



سجش از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

سال نهم، شماره دوم، تابستان ۱۳۹۶
Vol.9, No. 2, Summer 2017

۴۱-۶۰

طبقه‌بندی ابرنقاط لیدار به کمک میدان تصادفی مارکوف و تکنیک‌های یادگیری ماشین

فرزانه عقیقی^۱، امید مهدی عبادتی*^۲، حسین عقیقی^۳

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد علوم تصمیم و مهندسی دانش، دانشگاه خوارزمی، تهران

۲. استادیار گروه ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشگاه خوارزمی، تهران

۳. استادیار، مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی، تهران

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۶/۲۸

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۳/۱۱



چکیده

امروزه در زمینه مدیریت شهری، رباتیک، تولید بازی‌های رایانه‌ای و مانند آن، از ابرنقاط لیدار در استخراج عوارض شهری و سه‌بعدی‌سازی استفاده گسترده‌ای می‌شود. خوشه‌بندی و طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار یکی از گام‌های اصلی برای رسیدن به مدلی سه‌بعدی به‌شمار می‌رود؛ بنابراین، یکی از اهداف این تحقیق را می‌توان ارزیابی کارایی روش‌های طبقه‌بندی K-آمین همسایگی نزدیک (KNN)، درخت تصمیم (DT)، بیس ساده (Naïve Bayes)، شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و میدان تصادفی مارکوف (MRF) در طبقه‌بندی مجموعه داده لیدار و تصاویر هوایی در محیط پیچیده شهری برشمرد. بدین منظور، داده‌هایی که ISPRS از شهر فایهینگن کشور آلمان فراهم آورده، به کار رفته است. سپس همه ویژگی‌های هندسی، مقادیر شدت ثبت‌شده از سوی لیدار، تصاویر هوایی و نیز ویژگی‌های استخراج‌شده مبتنی بر مقادیر ویژه را استخراج و به‌منظور تشخیص پنج کلاس اشیای شهری شامل سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان کم‌ارتفاع، درخت و اتومبیل به کار برده است. برای محاسبه مقادیر ویژه به کمک توزیع محلی نقاط، در این مقاله، یک ساختار مکعبی جدید معرفی شده است که در تحقیقات گذشته دیده نشده بود. نتایج نهایی تکنیک‌های طبقه‌بندی به‌کاررفته در این تحقیق با استفاده از نقشه‌های رفرنس ISPRS ارزیابی شدند. نتایج ارزیابی این تحقیق نشان می‌دهد که مدل MRF با دقت کلی ۸۸.۰۸٪ و ضریب کاپای ۰.۸۳ کارآتر از دیگر طبقه‌بندی‌هاست. همچنین، ساختار مکعبی پیشنهادی را می‌توان، به‌خوبی ساختارهای کروی و استوانه‌ای، در استخراج ویژگی‌های مبتنی بر مقادیر ویژه به کار برد.

کلیدواژه‌ها: طبقه‌بندی، یادگیری ماشین، ابرنقاط لیدار، میدان تصادفی مارکوف، عوارض شهری.

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: تهران، خیابان سمیه، بین شهید قرنی و خیابان استاد نجات‌اللہی (ویلا)، دانشگاه خوارزمی. تلفکس: ۰۰۹۸-۲۱-۸۶۰۷۲۹۱۲-۸۶۰۷۲۹۱۲. تلفن:

۰۹۱۲۲۱۳۴۴۸۴

۱- مقدمه

امروزه مدل‌های سه‌بعدی و ابرنقاط لیدار کاربردهای بسیاری در زمینه‌های استخراج عوارض شهری، مدیریت شهری، تولید مدل رقومی زمین، مدیریت جنگل‌ها و فضاهای سبز شهری، صنعت گردشگری، میراث فرهنگی، تولید بازی‌های رایانه‌ای و رباتیک دارند (Shirowzhan and Trinder, 2017). روش‌های بسیاری برای تولید مدل‌های سه‌بعدی وجود دارد که از آن جمله می‌توان به استفاده از زوج تصاویر اپتیکی، اینترفرومتری راداری و استفاده از ابرنقاط لیدار اشاره کرد (Samadzadegan et al., 2005). در این میان، لیدار تکنولوژی به نسبت جدیدی از گروه سنجنده‌های فعال است که می‌تواند داده‌های سه‌بعدی تولید کند و بدین منظور، از اشعه لیزر برای گردآوری اطلاعات از سطح اشیا و محاسبه فاصله آنها استفاده می‌کند. این تکنولوژی مزایایی همچون سرعت و دقت بالا، توانایی گردآوری داده در شب و روز و قدرت نفوذ نسبی در پوشش گیاهی دارد (Starek, 2016). تا کنون روش‌های متفاوتی مطرح شده است؛ مانند استفاده از تکنیک‌های یادگیری ماشین برای پردازش ابرنقاط لیدار، مدل‌سازی سه‌بعدی، طبقه‌بندی و استخراج اتوماتیک عوارض زمینی همچون ساختمان‌ها، خیابان‌ها، پل‌ها، درختان و سطح زمین (Niemeyer et al., 2012). با این حال، مشکلاتی مانند تراکم اندک نقاط در واحد سطح لیدارهای تجاری موجود، پیچیدگی عوارض زمینی، اندازه‌گیری اشتباه در داده‌ها و ناتوانی در نمایش لبه‌ها محققان را به سمت تلفیق داده‌های لیدار با دیگر منابع اطلاعاتی، مثل عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای، سوق داده است (Chehata et al. 2009). بنابراین، در این تحقیق، قابلیت چند روش یادگیری ماشین در طبقه‌بندی ابرنقاط لیدار و تصاویر هوایی ارزیابی می‌شود.

روش‌های طبقه‌بندی تصاویر را می‌توان به انواع پیکسل مینا، زیرپیکسل مینا، شیء‌گرا، برمبنای زمینه و طبقه‌بندی وابسته به متن یا مفهومی تقسیم کرد

(Mather, 2005). با توجه به روش کار در این مقاله، در ادامه، روش‌های طبقه‌بندی پیکسل مینا و وابسته به متن بررسی کوتاهی می‌شود. در روش‌های پیکسل مینا، طبقه‌بندی براساس ارزش عددی هر پیکسل و با فرض تعلق داشتن هر پیکسل به کلاسی خاص صورت می‌گیرد؛ بنابراین، این روش‌ها برای طبقه‌بندی محیط‌های همگن با تغییرات طیفی اندک مناسب‌تر است. از نقاط ضعف این روش‌ها می‌توان به احتمال اشتباه در طبقه‌بندی پیکسل‌های مخلوط در محیط‌های ناهمگن اشاره کرد (Lu and Weng, 2007). همچنین، طبقه‌بندی‌کننده‌های پیکسل مینا معمولاً منجر به نتایجی با نویزهای زیاد می‌شوند. در نتیجه، این روش‌ها به پس‌پردازش برای حذف نویزها و افزایش دقت طبقه‌بندی نیاز دارند (Li, 2014). از دیگر روش‌های معروف در طبقه‌بندی می‌توان به شیوه‌های طبقه‌بندی وابسته به متن یا مفهومی اشاره کرد که در آنها سعی شده است کامپیوتر نیز، مانند انسان، بتواند مفهوم یک تصویر را، از روی اشیای موجود در تصویر و روابط بین آنها، درک کند (Blake, 2011)؛ بنابراین در این روش‌ها، افزون‌بر استفاده از بردار ویژگی‌های هر پیکسل، از بردارهای ویژگی همسایه‌های آن پیکسل نیز استفاده می‌شود (Aghighi et al., 2014). یکی از پرکاربردترین این روش‌ها میدان تصادفی مارکوف MRF^۱ محسوب می‌شود که حاصل تلفیق نظریه گراف و احتمالات است و می‌تواند اطلاعات طیفی هر پیکسل را با اطلاعات مکانی تلفیق کند (Chen et al., 2011).

نخستین بار، MRF از سوی گمن و گمن^۲ (۱۹۸۴) به جامعه بینایی کامپیوتر^۳ معرفی و موفق به مدل‌سازی مشکلات بینایی ماشین، در هر دو سطح بالا و سطح پایین، شد. تا کنون از این مدل در تحقیقات بسیاری، به‌منظور طبقه‌بندی تصاویر سنجش از دوری و گاه ابرنقاط لیدار، استفاده شده است که از آن جمله

1. Markov random field
2. Geman and Geman
3. Computer vision

و بازسازی استفاده کردند. در مرحله بخش‌بندی، هدف به حداقل رساندن یک تابع انرژی است و هدف، در مرحله بعد، مدل‌سازی به کمک اتصال نقاط ساختاری سقف محسوب می‌شود. وتریول و همکاران^۹ (۲۰۱۵)، در تحقیقی با هدف کلاس‌بندی نوع شکاف ساختمان‌ها از ابرنقاط، برای ارزیابی خسارت، از روش هندسه سه‌بعدی کمک گرفتند. آنها با شناسایی و ادغام سقف هر ساختمان از ابرنقاط، توانستند طرح ساختمان را بخش‌بندی کنند. شناسایی برپایه الگوی آسیب‌های اطراف آن و با کمک موجک‌های گابور و هیستوگرام جهت‌گیری گرادیان انجام شد. آنها همچنین قابلیت دو الگوریتم SVM و جنگل‌های تصادفی برای نقشه‌برداری از مناطق آسیب‌دیده را بررسی کردند. گولوینسکی و همکاران^{۱۰} سیستمی به کمک ابرنقاط سه‌بعدی، برای تشخیص اشیاء در محیط شهری، عرضه کردند که شامل چهار گام مکان‌یابی، بخش‌بندی، توصیف و کلاس‌بندی نقاط سه‌بعدی است. آنها ابتدا نقاط نزدیک به هم را، به‌روش کلاس‌بندی سلسله‌مراتبی، دسته‌بندی کردند. سپس نقاط نزدیک را بخش‌بندی و از نظر مکانی، با الگوریتم نمودار-برش^{۱۱} به صفحه جلویی و صفحه زمینه تقسیم کردند. در مرحله بعد برای هر دسته، یک بردار ویژگی تعیین کردند و در نهایت، بردارهای ویژگی را با استفاده از دسته‌کننده آموزش‌دیده، روی مجموعه‌ای از اشیاء برچسب‌خورده دستی، برچسب زدند. از دیگر تحقیقات صورت گرفته می‌توان به پژوهش آزادبخت^{۱۲} و همکاران (۲۰۱۶) اشاره کرد. آنها مجموعه‌ای از مشخصه‌های استخراج‌شده از داده‌های موجی لیدار شامل مشخصه‌های رادیومتریک، هندسی و وابسته به شکل موج بازتابی شده را، به‌منظور طبقه‌بندی

