان را حل کند. بنابراین در روش پیشنهادی از یک سیستم استنتاج فازی به منظور شناسایی نوع گروه‌های نقاط استفاده شده است.

طراحی و معماری سیستم فازی از سه بخش ورودی، موتور اصلی (که همان قوانین هستند) و خروجی تشکیل شده است[۲۱]. در این تحقیق، توصیفگرهای استخراج شده از مرحله قبل به عنوان ورودی و تشخیص نوع گروه نقاط به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. در شکل(۲) معماری سیستم فازی در این تحقیق قابل مشاهده است. همان‌طور که در شکل(۲) مشاهده می‌شود، نوع سیستم فازی در این مقاله، سیستم استنتاج فازی ممدانی[۱] می‌باشد. در سیستم ممدانی هم قسمت ورودی و هم قسمت خروجی به‌صورت سیستم فازی است[۲۲]. در این تحقیق، سیستم استنتاج فازی شامل ۳ متغیر ورودی (توصیف‌گرها) و ۲ متغیر خروجی (گروه نقاط ساختمانی و درخت) می‌باشند. همچنین، در یک سیستم فازی برای تعیین پارامترها دو روش کلی به‌صورت: ۱- نظر خبره در آن فرایند ۲- داده‌های موجود از یک فرایند وجود دارد[۲۲]. در تحقیق پیش‌رو جهت تعیین پارامترها، از نظر یک فرد خبره بهره‌گیری شده است.



شکل۲- معماری سیستم فازی برای شناسایی ساختمان از داده‌ی لیدار

یکی از مراحل طراحی سیستم فازی، فازی‌سازی متغیرهای ورودی و خروجی براساس برچسب‌های زبانی و تعریف توابع عضویت برای آن‌ها می‌باشد. این توابع عضویت برای متغیرها در شکل(۳) نمایش داده شده است.



شکل۳- توابع عضویت: الف) توابع عضویت Area ب) توابع عضویت Volume ج) توابع عضویت SumD د) توابع عضویت عوارض خروجی

تعریف قوانین اگر-آن‌گاه در موتور اصلی استنتاج، در این‌جا، براساس متغیرهای زبانی ورودی و خروج تعریف شده است. در این سیستم ۹ قانون برای سیستم استنتاج فازی در نظر گرفته شده است که سه نمونه از این قوانین در زیر آمده است.

- اگر **مساحت کم** باشد و **حجم کم** باشد و **مجموع فواصل کم** باشد آن‌گاه گروه نقاط درخت است.

[۱] Mamdani

- اگر **مساحت زیاد** باشد و **حجم متوسط** باشد و **مجموع فواصل زیاد** باشد آن‌گاه گروه نقاط ساختمان است.
- اگر **مساحت زیاد** باشد و **حجم زیاد** باشد و **مجموع فواصل زیاد** باشد آن‌گاه گروه نقاط ساختمان است.

سیستم استنتاج فازی در پنج مرحله تصمیم‌گیری را انجام می‌دهد که در شکل(۴) این مراحل نشان داده شده‌اند. همانطور که در این شکل مشاهده می‌شود، در مرحله اول بر روی متغیرهای ورودی فازی‌سازی صورت می‌گیرد و درجه عضویت هرکدام از توصیف‌گرهایی که در مرحله قبل استخراج شده‌اند به سه تابع عضویت کم، متوسط و زیاد به‌دست می‌آید. در مرحله دوم بر روی متغیرهایی که فازی‌سازی شده‌اند عملگرهای منطقی And و Or اعمال می‌شود. در مرحله بعد، قوانینی که بر اساس عملگرهای منطقی ایجاد شده‌اند اعمال می‌شود و خروجی هر قاعده به‌دست می‌آید تا بر اساس آن، درجه تعلق هر گروه نقطه به ساختمان یا درخت محاسبه شود. سپس، در مرحله چهارم، ۹ قانونی که بر روی ورودی‌ها اعمال شدند تجمیع می‌شوند تا برایند کلی نتیجه قوانین جهت تشخیص درجه عضویت گروه نقاط به ساختمان یا درخت محاسبه شود. در مرحله آخر، نافازی‌سازی صورت می‌گیرد. در این مرحله با در نظر گرفتن یک حدآستانه مشخص می‌شود اگر مقدار تجمیع خروجی قوانین در مرحله قبل از ۵۰ درصد بیشتر باشد ساختمان و در غیر این‌صورت درخت خواهد بود.

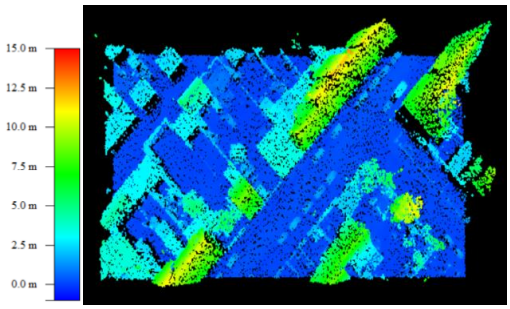
شکل۴- روند تصمیم‌گیری بر مبنای سیستم فازی

۴- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

به منظور ارزیابی روش پیشنهادی برای شناسایی ساختمان‌ها از داده‌های لیدار، در این تحقیق از محیط نرم‌افزاری MATLAB استفاده شده است. در این قسمت پس از معرفی منطقه‌ی تست، نتایج به‌دست آمده از الگوریتم پیشنهادی ارائه و مورد بحث و بررسی قرار گرفته‌اند.

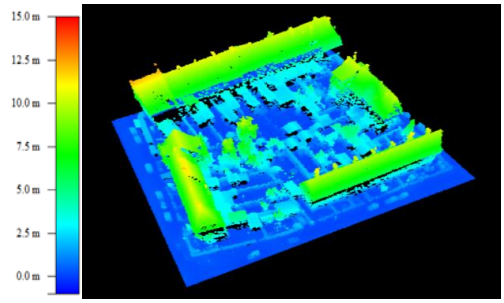
۴-۱- مناطق تست

روش پیشنهادی بر روی دو منطقه جدا در شهر Zeebruges در کشور بلژیک تست و ارزیابی شده است. داده‌های مورد استفاده توسط [۲۳] تهیه شده است. داده‌ها به گونه‌ای انتخاب شده‌اند که سعی شده است انواع مختلف عوارض اعم از ساختمان، درخت، جاده و سایر عوارض با ارتفاع‌های مختلف درآن وجود داشته باشد. این مجموع داده در سال ۲۰۱۱ به‌ترتیب با نرخ لیزر اسکنر، زاویه و فرکانس ۱۲۵ هرتز، ۲۰ درجه و ۴۹ هرتز برداشت شده است. همچنین، تراکم ابر نقاط لیدار ۶۵ نقطه در هر متر مربع است. در این تحقیق، دو مجموعه داده مورد استفاده قرار گرفته است. داده تست اول منطقه‌ای به اندازه‌ی ۷۵۰۰ متر مربع و منطقه تست دوم به‌وسعت ۹۶۰۰ متر مربع در نظر گرفته شده است. همچنین تصویر هوایی از آن مناطق نیز در همان سال و از ارتفاع ۳۰۰ متری تهیه شده است. در شکل(۵) مناطق تست مورد نظر، نشان داده شده است.



(الف)

(ب)



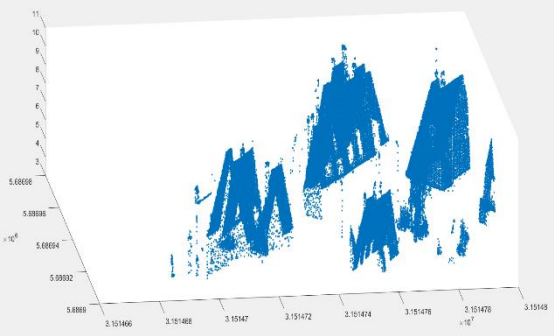
(ج)

(د)