می‌توان به سولبرگ و همکاران^۱ (۱۹۹۶) اشاره کرد که مدلی عمومی را برای طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور مبتنی بر MRF عرضه کردند و به این نتیجه رسیدند که MRF مدل مناسبی، برای طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور، به‌شمار می‌رود. کاستکاسم و همکاران^۲ (۲۰۰۵) از MRF برای طبقه‌بندی تصاویر سنجنده ETM + ماهواره لندست استفاده کردند و افزایش دقت طبقه‌بندی پوشش‌های کاربری را گزارش دادند. روش MRF برای طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار نیز به‌کار رفته است؛ برای نمونه، دل‌پوز^۳ (۲۰۰۹) و همکارانش از این روش به‌منظور پالایش هندسی نقاط لیدار، برای تشخیص خطوط سقفی ساختمان‌ها، استفاده کردند. ژانگ و زون^۴ (۲۰۱۰) MRF را با هدف طبقه‌بندی نقاط لیدار برای تشخیص تک‌درخت‌ها به‌کار بردند. در تحقیقی دیگر، ژانگ و کائو^۵ (۲۰۱۱) روش طبقه‌بندی جدید MRF بر مبنای حداکثرسازی احتمالات حاشیه‌ای و استنباط از یک میدان شرطی تصادفی، که همسایگی و اختلاف ارتفاع سطوح استخراج‌شده از نقاط لیدار را مدل می‌کند، مطرح کردند. نتایج تحقیقات آنها دقت بالای روش پیشنهادیشان را نشان می‌دهد. در تحقیقی دیگر، تارابالکا و همکاران^۶ (۲۰۱۰) روش جدید دومرحله‌ای برای طبقه‌بندی تصاویر فراطیفی معرفی کردند. آنها در گام نخست، ماشین بردار پشتیبان (SVM) را اجرایی کردند تا طبقه‌بندی ابتدایی صورت گیرد و سپس احتمالات حاصل از SVM را، که نشان‌دهنده احتمال اختصاص هر کلاس به هر پیکسل است، برای محاسبه انرژی طیفی^۷ در MRF به‌کار بردند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که روش دومرحله‌ای دقتی بیشتر از روش‌های گذشته داشته است.

تا کنون تحقیقات بسیاری در زمینه استخراج عوارض شهری و سه‌بعدی‌سازی مبتنی بر یادگیری ماشین صورت گرفته است. کیم و شان^۸ (۲۰۱۱)، برای مدل‌سازی سقف ساختمان با استفاده از داده‌های اسکن لیزر هوایی، از رویکردی دومرحله‌ای شامل بخش‌بندی

- | | |
|--------------------|------------------------|
| 1. Solberg et al. | 2. Kasetkasem et al. |
| 3. Dal Poz | 4. Zhang and Sohn |
| 5. Zheng and Cao | 6. Tarabalka et al. |
| 7. Spectral energy | 8. Kim and Shan |
| 9. Vetrivel et al. | 10. Golovinskiy et al. |
| 11. graph-cut | 12. Azadbakht |

گیا‌های طبقه‌بندی کردند. اهمیت این تحقیق به علت استفاده از ترکیب ویژگی‌ها در طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار است. در تحقیقی دیگر، گلشنی و همکاران (۱۳۹۳) کارآیی الگوریتم طبقه‌بندی و رگرسیونی درخت تقویت‌شونده (BRT)^۱ و نیز الگوریتم جنگل تصادفی (RF)^۲ را، با هدف مدل‌سازی تاج‌پوشش درختان، مبتنی بر تصاویر ماهواره‌ای GeoEye-1 و داده‌های لیدار، بررسی کردند. صادقی و همکاران (۱۳۹۴) روشی دیگر را برای طبقه‌بندی داده‌های لیدار، مبتنی بر اپراتورهای مورفولوژی و ابر طیفی، پیشنهاد دادند. آنها در این روش، از سه فضای ویژگی ارتفاعی مکانی و طیفی استفاده کردند، گراف‌های مجاورت را با استفاده از نمونه‌های آموزشی هر کلاس تهیه کردند و سپس، گراف‌های ایجادشده را برای تلفیق فضاهای ویژگی به یک گراف به کار بردند. پس از تبدیل فضای ویژگی به فضای جدید، طبقه‌بندی را انجام دادند.

در ادامه تحقیقات یادشده، این مقاله قصد دارد کارآیی برخی الگوریتم‌های حوزه یادگیری ماشین را در افزایش دقت طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار و با استفاده از ویژگی‌های مکانی^۳، پراکندگی^۴، مقادیر ویژه^۵ و مانند آنها بررسی کند. بدین منظور، الگوریتم‌های نزدیک‌ترین همسایگی، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، بیز و شبکه عصبی مصنوعی به‌منزله روش‌های پیکسل‌مبنا، و روش میدان تصادفی مارکوف (MRF) به‌صورت رویکردی مبتنی بر متن به کار گرفته شد. شایان ذکر است که مؤلفان مقاله نتوانستند پیشینه‌ای تحقیقاتی مبنی بر طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار با استفاده از روش MRF در کشور پیدا کنند. در این تحقیق، ساختار مکعبی خاصی برای محاسبه اطلاعات آماری مبتنی بر مقادیر ویژه در محدوده محلی نیز معرفی شده است. همچنین، استفاده از این تعداد از ویژگی‌ها، همراه با

یازده کلاس پوشش در یک منطقه شهری، با استفاده از روش‌های طبقه‌بندی جنگل تصادفی و RUSBoost به کار بردند. آنها در این تحقیق، تکنیک‌های نمونه‌برداری پیش از مرحله آموزش مدل‌ها را اعمال کردند که سبب کاهش زمان آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌ها و نیز بهبود نتایج طبقه‌بندی، به‌ویژه در کلاس‌های با تعداد نمونه پایین، در مجموعه داده آموزشی شد. نتایج مطرح‌شده عملکرد بهتر روش RUSBoost را بازگو کردند.

تحقیقات گوناگونی نیز در کشور، با هدف طبقه‌بندی داده‌های لیدار، انجام شده است که می‌توان به روش صمدزادگان و محمودی (۱۳۸۸) اشاره کرد. آنها روشی چندعاملی را، با هدف استخراج اتوماتیک عوارض سه‌بعدی از داده‌های لیدار، معرفی کردند. حاجب (۱۳۸۸) روشی برای استخراج جاده از داده‌های لیدار مطرح کرد. او ابتدا داده‌های لیدار را، به‌منظور شناسایی عوارض غیرزمینی و حذف آن از داده‌های لیدار، فیلتر کرد و DTM منطقه را پدید آورد. سپس با یک الگوریتم شیب‌مبنا، ساختار هندسی زمین را با استفاده از المان‌های ساختاری تخمین زد و به کمک تکنیک وزن‌دهی، فاصله عکس (IDW) مقدار در نقطه‌ای مجهول را، با توجه به مقدار نقاط معلوم همسایه، درون‌یابی کرد. سپس، با استفاده از عملگرهای مورفولوژیک، عوارض را از تصاویر ماهواره‌ای استخراج کرد و در انتها، برای یافتن مرز دقیق جاده‌ها، داده‌های کلاس‌بندی‌شده لیدار را با تصویر ماهواره‌ای کلاس‌بندی‌شده هم‌پوشانی کرد. هژیری (۱۳۹۳)، در تحقیقی با هدف بازسازی مدل ساختمان به کمک تصاویر دوبعدی موجود، نقاط متعلق به هر ساختمان را از ابرنقاط لیدار استخراج کرد و با نگاهی ابتکاری، ساختمان‌ها را در دو گروه کلی ساختمان‌های با سقف شیب‌دار و ساختمان‌های با سقف مسطح، قرار داد. شاه‌چراچی و محمدزاده (۱۳۹۰) الگوریتمی برای طبقه‌بندی مبتنی بر فضای ویژگی متشکل از ترکیب دو دسته ویژگی، هندسی و فیزیکی، مطرح کردند. آنها نقاط را در سه کلاس زمین لخت، ساختمان و پوشش

1. boosting regression tree
2. random forest
3. spatial features
4. scattering features
5. eigen values

✓ مدل رقومی سطح (DSM)^۲ و موزائیک ارتوفتو^۳: این مدل از تصاویر اصلی و براساس روش تطابق تراکم^۴، به کمک نرم افزار Match-T، تولید شده است. همچنین، موزائیک ارتوفتو منطقه نیز به صورت بخشی از مجموعه داده در اختیار محققان قرار گرفته است. باید گفته شود اندازه پیکسل روی زمین هر دو مجموعه داده DSM موزائیک ارتوفتو، با دقت، ۹ سانتی متر است.

✓ داده های لیزر اسکنر هوایی: این مجموعه داده با استفاده از سیستم Leica ALS50 و به صورت نوارهای جداگانه برداشت شده که، در هر نوار، میانگین چگالی نقاط هشت نقطه در هر مترمربع (8 points/m^2) است. افزون بر این نقاط لیدار، یک مدل رقومی سطح زمین نیز در این مجموعه داده ارائه شده است.

در این تحقیق، از منطقه یک که معرف داخل شهر فایهینگن کشور آلمان است استفاده شده است. ISPRS به منظور آموزش مدل ها و ارزیابی یکسان دقت نتایج تحقیقات گوناگون، با مجموعه ای از نقشه های مبنای^۵، نقشه کلاس های پوشش اراضی منطقه مورد مطالعه را به روش بصری تفسیر کرده و آنها را به اشتراک گذاشته است. قدرت تفکیک مکانی این نقشه های مبنای همانند تصاویر بالاست و شامل پنج کلاس سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان کم ارتفاع، درخت و ماشین می شود. با توجه به استفاده از رویکرد طبقه بندی نظارت شده در این تحقیق، انجام دادن آن مستلزم مرحله آموزش است و به همین منظور، از نقشه تولیدی برای بخشی از ناحیه یک استفاده شد که به طور کامل و به صورت دستی، با استفاده از ISPRS، بر حسب گذاری شده بود. این ناحیه مطالعاتی شامل 140757 نقطه است. شکل ۵(الف) مجموعه داده ابرنقاط لیدار ناحیه مورد مطالعه را بر حسب ارتفاع نشان می دهد.

استخراج پنج کلاس اشیا، از دیگر ویژگی هایی اند که این تحقیق را از دیگر تحقیقات متمایز می کنند. در بخش ۲ این مقاله، مواد و روش ها بررسی و سپس نتایج، در بخش ۳، ارائه می شود. در نهایت، در بخش ۴ نیز، نتیجه گیری بیان می شود.

۲- مواد و روش کار

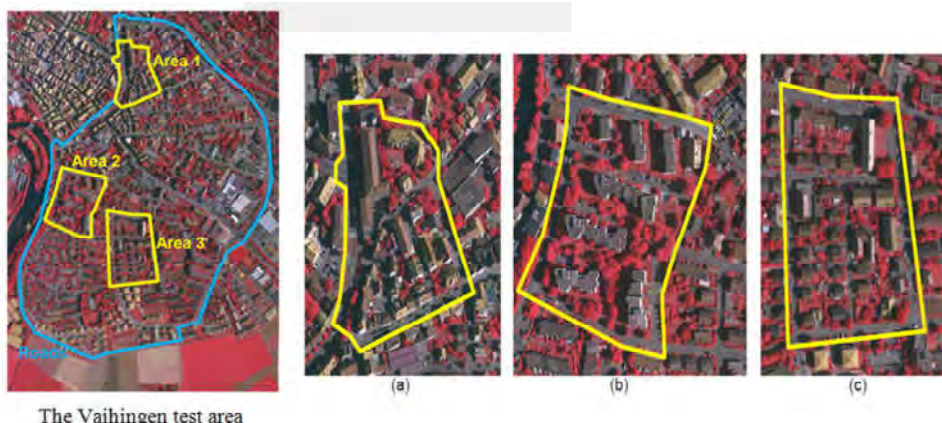
۲-۱- منطقه مورد مطالعه

منطقه مطالعاتی بخشی از مرکز منطقه شهری وایهینگن^۱ در کشور آلمان است. این مجموعه داده را شرکت آلمانی فوتوگرامتری و سنجش از دور (DGPF)، در اوت سال ۲۰۰۸ میلادی، با میانگین ارتفاع ۵۰۰ متر از سطح زمین و زاویه دید ۴۵ درجه ایجاد کرده است (Cramer, 2010). این مجموعه داده شامل سه منطقه آزمایشی (مناطق مشخص شده در محدوده زرد رنگ در شکل ۱) به منزله مجموعه داده مرجع، با کلاس های متفاوت عوارض شهری، است. منطقه مشخص شده در محدوده آبی رنگ شامل یک منطقه بزرگ آزمایشی با انواع «جاده ها» است و برای آزمودن الگوریتم های استخراج جاده مناسب به نظر می رسد. از میان سه منطقه شهری مشخص شده در شکل ۱، «منطقه یک» یا «داخل شهر» منطقه ای مترکم، شامل ساختمان های تاریخی با اشکال پیچیده و تعدادی درخت، است (شکل ۱(a)). منطقه دو شامل ساختمان های مرتفع است که با درخت ها احاطه شده اند (شکل ۱(b)). «منطقه سه» منطقه ای کاملاً مسکونی، با خانه های جدا و کوچک، است (شکل ۱(c)) (Spreckels et al., 2010).

میانگین تراکم نقاط، در منطقه آزمایش، هشت نقطه در هر متر مربع (8 points/m^2) است. برای هر یک از این مناطق آزمایشی، این داده ها نیز فراهم شده است (Cramer, 2010):

✓ تصاویر هوایی دیجیتالی: این تصاویر قسمتی از Intergraph/ZI DMC block است. با قدرت تفکیک مکانی هشت سانتی متر و قدرت تفکیک رادیومتری یک دوازده بیتی، محسوب می شوند که در سه محدوده طیفی سبز، قرمز و فروسرخ نزدیک تصویربرداری شده است.

- | | |
|----------------------|--------------------------|
| 1. Vaihingen | 2. digital surface model |
| 3. Orthophoto mosaic | 4. dense matching |
| 5. reference map | |



شکل ۱. منطقه آزمایش وایهینگن آلمان و سه منطقه آزمایشی (a) منطقه ۱؛ (b) منطقه ۲؛ (c) منطقه ۳

۲-۱-۱-۱- ویژگی‌ها

بردار ویژگی برداری n بعدی از ویژگی‌های عددی است که ویژگی‌های یک شیء را بیان می‌کنند. در این تحقیق، افزون‌بر اطلاعات استخراج شده از داده‌های لیدار، از ویژگی‌های تصویر (رک. بخش ۲-۱) نیز برای افزایش دقت طبقه‌بندی استفاده شده است. بسیاری از ویژگی‌های مورد استفاده در این تحقیق را چهااتا و همکاران^۱ (۲۰۰۹) مطرح کرده‌اند. طبق این تحقیق، ۳۵ ویژگی را برای هر نقطه تعریف کردیم که می‌توان آنها را به سه گروه زیر تقسیم کرد.

۲-۱-۱-۲- ویژگی‌های مبتنی بر ابرنقاط لیدار

نقاط ابری به صورت (x, y, z) ذخیره می‌شوند که $P(x, y, z)$ مختصات نقطه P در فضای سه‌بعدی را نشان می‌دهد. همچنین، اطلاعات برداشت شده با لیدار شامل شدت انرژی بازگشتی ثبت شده در طول موج فرسرخ نزدیک است. از اطلاعات ارتفاعی نقاط برای تولید DSM منطقه استفاده شد و سپس، نقشه شیب و جهت شیب منطقه از DSM مورد نظر به دست آمد. در نهایت، مقدار شیب و جهت شیب هر نقطه ابرنقاط لیدار با استفاده از این نقشه‌ها استخراج شد. بنابراین، می‌توان ویژگی‌های مبتنی بر ابرنقاط لیدار را، که در این تحقیق به کار رفته است، به موارد ارتفاع هر نقطه^۲، شدت انرژی بازگشتی در محدوده فرسرخ نزدیک هر نقطه^۳، شیب هر نقطه^۴ و جهت شیب هر نقطه^۵ تقسیم کرد.

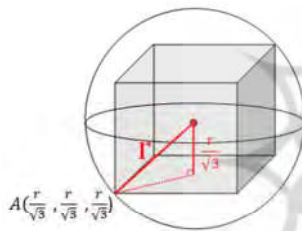
۲-۱-۱-۲- ویژگی‌های آماری مبتنی بر مقادیر ویژه

ویژگی‌های آماری مبتنی بر مقادیر ویژه با استفاده از رویکردی حجمی، در محدوده محلی V_p ، برای هر نقطه لیدار P محاسبه می‌شود. محدوده محلی ممکن است شامل تمامی نقاط لیدار در داخل یک سیلندر (Weinman et al., 2014)، کره (Rottensteiner et al., 2005) با شعاع ثابت r یا مکعب محاط کره باشد. در واقع، برای هر محدوده محلی، تمامی همسایه‌های اطراف نقطه مرکزی که در فضای سه‌بعدی مورد نظر قرار گیرند شناسایی می‌شوند. سپس با محاسبه ماتریس واریانس-کواریانس داخل همسایگی محلی V_p ، مقادیر ویژه $\lambda_1 > \lambda_2 > \lambda_3$ محاسبه می‌شوند. مقادیر ویژه محاسبه شده ویژگی‌های آماری دیگری را نیز معرفی می‌کنند که ممکن است ویژگی‌های توزیع محلی مکانی نقاط سه‌بعدی را توصیف کنند (Gross and Thoennessen, 2006). برخی از این ویژگی‌ها عبارت‌اند از ناهمسانگردی^۶، مسطح بودن^۷، پراکندگی^۸، خطی بودن^۹ و تغییرات انحنا^{۱۰}. معادلات این ویژگی‌ها در روابط ۱ تا ۶ آمده است (Ibid.).

$$\text{SumOfEigenValues} = \lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3 \quad (1) \text{ رابطه}$$

- | | |
|-------------------|-------------------------|
| 1. Chehata et al. | 2. elevation |
| 3. intensity | 4. slope |
| 5. aspect | 6. anisotropy |
| 7. planarity | 8. sphericity |
| 9. linearity | 10. change of curvature |

با توجه به اینکه از نقاط داخل هریک از حجم‌های یادشده برای محاسبه مقادیر ویژه استفاده می‌شود، باید آن دسته از نقاطی را که به‌تنهایی و بدون هیچ همسایه‌ای در داخل هریک از محدوده‌های محلی کره، استوانه و مکعب قرار گرفتند نقاط پرت محسوب و از مجموعه داده حذف کنیم. در این تحقیق، از مجموع ۱۴۰۷۵۷ نقطه متعلق به ابرنقاط، ۸۹۸ مورد نقطه پرت تشخیص داده شد که از مجموعه نقاط حذف شدند. شکل ۳ ابرنقاط را، قبل و بعد از حذف نقاط پرت، نشان می‌دهد. همان‌گونه که در شکل مشاهده می‌شود، تصویر ابرنقاط، پس از حذف نقاط پرت، منظم‌تر شده و نقاط داخل دایره قرمز از نقاط قابل رؤیت محسوب می‌شود که از مجموعه نقاط لیدار حذف شده است.



شکل ۲. بزرگ‌ترین مکعب محاط در کره‌ای به شعاع r

۲-۱-۱-۳- ویژگی‌های مستخرج از تصویر

داده‌های لیدار، به‌علت ماهیت تصادفی و نامنظم خود، استخراج اطلاعات مفهومی از سطح مورد نظر را مشکل می‌کنند و همین‌طور در شناسایی مرزهای اشیاء ناکارآمدند؛ بنابراین، لازم است اطلاعات مفهومی و معنانشناسی از تصاویر هوایی استخراج شود (صمدزادگان و طبیب محمودی، ۱۳۸۸). در نتیجه، استفاده از تصاویر هوایی متناظر با داده‌های لیدار می‌تواند در افزایش دقت طبقه‌بندی مؤثر باشد. در این تحقیق، از تصاویر هوایی دیجیتال منطقه (بخش ۲-۱)، که دارای سه باند سبز^۳ و قرمز^۴ و فرورسرخ نزدیک^۵ است، و نیز از شاخص NDVI،

$$\text{Anisotropy} = A_{\lambda} = (\lambda_1 - \lambda_3) / \lambda_1 \quad (2)$$

$$\text{Planarity} = P_{\lambda} = (\lambda_2 - \lambda_3) / \lambda_1 \quad (3)$$

$$\text{Linearity} = L_{\lambda} = (\lambda_1 - \lambda_2) / \lambda_1 \quad (4)$$

$$\text{Sphericity} = S_{\lambda} = \lambda_3 / \lambda_1 \quad (5)$$

$$\text{change of Curvature} = C_{\lambda} = \lambda_3 / (\lambda_1 + \lambda_2 + \lambda_3) \quad (6)$$