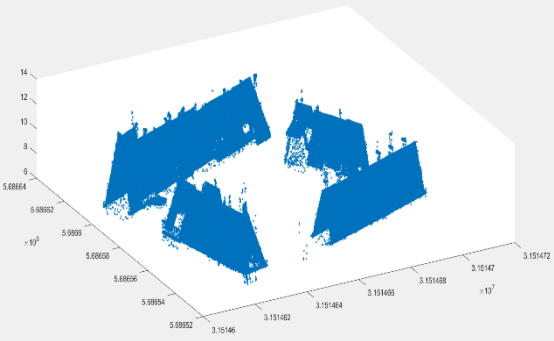
شکل۵- مناطق تست استفاده شده: الف) ابر نقطه داده لیدار اول ب) تصویر هوایی داده اول ج) ابر نقطه داده لیدار دوم د) تصویر هوایی داده دوم

۴-۲- نتایج به‌دست آمده و بحث برروی آن

همان‌طور که توضیح داده شد یکی از کارهایی که در ابتدا باید صورت گیرد حذف داده‌هایی است که نیازی به آن‌ها نیست. لذا، پس از آن‌که داده‌های لیدار بر روی یک سطح ترند برازش داده شدند، از یک حدآستانه ۲ متری برای حذف نقاطی استفاده می‌شود که مورد نیاز نبودند با این منطق که ساختمان‌های مورد نظر ارتفاعی بالای ۲ متر دارند. در شکل(۶) می‌توان داده‌های لیدار مورد نظر را بعد از اعمال حدآستانه ملاحظه کرد.



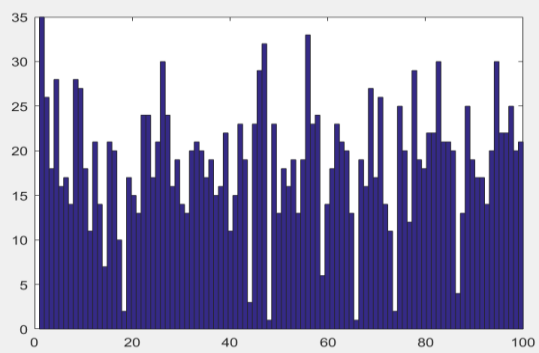
(الف)



(د)

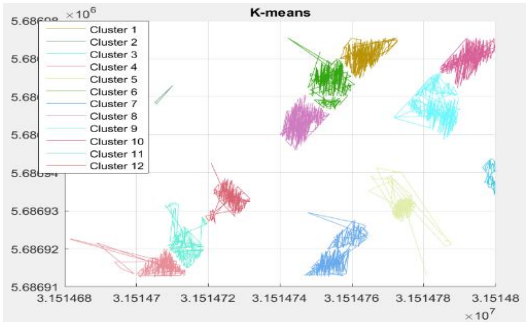
شکل۶- تصاویر داده تست لیدار بعد از اعمال حدآستانه: الف) داده تست اول ب) داده تست دوم

سپس نقاط نویزی و اشتباه از داده‌های لیدار حذف شده است که برای این‌کار همان طور که در شکل(۷) قابل ملاحظه است پس از آن‌که داده‌های لیدار به ۱۰۰ کلاس تقسیم‌بندی شدند هیستوگرام آن‌ها ایجاد و کلاس‌های کوچک‌تر که مربوط به نقاط نویزی هستند نامعتبر شده است.

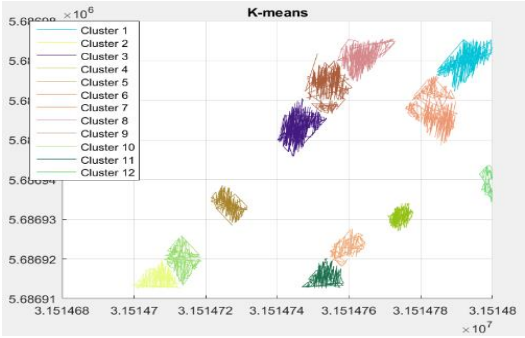


شکل۷- هیستوگرام کلاسه‌بندی داده‌های لیدار برای حذف نویز، محور افقی: تعداد خوشه‌ها و محور قائم: تعداد نقاط لیدار در هر خوشه