همان‌گونه که بیان کردیم، همسایگی محلی به‌صورت کره، استوانه و مکعب تعریف شد تا نوعی از همسایگی برای محاسبه ویژگی‌های لیدار مبتنی بر مقادیر ویژه را به‌دست آوریم. با توجه به حجم بالای اطلاعات و برای جلوگیری از انجام دادن محاسبات پیچیده و اتلاف وقت، ابتدا به کمک الگوریتم جست‌وجوی KDTree فضای جست‌وجوی اطراف هر نقطه محدود شد. الگوریتم جست‌وجوی KDTree تکنیکی است که همسایه نزدیک ممکن در اطراف نقطه مورد نظر (X) را، با شروع از نقطه‌ای مرکزی و یا مجموعه‌ای از نقاط (Y)، پیدا می‌کند (Calderón and de Brito, 2016). سپس، نقاط داخل کره و استوانه را با شعاع ثابت ۱.۵ متر و براساس فاصله اقلیدسی، در فضایی که به کمک الگوریتم جست‌وجوی KDTree ایجاد شده بود، جست‌وجو کردیم. در انتها، به کمک نقاط محصور در هر کره، بزرگ‌ترین مکعب داخل آن (مکعب محاط در کره) و نقاط متعلق به آن پیدا شدند (شکل ۲). فاصله شعاعی براساس مقدار تراکم نقاط در واحد مترمربع تعیین می‌شود. بر این اساس، شعاع ۱/۵ متر به‌منزله شعاع بهینه انتخاب شد. همچنین، تحقیق برتار و همکاران^۱ (۲۰۱۱) و فریزر و همکاران^۲ (۲۰۱۶) نیز انتخاب این شعاع را برای مجموعه داده با تراکم هشت نقطه بر مترمربع تأیید می‌کند. شایان ذکر است، طبق بررسی منابعی که تا زمان نگارش این مقاله پدید آمده‌اند، ساختار مکعبی در هیچ تحقیق دیگری پیشنهاد نشده بود. این تحقیق تمامی ویژگی‌های مطرح‌شده در رابطه‌های ۱ تا ۶ را برای سه ساختار استوانه، کره و مکعب به کار برده است. لازم است اشاره کنیم که همه بخش‌های تحقیق حاضر در محیط متلب کدنویسی و اجرا شده است.

1. Bretar et al.
3. green
5. NIR

2. Fraser et al.
4. red

ویژگی‌های معرفی شده در بخش ۲-۱-۱، استفاده شد که در ادامه، هر روش توضیح داده می‌شود.

۲-۲-۱-۲ K نزدیک‌ترین همسایگی (KNN)

الگوریتم KNN یکی از متداول‌ترین الگوریتم‌های طبقه‌بندی است. این الگوریتم مبتنی بر نمونه است و براساس k همسایه نزدیک، طبقه‌بندی را انجام می‌دهد. الگوریتم KNN الگوریتمی تنبل شناخته می‌شود زیرا تقریب محلی می‌زند و همه محاسبات تا انجام شدن طبقه‌بندی معوق می‌ماند. KNN براساس شباهت داده‌ها طبقه‌بندی را انجام می‌دهد و در واقع، برای هر داده آزمایشی جدید، فواصل k همسایه نزدیک را محاسبه و برچسبی مشابه برچسب غالب این k همسایه برای نقطه مورد نظر تعیین می‌کند. روش کار در الگوریتم KNN را می‌توان در منابع گوناگونی مطالعه کرد (نک: Lamba & Kumar, 2016).

۲-۲-۲-۲ ماشین بردار پشتیبان (SVM)

SVM ابزاری ریاضی است مبتنی بر اصل حداقل‌سازی خطای عملیاتی که به سال ۱۹۶۰ بازمی‌گردد. SVM

محاسبه شده با استفاده از باندهای قرمز و فرورسرخ نزدیک در تصویر (رابطه (۷))، استفاده شده است:

$$\text{NDVI} = (\text{NIR} - \text{Red}) / (\text{NIR} + \text{Red}) \quad (7)$$

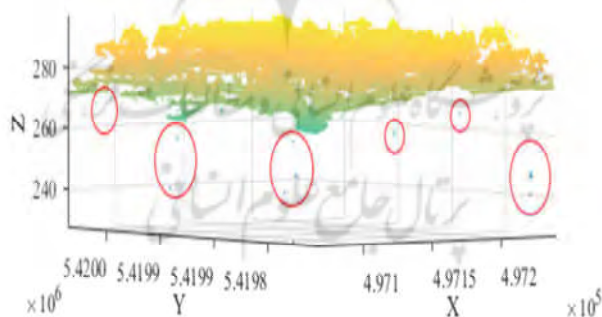
پس از محاسبه مقادیر بردار ویژگی‌ها، برای تطبیق بازه تغییرات این مقادیر و همگن‌سازی واحد ویژگی‌ها، همه ویژگی‌های نقاط لیدار نرمال‌سازی شدند. نرمال‌سازی مرحله‌ای از پیش‌پردازش است که موجب می‌شود داده‌ها در بازه [0,1] قرار بگیرند. برای رسیدن به این هدف، از نوعی نرمال‌سازی به نام نمره استاندارد استفاده شده است:

$$\bar{X} = (X - \mu) / \sigma \quad (8)$$

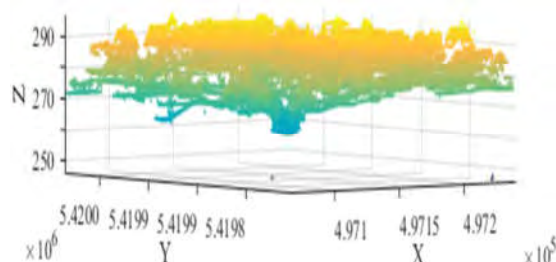
در این معادله، μ میانگین و σ انحراف معیار مقادیر ویژگی است.

۲-۲-۲-۲ روش کار

در این تحقیق، از روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده شامل روش‌های طبقه‌بندی پیشرفته K-آمین همسایگی نزدیک، ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم، بی‌ز، شبکه عصبی مصنوعی و میدان تصادفی مارکوف، برای طبقه‌بندی داده‌های لیزر اسکن هوایی مبتنی بر تمامی



(الف)



(ب)

شکل ۳. ابرنقاط لیدار: (الف) پیش از حذف نقاط پرت؛ (ب) پس از حذف نقاط پرت

(Giannakopoulos et al., 2017). اگرچه درخت تصمیم برای تعداد داده‌های بسیار به درستی پیش‌بینی می‌کند، برای مجموعه داده‌های دارای نویز با مشکلاتی روبه‌روست. مزیت مهم این روش، در مقایسه با روش‌های دیگر، خروجی سلسله‌مراتبی و نموداری برای مسائل طبقه‌بندی و پیش‌بینی است.

۲-۲-۴- بیز

تکنیک‌های بیزی یکی از روش‌های آماری است که پدیده‌ها را، براساس نظریه بیز و با توجه به احتمال وقوع یافتن یا وقوع نیافتن، طبقه‌بندی می‌کند. قضیه بیز احتمال پسین $p(H/X)$ را از احتمال پیشین $P(H)$ ، به‌همراه احتمال شرطی $p(X/H)$ طبق این رابطه به‌دست می‌آورد (Hen et al., 2011).

$$P(H/X) = \frac{p(X/H) * p(H)}{P(X)} \quad \text{رابطه (۱۰)}$$

طبقه‌بندی‌کننده بیز ساده گونه‌ای از شبکه بیزین است که در آن برچسب‌ها والد ندارند و هر ویژگی فقط یک برچسب دارد. طبقه‌بندی بیز ساده برای استفاده در زمانی طراحی شده است که عوامل پیش‌بینی‌کننده، درون هر طبقه، مستقل از یکدیگر باشند. اما به‌نظر می‌رسد، حتی هنگامی که فرض استقلال برقرار نباشد، کارکرد مطلوبی دارد (Friedman et al., 1997). طبقه‌بندی‌کننده بیز داده‌ها را طبق دو مرحله زیر طبقه‌بندی می‌کند:

گام آموزش: هدف از این گام تخمین پارامترهای توزیع احتمال، با استفاده از داده‌های آموزشی و با این فرض است که ویژگی‌ها در هر کلاس از هم مستقل‌اند. گام پیش‌بینی: برای هر نمونه داده آزمایشی جدید، الگوریتم باید احتمال پسین نمونه متعلق به هر کلاس را محاسبه کند. سپس طبقه‌بندی داده‌های آزمایشی، با توجه به بزرگ‌ترین احتمال پسین، تعیین می‌شود.

1. Gaussian radial basis function

۱. به‌رایگان در وب‌سایت <https://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm> در دسترس است.

براساس نظریه یادگیری آماری بنا نهاده شده و روش آماری غیرپارامتریک نظارت‌شده‌ای است که تلاش می‌کند، برای حل برخی مسائل که خطی نیستند، یک ابرصفحه در فضای ویژگی، با ابعاد بالا، پیدا کند (Pao, 1989). SVM قدرت تعمیم‌پذیری بالایی دارد و در برخورد با داده‌های پرت احتمالی، پارامترها را دقیق و مناسب برمی‌گزیند. تابع کرنل مورد استفاده در SVM وظیفه تبدیل فضای ویژگی جدایی‌ناپذیر خطی به فضای ویژگی جدایی‌پذیر خطی را (در صورت امکان) دارد (Chang and Lin, 2011). تابع کرنل دارای انواع گوناگونی است و در این تحقیق، از یک تابع پایه‌ای شعاعی گوسی (RBF)^۱ استفاده شده است. تابع RBF بدین‌صورت تعریف می‌شود:

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma \|x_i - x\|^2) \quad \text{رابطه (۹)}$$

که در آن γ پارامتر کنترل‌کننده میزان نوسانات تابع گوسی و نیز کنترل‌کننده نتایج و تعمیم‌دهنده مدل SVM به‌شمار می‌رود.

در تحقیق حاضر، از LibSVM^۲ استفاده شده است. این نرم‌افزار امکان طبقه‌بندی احتمالی را برای مسائل چندکلاسه می‌دهد. مقادیر بهینه پارامترهای γ و c مورد نیاز در SVM با استفاده از تکنیک‌های Cross Validation و Grid search به‌دست آمده است (Ibid.).

۲-۲-۳- درخت تصمیم (DT)

درخت تصمیم داده‌ها را به‌صورت بازگشتی، براساس ویژگی‌های آنها و تا زمانی که شرط توقف برقرار شود، به کلاس‌های گوناگون پارتیشن‌بندی می‌کند. این بخش‌بندی بازگشتی، منجر به ایجاد ساختاری درخت‌مانند می‌شود. ساختار درختی شامل مجموعه‌ای از گره‌های میانی، یا همان گره‌های آزمون، و نیز مجموعه‌ای از گره‌های برگ است. با ردیابی مسیر از گره ریشه به هریک از گره‌های برگ، می‌توان در درخت ایجادشده حرکت کرد. در این حال، هر گره آزمون مرز فضای داده و هر گره برگ یک کلاس را نشان می‌دهد. درواقع، مرزهای درخت تصمیم فضای اصلی را به مجموعه‌ای از مناطق مجزا تقسیم می‌کند

۲-۲-۵- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی شاخه‌ای از سیستم‌های یادگیری ماشین به‌شمار می‌آیند که در مدل‌سازی الگوی نقاط ابری بسیار مناسب و کارآ هستند (Shi et al., 2013). این روش مبتنی بر ساختار مغز و اعصاب انسان است. ساختار شبکه عصبی شامل ورودی شبکه، سلول‌های عصبی و خروجی شبکه است. همچنین سلول‌های عصبی یا گره‌های بسیاری را شامل می‌شود که در نقش واحد پردازشی ساده شناخته می‌شوند. واحدهای پردازش X_1, X_2, \dots, X_n دوهده و متصل‌اند و با وزن‌های $W_{1j}, W_{2j}, \dots, W_{nj}$ نیز در ارتباط‌اند. عملگر خروجی Y_j نتیجه حاصل وزن دار مقادیر ورودی در معرض تبدیل تابع f به صورت زیر است (Ibid.):

$$Y_j = f(\sum_{i=1}^n W_{ij}X_i - b_j) \quad (12)$$

W_{ij} بیانگر وزن متصل شده بین لایه i گره i و j است و b_j حد آستانه گره j محسوب می‌شود. از مزیت‌های شبکه‌های عصبی، می‌توان به توانایی یافتن روابط غیرخطی بین عوامل پیش‌بینی‌کننده و متغیر وابسته و نیز روابط بین متغیرهای مستقل از یکدیگر اشاره کرد. همچنین ANN، با بهره‌گیری از سیستم وزن‌دهی به نورون‌های لایه ورودی، عملکرد بسیار مطلوبی در طبقه‌بندی و پیش‌بینی دارد.

۲-۲-۶- میدان تصادفی مارکوف

MRF مدل گرافیکی مبتنی بر ساختار گراف‌های بی‌جهت است. MRF چارچوبی مناسب و سازگار برای مدل کردن مفهوم وابستگی متنی، به کمک توصیف تأثیر متقابل همسایه‌ها و با استفاده از احتمالات شرطی محلی، محسوب می‌شود. فرض کنید X مجموعه داده مشاهده شده مانند ابرنقاط لیدار یا یک تصویر باشد. در این حالت، می‌توان X را به صورت $X = \{x_i\}_{i \in S}$ تعریف کرد که در اینجا x_i داده مکان i است و X مجموعه همه نقاط لیدار یا پیکسل‌های تصویر محسوب می‌شود. فرض می‌شود که هر داده متناظر با یک برچسب است که آن را با $Y = \{y_i\}_{i \in S}$ نشان می‌دهند. برای استفاده

از MRF، باید سه شرط مثبت بودن^۱، مقدار احتمال $(P(y) > 0)$ ، اصول همسایگی مارکوفی^۲ برای همه پیکسل‌ها $(P(y_i|y_{S-i}) = P(y_i|y_{N_i}))$ و همگنی^۳ برای همه پیکسل‌های همسایه $(P(y_i|y_{N_i}))$ برقرار باشد. در این تعاریف، $i - X$ به مفهوم مجموعه همه داده‌های X به غیر از داده i است.

در این روش طبقه‌بندی، احتمال پسین $P(y|x)$ روی برچسب‌ها و داده مشاهده شده با قانون بیز بیان می‌شود (Bishop, 2006):

$$P(y|x) = (P(x|y)P(y))/P(x) \quad (13)$$

با فرض نرمال بودن توزیع داده‌ها، $P(x)$ را می‌توان از مخرج قانون بیز حذف کرد.

به منظور تصمیم‌گیری برای اختصاص دادن یک داده به یک کلاس خاص، می‌توان از روش MAP^۴ استفاده کرد که در آن داده مکان i می‌تواند به کلاس y_k تعلق یابد؛ به شرطی که بیشترین مقدار احتمال پسین $P(y|x)$ را داشته باشد (رابطه ۱۴).

$$y_k = \arg \max_y \{P(x|y)P(y)\} \quad (14)$$

در این معادله، $\arg \max$ بیشترین مقدار آرگومان ورودی را تعیین می‌کند. از روش MAP برای بهینه‌سازی آماری MRF استفاده می‌شود که با هم، در قالب طبقه‌بندی MAP-MRF، مطرح می‌شوند. با توجه به کوچک شدن مقادیر به دست آمده از حاصل ضرب احتمالات در همدیگر (رابطه ۱۴)، از معادله کم کردن انرژی پسین برای تصمیم‌سازی در اختصاص برچسب به داده استفاده می‌شود (رابطه ۱۵). کمترین انرژی معادل در حالتی وجود دارد که بیشترین احتمال برای برچسب وجود داشته باشد.

$$\hat{y} = \arg \min_y U(y|x) = \operatorname{argmin}_y \{U(x|y) + U(y)\} \quad (15)$$

در این معادله، $U(y|x)$ تابع انرژی پسین است که مقدار آن باید کمینه شود.

1. positivity
2. Markovianity
3. homogeneity
4. maximum a posteriori

(۲۰۱۴)، رابطه (۱۹) را در رابطه (۱۶) جایگذاری و دو طرف آن را در $\frac{1}{1+\beta}$ ضرب می‌کنیم:

$$U(y|x) \propto \frac{1}{1+\beta} \times U(x|y) + \frac{\beta}{1+\beta} \times \sum_{x_i \in N_i} (1 - \delta(y_i, y_j)) \quad (20)$$

عبارت $\frac{\beta}{1+\beta}$ را پارامتر ملایم‌سازی می‌نامند و آن را با μ نشان می‌دهند که مقادیر آن در محدوده $0 \leq \mu < 1$ تغییر می‌کند؛ بنابراین، طبق رابطه زیر، عبارت $\frac{1}{1+\beta}$ را می‌توان به صورت $1 - \mu$ نوشت.

$$1/(1 + \beta) = 1/(1 + (\mu/(1 - \mu))) \quad (21)$$

با جایگذاری این پارامترها در رابطه (۱۶)، می‌توان به این رابطه رسید (Aghighi et al., 2014):

$$\mu U(y|x) = (1 - \mu) U(x|y) + \sum_{x_i \in N_i} (1 - \delta(y_i, y_j)) \quad (22)$$

بدین ترتیب، مقادیر μ نرمال می‌شود و در بازه $[0, 1]$ قرار می‌گیرد.

به‌منظور محاسبه انرژی مکانی (رابطه (۱۹)) نیاز است همسایه‌های هر داده تعیین شود که، با توجه به خاصیت مارکوفی، هر گره فقط به همسایه‌های خود بستگی دارد. به‌عبارتی، هر گره مشروط به همسایه‌های خود و مستقل از تمامی گره‌های دیگر گراف است (Wegner, 2011). همسایه‌های هر گره، برای استفاده در این تحقیق، از پنج عدد از نزدیک‌ترین همسایه‌های موجود در محدوده محلی کروی شکل، با شعاع ثابت ۱.۵ متر، مشخص می‌شوند. ملاک انتخاب همسایه‌ها کمترین فاصله اقلیدسی نقاط محصور در محدوده محلی کروی از نقطه مرکزی است (شکل ۴). این شکل گره‌ای با شعاع ۱.۵ متر است و خط‌چین‌ها فاصله اقلیدسی مرکز تا نقاط را نشان می‌دهد. نقاطی که با مربع نشانگذاری شده‌اند پنج همسایه نزدیک مرکزند.

با تلفیق رابطه‌های (۱۳) و (۱۵)، رابطه کلی MRF را می‌توان به‌صورت زیر نوشت:

$$U(y|x) = U(x|y) + U(y) \quad (16)$$

در این معادله، تابع‌های $U(x|y)$ و $U(y)$ را، به‌ترتیب، انرژی طیفی و انرژی مکانی می‌نامند که متناظر با احتمالات $p(x|y)$ و $p(y)$ در رابطه (۱۴) است. همان‌طور که گفته شد، MRF بر مبنای فرض وابستگی کلاسی بین داده‌های همسایه است؛ بدین معنا که وقتی داده‌ای به کلاس y_i تعلق دارد، احتمالاً داده‌های همسایه آن نیز به همان کلاس تعلق دارند. در این تحقیق، از سیستم همسایگی معرفی شده در شکل ۴ استفاده شد. با توجه به این نکته، انرژی محلی برای پیکسل معلوم x_i را می‌توان بدین‌صورت محاسبه کرد:

$$U(x_i) = U_{\text{spectral}}(x_i) + U_{\text{spatial}}(x_i) \quad (17)$$

در این رابطه، $U_{\text{spectral}}(x_i)$ را تابع انرژی طیفی^۱ داده‌های مشاهداتی و $U_{\text{spatial}}(x_i)$ را انرژی مکانی^۲ محاسبه‌شده برای سیستم همسایگی محلی N_i می‌نامند. تابع انرژی طیفی به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

$$U_{\text{spectral}}(x_i) = -\ln\{P(x_i|y_i)\} \quad (18)$$

در این تحقیق، $P(x_i|y_i)$ با استفاده از SVM محاسبه می‌شود و تابع انرژی مکانی را نیز می‌توان با استفاده از معادله (۱۹) محاسبه کرد (Tarabalka et al., 2010)

$$U_{\text{spatial}}(x_i) = \sum_{x_j \in N_i} \beta (1 - \delta(y_i, y_j)) \quad (19)$$

در این رابطه، $\delta(\cdot, \cdot)$ را تابع Kronecker delta می‌نامند $\delta(a, b) = 1$ اگر $a = b$ و $\delta(a, b) = 0$ اگر $a \neq b$ و β به پارامتر کنترل معروف است که مقادیر آن در محدوده $[0, \infty)$ تغییر می‌کند. با توجه به اینکه احتمال انتخاب مقداری بهینه در این محدوده وسیع $(0 - \infty)$ کم است؛ بنابراین، آن را نرمال می‌کنند. بدین‌منظور، طبق روش عقیقی و همکاران^۳

1. spectral energy
2. spatial energy
3. Aghighi et al.