همان طور که در شکل(۷) قابل ملاحظه است کلاس‌های ۱۸، ۴۴، ۴۸، ۶۵، ۷۳ و ۸۶ کم‌ترین تعداد نقاط لیدار را در خوشه خود در داده تست اول نسبت به سایر کلاس‌ها داشتند که تعداد نقاط آن‌ها کم‌تر از ۵ نقطه می‌باشد و مقادیر آن‌ها نامعتبر شده است. این رویه تا جایی تکرار شده است که نقاط نویزی و اشتباه از داده‌های لیدار حذف شدند. همین رویه نیز برای داده تست دوم برقرار شده است. درنهایت، پس از حذف نویزهای موجود در داده، داده‌های لیدار دوباره خوشه‌بندی می‌شوند که این‌بار هدف از خوشه-بندی آن‌ها استخراج ویژگی‌های ذکر شده برای ورودی به سیستم فازی در شناسایی ساختمان‌ها می‌باشد. لازم به ذکر است که در این مرحله از خوشه‌بندی، تعداد خوشه‌ها باتوجه به تعداد ساختمان‌ها و درختان انتخاب می‌شوند. به‌عنوان مثال، در داده اول تعداد ۱۲ و در داده دوم تعداد ۱۰ خوشه در نظر گرفته شده است. در شکل(۸) می‌توان تاثیر الگوریتم پیشنهادی را در حذف نویز داده‌های لیدار مشاهده کرد.



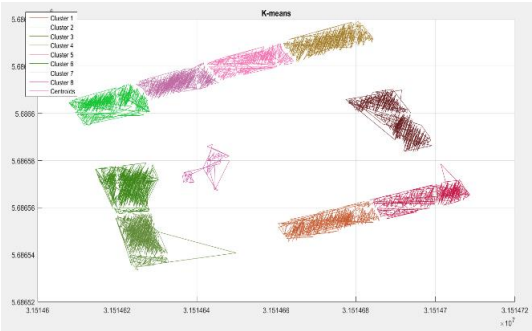
(الف)



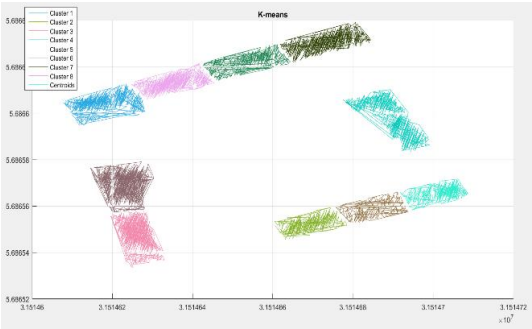
(ب)

شکل۸- اجرای الگوریتم برای حذف نویز و داده‌های اشتباه بر روی داده اول: الف) داده تست قبل از حذف نویز ب) داده تست بعد از حذف نویز

در شکل (۸) داده‌های لیدار با استفاده از خوشه‌بندی K-means به ۱۲ کلاس تقسیم بندی شده و پس از اعمال الگوریتم حذف نویز، مشخص شده است که تقریبا تمامی نویزها و داده‌های اشتباه از بین رفته اند. در این ۱۲ کلاس، کلاس‌های مربوط به ساختمان و درخت وجود دارند. همچنین، در شکل(۹) نیز می‌توان تاثیر الگوریتم مورد نظر بر حذف نویز را مشاهده کرد. در این منطقه خوشه‌بندی K-means به ۱۰ کلاس صورت گرفته است. لازم به ذکر است که برای شناسایی بهتر ساختمان‌ها، بهتر است تعداد کلاس‌ها برابر با تعداد ساختمان‌های آن منطقه انتخاب شوند.



(الف)

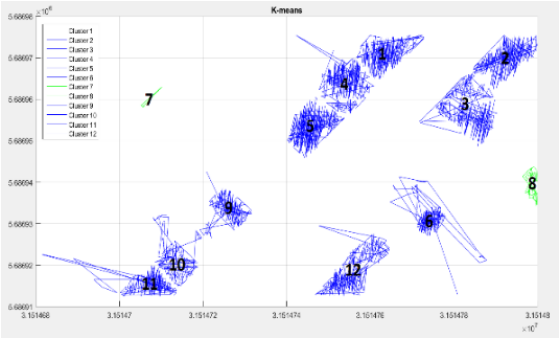


(ب)