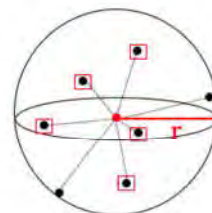
پس از آموزش مدل به کمک مجموعه داده آموزشی، مدل به دست آمده برای هر طبقه‌بندی کننده را روی همه داده‌های موجود اجرا کردیم و نقاط آزمایشی برای ارزیابی دقت جدا شدند و به کار رفتند. به منظور ارزیابی نتیجه روش‌های طبقه‌بندی به کاررفته در این تحقیق، از رایج‌ترین پارامترهای ارزیابی دقت از جمله دقت کلی ۱، دقت تولیدکننده ۲، دقت کاربر ۳ و ضریب کاپا ۴ استفاده شده است (Ibid.). دقت کلی به نسبت نقاطی که به درستی طبقه‌بندی شده‌اند به تعداد کل نقاط طبقه‌بندی شده اشاره دارد. دقت تولیدکننده بیانگر احتمال طبقه‌بندی یک نقطه به یک کلاس خاص است؛ در صورتی که کلاس واقعی آن نقطه مشخص باشد. دقت کاربر احتمال طبقه‌بندی صحیح یک کلاس خاص مطابق همان کلاس در واقعیت است. ضریب کاپا مبتنی بر مقایسه برچسب‌های واقعی و برچسب‌های پیش‌بینی شده برای همه نمونه‌های مجموعه داده آزمایشی است (رابطه (۲۳)) که برای بررسی پایایی داده‌ها به کار می‌رود و شرط لازم برای اعتبار نتایج به‌شمار می‌آید (Ibid.).

$$\bar{K} = (P_o - P_c) / (1 - P_c) \quad \text{رابطه (۲۳)}$$

به طوری که P_o نسبت نمونه‌های مورد توافق (مثلاً نمونه‌هایی که به درستی برچسب‌گذاری شده‌اند) و P_c نسبت توافقی است که با احتمال انتظار می‌رود. بهترین مقدار برای ضریب کاپا برابر ۱ است. مقدار صفر بیانگر طبقه‌بندی کاملاً تصادفی و مقدار منفی ضریب کاپا بیانگر خطا در طبقه‌بندی است (Ibid.).

همان‌طور که بیان شد، در این تحقیق شش رویکرد طبقه‌بندی کننده یادشده، به منظور استخراج پنج کلاس سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان باکم‌ارتفاع، درخت

1. overall accuracy
2. producer's accuracy
3. user's accuracy
4. Kappa coefficient



شکل ۴. شیوه انتخاب همسایه‌ها در MRF

۳- نتایج

ارزیابی دقت، در مباحث مربوط به طبقه‌بندی نظارت‌شده، مبتنی بر مقایسه بین برچسب‌های پیش‌بینی شده و برچسب‌های واقعی کلاس برای مجموعه‌ای از مکان‌های خاص است (Foody, 2004). در این تحقیق، پنج برچسب سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان کم‌ارتفاع، درخت و ماشین برای اجرای طبقه‌بندی در نظر گرفته شده‌اند. برای مقایسه طبقه‌بندی کننده‌ها، باید مجموعه‌ای مشابه از داده‌ها، برای آموزش و آزمایش، به هر روش طبقه‌بندی کننده داده شود (Ibid.). بدین منظور، ۳۰٪ از داده‌های هر کلاس را در زیرمجموعه آموزشی و ۷۰٪ را در زیرمجموعه آزمایشی قرار دادیم. شایان ذکر است که انتخاب فقط ۳۰٪ از نقاط برای آموزش به منظور بررسی قابلیت مدل‌ها در استفاده از داده‌های آموزشی اندک و نیز افزایش سرعت آموزش بوده است. جدول ۱ تعداد نقاط آموزشی و آزمایشی را به تفکیک کلاس نشان می‌دهد. از نقاط آموزشی انتخاب شده برای آموزش همه روش‌ها استفاده شد.

جدول ۱. تعداد نقاط آموزشی و آزمایشی به تفکیک کلاس

کلاس	درصد از کل	تعداد	تعداد نقاط آموزشی	تعداد نقاط آموزشی
سطوح نفوذناپذیر	۳۳.۷	۴۷۱۳۳	۳۲۹۹۴	۱۴۱۳۹
ساختمان	۳۹.۱۳	۵۴۷۲۲	۳۸۳۰۶	۱۶۴۱۶
گیاهان کم‌ارتفاع	۱۲.۷۴	۱۷۸۱۹	۱۲۴۷۴	۵۳۴۵
درخت	۱۳.۲۹	۱۸۵۹۰	۱۳۰۱۳	۵۵۷۷
ماشین	۱.۱۴	۱۵۹۵	۱۱۱۷	۴۷۸
مجموع	۱۰۰	۱۳۹۸۵۹	۹۷۹۰۴	۴۱۹۵۵

کلاس نقطه مرکزی و نیز ویژگی ملایم‌سازی روش MRF باشد. از دیگر نکات مهم می‌توان به دقت تولیدکننده برای کلاس اتومبیل، با استفاده از روش ANN، اشاره کرد که ۰ برای دقت تولیدکننده و به‌طبع، NAN برای دقت کاربر است. درصد پایین دقت طبقه‌بندی‌کننده ANN برای کلاس ماشین می‌تواند نشان‌دهنده محدودیت روش ANN در طبقه‌بندی کلاس‌های با تعداد نقاط آموزشی بسیار کم و یا تأثیر نقاط آموزشی منتخب در دقت نتیجه طبقه‌بندی باشد. به‌علت دقت پایین در تشخیص نقاط کلاس ماشین، نمی‌توان به دقت این روش‌ها در استخراج این کلاس اعتماد کرد؛ بنابراین، استخراج نقاط لیدار مربوط به کلاس اتومبیل نیاز به تحقیقات بیشتری دارد.

از دیگر نتایج این تحقیق می‌توان به پایین‌بودن درصد صحت طبقه‌بندی درختان، در مقایسه با ساختمان، اشاره کرد. این نکته احتمالاً مربوط به استفاده از شکل‌های کره، استوانه و مکعب برای توزیع نقاط در یک همسایگی محلی است زیرا، برای نمونه، ابرنقاط لیدار درختی بلند، با قطر تاج‌پوشش بسیار و مترکم، ممکن است به‌صورت نقاط مربوط به عارضه‌ای مسطح و به‌فاصله چند متر از سطح زمین در نظر گرفته شود و این نقاط، به‌اشتباه، به‌جای ساختمان طبقه‌بندی شوند (جدول ۴). از دیگر دلایل بیشتربودن دقت طبقه‌بندی ساختمان از درخت می‌توان به این اشاره داشت که تعداد نقاط کلاس ساختمان، در مقایسه با کلاس درخت، در داده‌های آموزشی بیشتر است. همچنین، دقت روش میدان تصادفی مارکوف (SVM-MRF) از روش‌های به‌کاررفته دیگر در این تحقیق، که برای طبقه‌بندی فقط از اطلاعات طیفی هر نقطه استفاده می‌کنند، بیشتر است زیرا اطلاعات همسایگی مکانی نقاط را به‌کار می‌برد.

و ماشین، استفاده شده و مجموعه‌ای از ویژگی‌های مهم و مؤثر از جمله ویژگی‌های مبتنی‌بر تصویر، ابرنقاط لیدار و ویژگی‌های آماری مبتنی‌بر مقادیر ویژه‌شده به‌کار رفته است. نتایج حاصل از طبقه‌بندی روش‌های مورد نظر در جدول‌های ۲ و ۳ آمده است. همچنین، نتایج طبقه‌بندی، به‌صورت خروجی ابرنقاط در صفحه مختصات X,Y, در شکل‌های ۵ و ۶ آورده شده است. نقاط ابری برچسب‌گذاری‌شده با رنگ‌های زرد، آبی، نارنجی، سبز و مشکی متمایز شده‌اند. رنگ زرد بیانگر کلاس سطوح نفوذناپذیر، رنگ آبی نشان‌دهنده کلاس ساختمان، نارنجی مربوط به گیاهان کم‌ارتفاع، سبز بیانگر درخت و رنگ سیاه نیز نشان‌دهنده کلاس اتومبیل است.

دقت کلی طبقه‌بندی و ضریب کاپا در جدول ۳ بیانگر کارایی بیشتر روش MRF است. نتایج ارائه‌شده در جدول ۲ نشان می‌دهد که دقت تولیدکننده روش MRF برای همه کلاس‌ها، به‌استثنای کلاس اتومبیل (۰/۱۴/۰۴) از دیگر روش‌ها بیشتر است؛ درحالی‌که برای این کلاس خاص، دقت DT و SVM از MRF بیشتر است. دقت کاربر روش MRF، در طبقه‌بندی نقاط مربوط به درخت و ماشین، از باقی روش‌ها بیشتر است. برای ساختمان تقریباً با SVM برابر است و برای کلاس سطوح نفوذناپذیر، دقت کاربر روش SVM بیشتر از روش‌های دیگر است. با توجه به تعداد اندک نمونه‌های کلاس ماشین در داده‌های آموزشی، بیشترین دقت کاربر، به مقدار ۶۱/۳۷٪، برای طبقه‌بندی نقاط کلاس اتومبیل حاصل شد. طبق جدول ۴، ۳۳/۵٪ از نقاط مربوط به این کلاس به‌اشتباه با روش MRF، به‌منزله سطوح نفوذناپذیر، طبقه‌بندی شده‌اند. این نقطه‌ضعف ممکن است ناشی از تأثیر کلاس نقاط همسایه در

جدول ۲. نتایج ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی مبتنی بر دقت کاربر و دقت تولیدکننده برای کلاس‌های سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان کم‌ارتفاع، درخت و ماشین