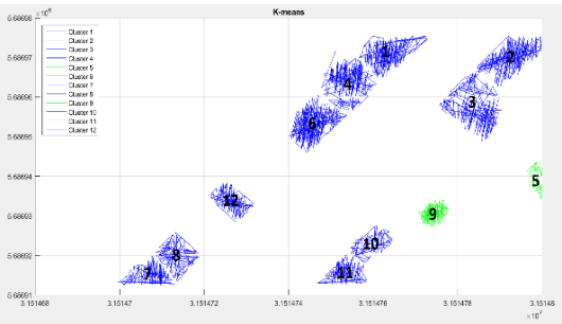
شکل۹- اجرای الگوریتم برای حذف نویز و داده‌های اشتباه بر روی داده دوم: الف) داده تست قبل از حذف نویز ب) داده تست بعد از حذف نویز

۴-۳- ارزیابی نتایج الگوریتم

الگوریتم پیشنهادی در یک سیستم فازی بر روی داده‌های لیدار در حالت قبل و بعد از حذف نویز پیاده‌سازی شده است. نتایج حاصل از شناسایی ساختمان‌ها از ابر نقاط لیدار به کمک سیستم فازی را در شکل(۱۰) می‌توان مشاهده کرد.



(الف)



(ب)

شکل۱۰- کلاسه‌بندی داده‌های لیدار اول: الف) قبل از حذف نویز ب) بعد از حذف نویز

در شکل(۱۰) کلاس‌های آبی نمایانگر ساختمان و کلاس‌های سبز نشان دهنده درخت می‌باشند. همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌شود سیستم استنتاج فازی قبل از حذف نویز، کلاس ۷ را که نویز می‌باشد به اشتباه درخت تشخیص داده و کلاس ۱۲ را یک ساختمان در نظر گرفته در حالی که این کلاس شامل ۲ ساختمان می‌باشد. همچنین، کلاس ۶ که درخت می‌باشد به نادرست ساختمان شناسایی کرده است. اما، پس از حذف نویز به کمک به‌کارگیری روش جدید حذف نویز، کلاس‌های ساختمان و درخت به درستی توسط سیستم استنتاج فازی شناسایی شده‌اند. لازم به ذکر است که ارزیابی درستی یا غیر درستی نقاط نویزی مشخص شده به صورت چشمی برآورد شد و در واقع نقاطی که به هر دلیلی نسبت به همسایگی‌های خود ارتفاع خیلی زیاد یا

خیلی کم دارند به‌عنوان نویز در نظر گرفته می‌شوند [۲۴]. در جدول (۱) می‌توان نتایج نافازی‌سازی شده سیستم استنتاج فازی در شناسایی ساختمان‌ها را در قبل و بعد از حذف نویز با توجه به کلاس‌های شماره‌گذاری شده بر روی شکل (۱۰-ب) مشاهده کرد.

همچنین، برای داده‌ی دوم نیز نافازی سازی صورت گرفته است. اما، در داده دوم بعد از حذف نویز و داده‌های کم ارتفاع، پوشش گیاهی از جمله درخت نیز حذف شدند. لذا، سیستم فازی باید تمامی کلاس‌های باقی مانده را ساختمان تشخیص دهد که الگوریتم مورد نظر در این زمینه کاملا موفق عمل کرده و تمامی کلاس‌های ساختمانی در داده دوم را با احتمال بالای ۷۵ درصد به درستی ساختمان تشخیص داده است.

جدول۱- نتایج نافازی‌سازی سیستم استنتاج فازی برای داده اول

	احتمال ساختمان قبل از حذف نویز (٪)	احتمال درخت قبل از حذف نویز (٪)	احتمال ساختمان بعد از حذف نویز (٪)	احتمال درخت بعد از حذف نویز (٪)
کلاس۱	۷۴	۲۶	۷۴	۲۶
کلاس۲	۷۴	۲۶	۷۴	۲۶
کلاس۳	۷۴	۲۶	۷۳	۲۷
کلاس۴	۷۳	۲۷	۷۳	۲۷
کلاس۵	۷۴	۲۶	۲۵	۷۵
کلاس۶	۷۱	۲۹	۷۴	۲۶
کلاس۷	۲۵	۷۵	۷۱	۲۹
کلاس۸	۲۷	۷۳	۷۳	۲۷
کلاس۹	۷۱	۲۹	۴۰	۶۰
کلاس۱۰	۷۱	۲۹	۶۶	۳۴
کلاس۱۱	۷۳	۲۷	۷۱	۲۹
کلاس۱۲	۷۴	۲۶	۷۴	۲۶

همان‌طور که در جدول (۱) قابل ملاحظه است پس از آن‌که داده‌های اشتباه و نویز مطابق الگوریتم پیشنهادی از داده اول حذف شدند، گروه‌های نقاط ۵ و ۹ به درستی مطابق سیستم فازی درخت و بقیه گروه‌ها ساختمان شناسایی شدند. لذا، از این ۱۲ کلاس گروه نقاط، ۱۰ کلاس ساختمان و ۲ کلاس آن درخت تشخیص داده شدند. بنابراین مشخص شد که حذف نقاط نویزی و اشتباه از داده‌های لیدار در افزایش دقت نهایی شناسایی ساختمان‌ها می‌تواند نقش بسزایی ایفا کند.

برای ارزیابی بهتر عملکرد الگوریتم در شناسایی موقعیت ساختمان‌ها، ساختمان‌های منطقه به‌روش دستی از روی تصویر شناسایی شدند و ساختمان‌های شناسایی شده توسط الگوریتم با آن‌ها مقایسه شده‌اند. در شکل(۱۱) می‌توان نتایج حاصل از شناسایی موقعیت ساختمان‌ها با استفاده از الگوریتم و ساختمان‌های شناسایی شده با روش دستی را مشاهده کرد. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود، الگوریتم مورد نظر در داده اول یک بلوک ساختمانی را که متشکل از ۵ ساختمان می‌باشد ۳ ساختمان تشخیص داده است و این موضوع، نقطه ضعف این الگوریتم است اما در سایر بلوک‌ها توانسته به‌درستی تعداد ساختمان‌ها را شناسایی کند. همچنین، الگوریتم پیشنهادی توانسته است تمامی ساختمان‌های دیتای دوم را به‌درستی شناسایی کند و نکته قابل توجه این است که مشکلی که در داده اول ایجاد شد (عدم تشخیص تعداد درست ساختمان‌ها در یک بلوک)، در داده دوم این مشکل وجود نداشت.

(الف)

(ب)

شکل۱۱- شناسایی موقعیت ساختمان‌ها: الف) شناسایی ساختمان‌ها در داده اول ب) شناسایی ساختمان‌ها در داده دوم

در نهایت در این تحقیق، برای ارزیابی الگوریتم پیشنهادی جهت شناسایی ساختمان‌ها به کمک یک روش جدید در حذف نویز و استفاده از سیستم فازی، از سه

معیار تمامیت[۱]، صحت[۲] و کیفیت[۳] مطابق روابط (۳)،(۴)و(۵) استفاده شده است. که توسط [۱۳, ۱۶] نیز به کار گرفته شده‌اند.

$$Completeness = \frac{TP}{TP + FN} \quad (۳)$$

$$Correctness = \frac{TP}{TP + FP} \quad (۴)$$

$$Quality = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad (۵)$$

در این روابط TP یا True Positive معرف کلاس‌هایی است که به درستی ساختمان شناسایی شدند و FN یا False Negative معرف کلاس‌های ساختمانی است که شناسایی نشده‌اند و FP یا False Positive مشخص کننده‌ی کلاس‌هایی است که مربوط به کلاس ساختمانی نبوده و به اشتباه شناسایی شده است.

در جدول(۲) می‌توان سه معیار تمامیت، صحت و کیفیت را برای دو حالت قبل و بعد از استفاده از الگوریتم حذف نویز برای شناسایی ساختمان‌ها با استفاده از سیستم فازی برای داده اول مشاهده کرد.