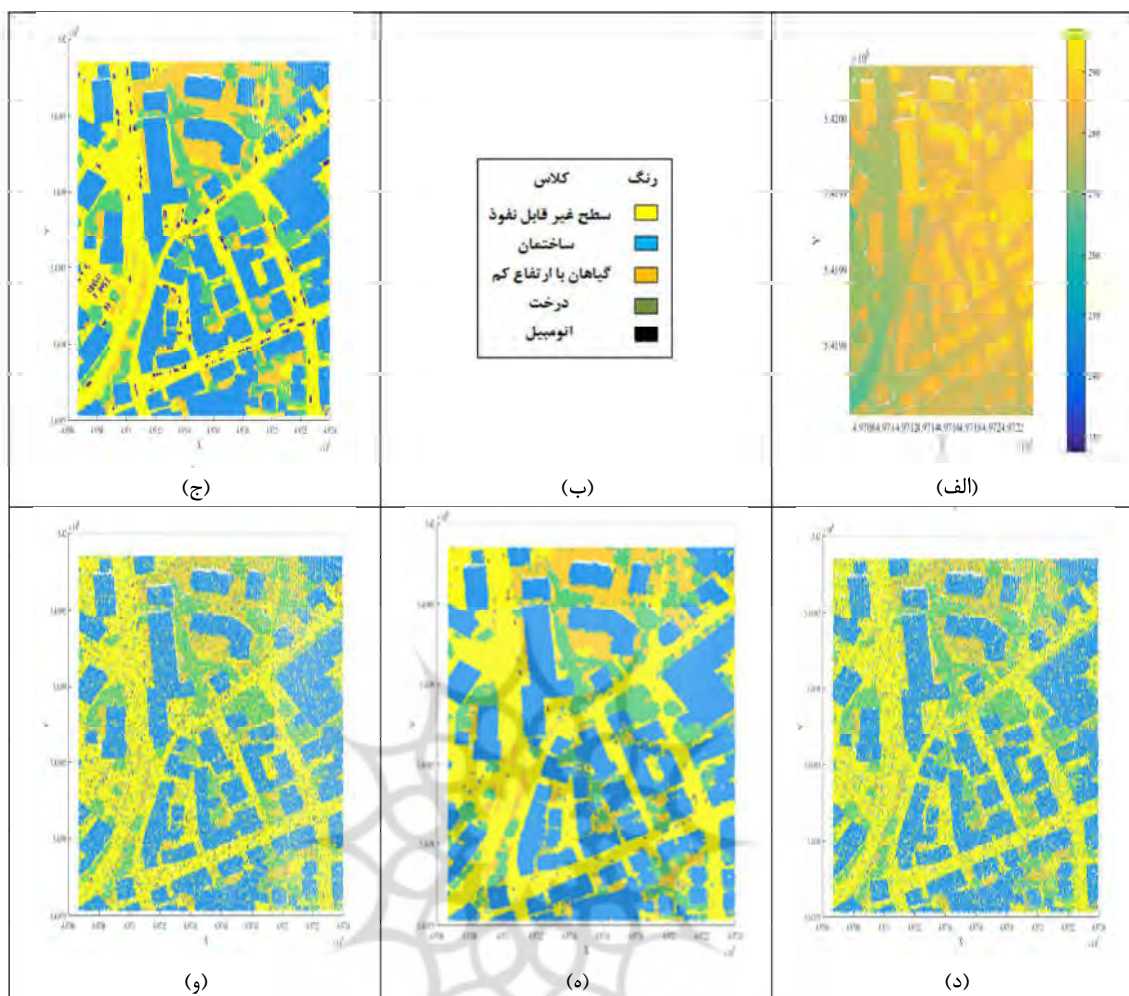
دقت روش	کلاس									
	سطوح نفوذناپذیر		ساختمان		گیاهان کم‌ارتفاع		درخت		ماشین	
	تولید کننده	کاربر	تولید کننده	کاربر	تولید کننده	کاربر	تولید کننده	کاربر	تولید کننده	کاربر
KNN	۸۶.۵۶	۸۳.۲۹	۹۰.۴۸	۸۵.۸۴	۶۱.۶۶	۷۶.۲۳	۷۹.۵۶	۷۹.۳۵	۴.۱۲	۴۶.۹۴
SVM	۸۵.۵۰	۹۰.۵۶	۹۰.۵۶	۹۲.۱۴	۷۵.۷۴	۸۰.۱۷	۸۱.۵۵	۸۱.۶۹	۷۰.۴۸	۴۸.۶۶
DT	۸۵.۹۹	۸۴.۰۹	۹۰.۰۱	۸۹.۵۴	۶۶.۰۵	۶۸.۷۷	۷۷.۰۵	۷۷.۹۷	۲۰.۴۳	۲۷.۹۴
Bayes	۸۱.۰۸	۵۶.۲۱	۴۳.۸۷	۸۳.۵۶	۵۲.۹۸	۳۴.۲۶	۷.۰۶	۵۶.۰۳	۳۳.۲۴	۲.۹۴
ANN	۸۵.۴۱	۸۵.۶۳	۹۰.۵۸	۸۶.۷۷	۶۵.۸۸	۷۰.۸۱	۸۲.۴۹	۸۰.۰۸	۰	NAN
SVM-MRF	۹۰.۹۱	۸۷.۰۰	۹۳.۹۲	۹۳.۶۰	۷۵.۳۳	۷۸.۲۹	۸۲.۲۹	۸۴.۱۰	۱۴.۰۴	۶۱.۳۷

جدول ۳. نتایج ارزیابی روش‌های طبقه‌بندی براساس مقادیر دقت کلی و ضریب کاپا

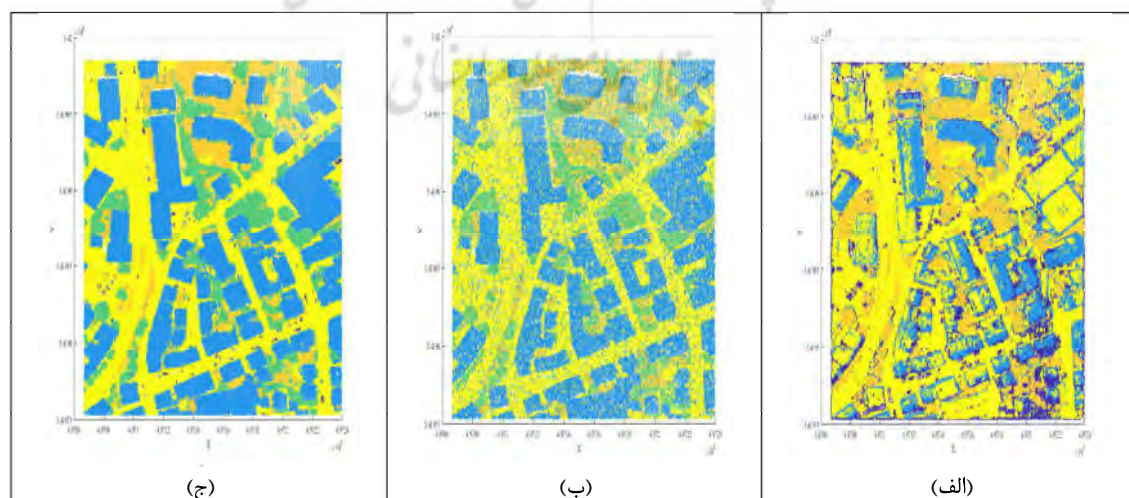
روش	دقت کلی	ضریب کاپا
KNN	۸۳.۰۵	۰.۷۵
SVM	۸۵.۲۱	۰.۷۸
DT	۸۳.۰۳	۰.۷۶
Bayes	۵۲.۸۰	۰.۳۵
ANN	۸۳.۵۸	۰.۷۶
SVM-MRF	۸۸.۰۸	۰.۸۳

جدول ۴. ماتریس خطا- روش SVM-MRF

کلاس	سطوح نفوذناپذیر	ساختمان	گیاهان کم‌ارتفاع	درخت	ماشین	کل پیش‌بینی
سطوح نفوذناپذیر	۴۲۸۴۹	۲۳۷۷	۱۷۷۳	۱۰۱۶	۱۲۳۶	۴۹۲۵۱
ساختمان	۲۲۷۰	۵۱۳۹۴	۷۹۵	۳۸۱	۶۹	۵۴۹۰۹
گیاهان کم‌ارتفاع	۱۱۹۹	۵۹۵	۱۳۴۲۳	۱۸۸۲	۴۷	۱۷۱۴۶
درخت	۷۰۶	۳۴۴	۱۸۲۲	۱۵۲۹۷	۱۹	۱۸۱۸۸
ماشین	۱۰۹	۱۲	۶	۱۴	۲۲۴	۳۶۵
کل واقعی	۴۷۱۳۳	۵۴۷۲۲	۱۷۸۱۹	۱۸۵۹۰	۱۵۹۵	۱۳۹۸۵۹



شکل ۵. ابرنقاط منطقه وایهینگن آلمان: (الف) خروجی ابرنقاط منطقه برحسب ارتفاع؛ (ب) راهنمای شکل‌های ۵ و ۶؛ (ج) نقشه کلاس‌های موجود در منطقه مورد مطالعه که با استفاده از ISPRS و به صورت تفسیر بصری برچسب‌گذاری شده است؛ (د) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی KNN؛ (ه) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی SVM؛ (و) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی DT



شکل ۶. ابرنقاط منطقه وایهینگن آلمان: (الف) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی Bayes؛ (ب) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی SVM-MRF؛ (ج) ANN؛ (د) خروجی ابرنقاط با روش طبقه‌بندی ANN

است؛ درحالی‌که فقط چهار ویژگی از مجموع ویژگی‌های کره و استوانه انتخاب شده است. اگرچه انتخاب تعداد دقیق ویژگی‌ها ممکن است در تأثیر روش مورد استفاده، داده‌های به کاررفته، منطقه مورد مطالعه یا نمونه‌های آموزشی انتخابی باشد، درصد ویژگی‌های منتخب را می‌توان با اطمینان بیشتری بررسی کرد (جدول ۵). طبق نتایج توزیع آماری ویژگی‌های انتخاب‌شده در جدول ۵، درصد ویژگی‌های لیدار مبتنی بر مقادیر ویژه، در محدوده محلی مکعبی انتخابی، با ویژگی‌های لیدار مبتنی بر مقادیر ویژه در محدوده‌های محلی کره و استوانه تفاوت فاحشی ندارد. بنابراین، به نظر می‌رسد ساختار مکعبی، که نخستین بار در این تحقیق معرفی شده است، می‌تواند عملکردی به‌خوبی ساختارهای کره و استوانه، که در تحقیقات گذشته معرفی شده بودند، داشته باشد. با اینکه می‌توان، از این پس، ویژگی‌های لیدار مبتنی بر مقادیر ویژه در محدوده محلی مکعبی را به‌صورت ویژگی‌های مؤثر در طبقه‌بندی عوارض شهری به کار گرفت، به نظر می‌رسد قابلیت این ساختار در تشخیص عوارض ساختمانی با سقف مسطح باید بیشتر بررسی شود و احتمالاً بهتر از دو ساختار دیگر عمل کند زیرا ابعاد مکعب متناسب با $\sqrt{3}$ کره است (شکل ۴)؛ بنابراین، حساسیتی بیشتر از نقاط پرت نزدیک به سطح مورد نظر دارد. نیز احتمال دارد ساختار مکعبی در تحلیل عوارضی مانند سیستم‌های سرمایشی بالای ساختمان‌ها، ساختارهای فیزیکی بالای سقف و گوشه‌های ساختمان‌ها و ... بیشتر مناسب باشد.