جدول۲- مقایسه نتایج در حالت قبل و بعد از حذف نویز

	کلاس‌های درخت	کلاس‌های ساختمان	TP	FN	FP	تمامیت (٪)	صحت (٪)	کیفیت (٪)
سیستم فازی قبل از حذف نویز	۲	۱۰	۹	۰	۱	۱۰۰	۹۰	۹۰
سیستم فازی بعد از حذف نویز	۲	۱۰	۱۰	۰	۰	۱۰۰	۱۰۰	۱۰۰

همان‌طور که در جدول(۱) مشاهده می‌شود، عملکرد سیستم فازی پس از حذف نویز در داده اول، در صحت و کیفیت افزایش داشته است. اما، در داده دوم با توجه به این‌که نویز موجود در منطقه تاثیر مستقیمی در ساختمان‌ها ندارد لذا، حذف نویز تاثیری در شناسایی ساختمان‌ها با استفاده سیستم فازی پیشنهاد شده ندارد.

۵- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق، از یک سیستم استنتاج فازی ممدانی برای تفکیک و شناسایی ساختمان‌ها از ابر نقطه داده لیدار استفاده شده است و نتایج بدست آمده توانایی سیستم فازی در تشخیص گروه‌های نقاط را نشان داد. در این سیستم جهت تعیین پارامترها، از نظر یک فرد خبره استفاده گردید و نتایج نشان دادند که تعیین پارامترها می‌تواند نقش نسبتا مستقیمی در خروجی سیستم داشته باشد. لذا در این تحقیق سعی شد از بهترین تناسب برای تعیین پارامترها استفاده شود. همچنین، پارامترهای سیستم فازی در روش پیشنهاد شده نشان دادند یکی از چالش‌های داده‌های لیدار، نویزها هستند و برای افزایش دقت و عملکرد الگوریتم باید داده‌های اشتباه و نویز حذف شوند. لذا، برای افزایش دقت نتایج خروجی از یک الگوریتم جدید برای حذف نویز و داده‌های اشتباه بهره‌گیری شد. پس از آن‌که نویز داده‌های لیدار حذف شدند مشخص گردید که عملکرد سیستم فازی ۱۰ درصد در صحت و ۱۰ درصد نیز در کیفیت افزایش می‌یابد که این می‌تواند تاثیر الگوریتم پیشنهادی برای حذف نویز داده‌های لیدار برای شناسایی ساختمان‌ها را نشان دهد. البته در بعضی از مناطق، سیستم فازی پیشنهاد شده حتی با وجود نویز هم قادر به شناسایی درست ساختمان‌ها می‌باشد و روش پیشنهادی برای حذف نویز برای مناطقی مناسب است که سیستم فازی با وجود نویز دچار اشتباه در شناسایی ساختمان‌ها شود.

لازم به ذکر است که روش پیشنهادی در مناطقی با شیب زیاد ممکن است دچار اختلال شود. لذا، برای افزایش دقت در شناسایی ساختمان‌ها، پیشنهاد می‌شود برای تحقیقات آینده توصیف‌گرهای دیگری هم از ابر نقطه لیدار مورد استفاده قرار بگیرند و یا از تصویر هم تعدادی توصیف‌گر از منطقه گروه‌های نقاط استخراج شده و به‌عنوان ورودی در سیستم فازی استفاده شوند.

۱ Completeness
۲ Correctness
۳ Quality

مراجع

[1] A. M. Ramiya, R. R. Nidamanuri, and R. Krishnan, (2016). "Segmentation based building detection approach from LiDAR point cloud," The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science.

[2] J. Hu, S. You, and U. Neumann, (2003). "Approaches to large-scale urban modeling," IEEE Computer Graphics and Applications, vol. 23, pp. 62-69.

[3] F. Rottensteiner, J. Trinder, S. Clode, and K. Kubik, (2003). "Building detection using LIDAR data and multispectral images," in Digital Image Computing: Techniques and Applications, pp. 673-682.

[4] A. M. Lak, M. J. V. Zoej, and M. Mokhtarzade, (2016). "A new method for road detection in urban areas using high-resolution satellite images and Lidar data based on fuzzy nearest-neighbor classification and optimal features," Arabian Journal of Geosciences, vol. 9, pp. 1-11.

[۵] ح. راستی ویس. ف. صمدزادگان, (۱۳۹۴). "تعیین توصیفگرهای بهینه در خوشه بندی داده های لیدار با استفاده از الگوریتم ژنتیک," نشریه مهندسی نقشه برداری و اطلاعات مکانی، دوره۷، شماره۱، از صفحه ۲۷ تا ۳۹.

[6] M. Janalipour and A. Mohammadzadeh, (2016). "Building damage detection using object-based image analysis and ANFIS from high-resolution image (Case study: BAM earthquake, Iran)," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 9, pp. 1937-1945.

[۷] پ. پهلوانی. ح. امینی, (۱۳۹۴). "استخراج دانش از سیستم استنتاج نوروفازی انطباق‌پذیر جهت شناسایی عوارض خاص شهری (مطالعه موردی: درختان و ساختمان‌ها) " نشریه علوم و فنون نقشه برداری، دوره۵، شماره۲، از صفحه۷۹ تا ۹۵.

[8] A. Zarea and A. Mohammadzadeh, (2016). "A novel building and tree detection method from LiDAR data and aerial images," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 9, pp. 1864-1875.

[9] S. T. Nahr, P. Pahlavani, and H. A. Amirkalayi, (2015). "A Comparative Study of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems in Object Detection of Complex City Scenes Using Digital Aerial Images and LiDAR Data," Journal of the Indian Society of Remote Sensing, vol. 43, pp. 787-799.

[10] L. Chen, S. Zhao, W. Han, and Y. Li, (2012). "Building detection in an urban area using lidar data and QuickBird imagery," International Journal of Remote Sensing, vol. 33, pp. 5135-5148.

[11] G. Sohn and I. Dowman, (2007). "Data fusion of high-resolution satellite imagery and LiDAR data for automatic building extraction," ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, vol. 62, pp. 43-63.

[12] M. Awrangjeb, C. Zhang, and C. S. Fraser, (2013). "Automatic extraction of building roofs using LIDAR data and multispectral imagery," ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing, vol. 83, pp. 1-18.

[13] V. Verma, R. Kumar, and S. Hsu, (2006). "3D building detection and modeling from aerial LIDAR data," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06), pp. 2213-2220.

[14] N. Ekhtari, M. Sahebi, M. V. Zoej, and A. Mohammadzadeh, (2008). "Automatic building detection from LIDAR point cloud data," in Proceedings of the XXIst ISPRS Congress, pp. 473-477.

[15] X. Meng, L. Wang, and N. Currit, (2009). "Morphology-based building detection from airborne LIDAR data," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 75, pp. 437-442.

[16] M. Rutzinger, B. Rüf, M. Vetter, and B. Höfle, (2010). "Change detection of building footprints from airborne laser scanning acquired in short time intervals, ". Int Arch Photogramm Remote Sens Spat Inf Sci 38(7B):1–6

[17] Z. Chen, B. Xu, and B. Gao, (2016). "An Image-Segmentation-Based Urban DTM Generation Method Using Airborne Lidar Data," IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, vol. 9, pp. 496-506.

[18] A. Matkan, M. Hajeb, B. Mirbagheri, S. Sadeghian, and M. Ahmadi, (2014). "Spatial Analysis for Outlier Removal from LIDAR Data," The International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, vol. 40, p. 187.

[19] A. K. Jain, (2010). "Data clustering: 50 years beyond K-means," Pattern recognition letters, vol. 31, pp. 651-666.

[20] H. Ebadi, M. Mokhtarzade, and M. Kabolizade, (2014). "Automatic Building Extraction Using a Fuzzy Active Contour Model," Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, vol. 80, pp. 1061-1068.

[21] F. SAMADZADEGAN and R. ABBASPOUR, (2004). "AUTOMATIC SPATIAL UPDATING OF GEO-DBs." Proceedings of 24th Urban Data Management Symposium, UDMS. Vol. 4.

[22] E. Mamdani and S. Assilian, (1999). "An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller," International journal of human-computer studies, vol. 51, pp. 135-147.

[23] IEEE. (2015, 2015 8 9). Image analysis and data fusion - GRSS | IEEE | Geoscience & remote sensing society. Available: http://www.grss-ieee.org/community/technical-committees/data-fusion/

[24] P. Rashidi and H. Rastiveis, (2017). "GROUND FILTERING LiDAR DATA BASED ON MULTI-SCALE ANALYSIS OF HEIGHT DIFFERENCE THRESHOLD," Int. Arch. Photogramm. Remote Sens. Spatial Inf. Sci., vol. XLII-4/W4, pp. 225-229.