به‌منظور بررسی کارایی و تأثیر استفاده از ساختار مکعبی پیشنهادی، تمامی ویژگی‌های آماری مبتنی بر مقادیر ویژه، با استفاده از رویکردهای حجمی، محاسبه شد. سپس، از الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غالب (NSGA II)، به‌منزله یکی از حالت‌های چندهدفه الگوریتم ژنتیک (Srinivas & Deb, 1994)، برای انتخاب ویژگی‌های مناسب استفاده شد که در آن حداقل‌سازی خطا، در عین کم کردن تعداد ویژگی‌ها، هدف‌های مسئله بهینه‌سازی را تشکیل می‌دهند (Kumar, 2004). در این روش، تمامی ویژگی‌های هدف با هم بررسی می‌شوند و هیچ ایده و نظری درمورد برتری یک ویژگی در مقایسه با دیگری وجود ندارد (Asefi et al., 2014) و درنهایت، جواب‌ها به‌طور یکنواخت در فضای جستجو پخش می‌شوند (Deb et al., 2005) (Zitzler et al, 2000). در این تکنیک، یک نمودار عرضه می‌شود که نشان می‌دهد، با افزایش تعداد ویژگی‌ها، مقدار خطا کاهش می‌یابد. اگرچه نمودار یادشده نشان می‌دهد که بهترین پاسخ‌ها می‌تواند انتخاب یازده ویژگی (B) و یا پانزده ویژگی (F) باشد، برای ارزیابی وجود تفاوت معنادار در نتایج حاصل از طبقه‌بندی با داده‌های آموزشی مشابه و ویژگی‌های انتخاب‌شده، از تست مک‌نمار^۱ استفاده شد. طبق نتایج، تفاوتی بین استفاده از یازده ویژگی معرفی شده یا تعداد بیشتر، در سطح اطمینان ۹۹.۵٪، وجود ندارد. ویژگی‌های منتخب، براساس نتیجه الگوریتم ژنتیک مرتب‌سازی غالب، عبارت است از:

Intensity, Red, NIR, NDVI, L_{λ} _Sphere, C_{λ} _Sphere, Sum of Eigen Values_Cylinder, L_{λ} _Cylinder, λ_1 _Cube, Sum of Eigen Values_Cube, C_{λ} _Cube.

همان‌طور که مشاهده می‌شود، در حالت انتخاب

یازده ویژگی، ویژگی‌های مربوط به مکعب سه عدد

1. McNemar's test

جدول ۵. توزیع ویژگی‌های مبتنی بر مقادیر ویژه، به تفکیک محدوده محلی برای هر پاسخ NSGA II

پاسخ	تعداد ویژگی	ویژگی کره		ویژگی استوانه		ویژگی مکعب	
		تعداد	درصد	تعداد	درصد	تعداد	درصد
A	۱۰	۲	۲۰.۰۰	۲	۲۰	۴	۴۰.۰۰
B	۱۱	۲	۱۸.۱۸	۲	۱۸.۱۸	۳	۲۷.۲۷
C	۱۲	۵	۴۱.۶۶	۳	۲۵.۰۰	۱	۸.۳۳
D	۱۳	۲	۱۵.۳۸	۲	۱۵.۳۸	۴	۳۰.۷۷
E	۱۴	۳	۲۱.۴۳	۳	۲۱.۴۳	۴	۲۸.۵۷
F	۱۵	۴	۲۶.۶۶	۲	۱۳.۳۳	۳	۲۰.۰۰
G	۱۷	۴	۲۳.۵۳	۴	۲۳.۵۳	۳	۱۷.۶۵
H	۱۸	۵	۲۷.۷۷	۵	۲۷.۷۷	۳	۱۶.۶۶
I	۱۹	۵	۲۶.۳۲	۵	۲۶.۳۲	۲	۱۰.۵۳
کل	۱۲۹	۳۲	۲۴.۸۱	۲۸	۲۱.۷۱	۲۷	۲۰.۹۳

۵- نتیجه‌گیری

همسایه‌ها و محاسبه ویژگی‌های مبتنی بر مقادیر ویژه اشاره کرد.

۶- منابع

حاجب، م.، ۱۳۸۸، استخراج جاده‌ها از داده‌های لیدار، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، گروه آموزشی سنجش از دور و GIS دانشگاه شهید بهشتی.

حسن‌زاده شاهرابی، م.، ۱۳۹۰، توسعه یک الگوریتم طبقه‌بندی داده‌های لیدار موج-پیوسته در مناطق شهری، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، ژئودزی و ژئوماتیک دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی.

صادقی، ب.، عبادی، ح.، مقصودی، ی.، ۱۳۹۴، تلفیق داده‌های ابر طیفی و لیدار در طبقه‌بندی کلاس مبنای پوشش‌های زمینی در مناطق شهری، اولین کنفرانس ملی مهندسی فناوری اطلاعات مکانی، ۹.

صمدزادگان، ف.، محمودی، ف.ط.، ۱۳۸۸، ارائه یک روش چندعاملی به منظور استخراج اتوماتیک اشیای سه‌بعدی براساس داده‌های لیدار، همایش ژئوماتیک، تهران، سازمان نقشه‌برداری کشور.

داده‌های ابرنقاط لیدار و تولید مدل سه‌بعدی از آنها در مدیریت شهری، منابع طبیعی، زمینه‌های مرتبط با رباتیک و بازی‌های رایانه‌ای کاربردهای بسیاری دارد و طبقه‌بندی نقاط ابری لیدار یکی از گام‌های اصلی در تولید مدل سه‌بعدی دقیق است. بنابراین، در این تحقیق، قابلیت روش‌های طبقه‌بندی K-آمین همسایگی نزدیک، درخت تصمیم، بیس ساده، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و میدان تصادفی مارکوف روی مجموعه داده لیدار و تصاویر هوایی شهر فایه‌نگن کشور آلمان ارزیابی شد. در این مقاله، از تمامی ویژگی‌های هندسی، مقادیر شدت ثبت شده از طریق لیدار و تصاویر هوایی استفاده شده است. افزون بر این‌ها، برای تشخیص پنج کلاس اشیای شهری، ویژگی‌های استخراج شده مبتنی بر مقادیر ویژه نیز به کار رفته که این ویژگی‌ها شامل سطوح نفوذناپذیر، ساختمان، گیاهان کم‌ارتفاع، درخت و ماشین است. نتایج نشان داد که مدل MRF، با دقت کلی ۸۸.۰۸٪ و ضریب کاپای ۰.۸۳، کارایی بیشتری از دیگر طبقه‌بندی‌ها داشت. از جمله نوآوری‌های این تحقیق می‌توان به استفاده از مدل MRF برای طبقه‌بندی تلفیقی ابرنقاط لیدار، و تصاویر هوایی منطقه مورد مطالعه، معرفی ساختار مکعبی جدیدی برای استخراج

- Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 38, P. 8.
- Chen, S., 2011, **Markov Models for Image Labeling**, Mathematical Problems in Engineering, 44(1).
- Cramer, M., 2010, **The DGPF-Test on Digital Airborne Camera Evaluation-Overview and Test Design**, Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2, PP. 73-82.
- Dal Poz, A.P., 2009, **3D Lidar Building Roof Refinement Using Photogrammetric Data**, International Cartography Conference, (24th ICC).
- Deb, K., Thiele, L., Laumanns, M., Zitzler, E., 2005, **Scalable test problems for evolutionary multiobjective optimization**, Springer.
- Foody, G.M., 2004, **Thematic Map Comparison**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 70(5), PP. 627-633.
- Friedman, N., Geiger, D., Goldszmidt, M., 1997, **Bayesian Network Classifiers**, Machine Learning, 29. PP.131-163.
- Geman, S., Geman & D., 1984, **Stochastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images**, Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on (6), PP. 721-741.
- Giannakopoulos, I., Tsoumakos, D., Koziris, N., 2017, **A Decision Tree Based Approach Towards Adaptive Profiling of Cloud Applications**, arXiv preprint arXiv: 1704.02855
- Golovinskiy, A., 2009, **Shape-Based Recognition of 3D Point Clouds in Urban Environments**, Computer Vision, 2009 IEEE 12th International Conference on, IEEE.
- Gross, H. & Thoennessen, U., 2006, **Extraction of Lines from Laser Point Clouds**, Symposium of ISPRS Commission III: Photogrammetric Computer Vision PCV06, International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences.
- Guo, L., Chehata, N., Mallet, C. & Boukir, S., 2011, **Relevance of Airborne Lidar and Multispectral Image Data for Urban Scene Classification Using Random Forests**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66(1), PP. 56-66.
- گلشنی، پ.، فلاح، الف.، کلبی، س.، ۱۳۹۳، **مقایسه الگوریتم‌های GeoEye-1 برآورد سطح تاج پوشش جنگل‌های شهری با استفاده از روش‌های ناپامتری و داده‌های (RF و BRT)**، نشریه پژوهش‌های علوم و فناوری چوب و جنگل، جلد ۲۱، شماره اول.
- هژبری، ب.، ۱۳۹۳، **بازسازی مدل ساختمان بر مبنای تلفیق ابرنقطه لیدار و تصویر هوایی**، نشریه علمی- پژوهشی علوم و فنون نقشه‌برداری، دوره ۳، شماره ۴، صص. ۱۲۱-۱۰۳.
- Aghighi, H., Trinder, J., Tarabalka, Y. & Lim, S., 2014, **Dynamic Block-Based Parameter Estimation for MRF Classification of High-Resolution Images**, Geoscience and Remote Sensing Letters_11(10), PP. 1687-1691.
- Asefi, H., Jolai, F., Rabiee, M., Araghi, M. T., 2014, **A hybrid NSGA-II and VNS for solving a bi-objective no-wait flexible flowshop scheduling problem**, The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 75(5-8), PP. 1017-1033
- Azadbakht, M., 2016, **Improved Urban Scene Classification Using Full-Waveform Lidar**, Photogrammetric Engineering & Remote Sensing, 82(12), PP. 973-980.
- Blake, A., Kohli, P., Rother, C., 2011, **Markov random fields for vision and image processing**, Mit Press.
- Bishop, C.M., 2006, **Pattern Recognition and Machine Learning**, Springer.
- Calderón, M. & de Brito, A., 2016, **ECG Time Series Data Mining for Cardiovascular Disease Risk Assessment**, ETSI_Informatica.
- Chang, C.C. & Lin, C.J., 2011, **LIBSVM: A Library for Support Vector Machines**, ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST), 2(3), PP. 27.
- Chehata, N., Li, G. & Mallet, C., 2009, **Airborne Lidar Feature Selection for Urban Classification Using Random Forests**, International Archives of

- Hao, W. & Wang, Y., 2016, **Structure-Based Object Detection from Scene Point Clouds**, Neurocomputing.
- Han, J., Pei, M., Kamber, M., 2011, **Data mining: concepts and techniques**, Elsevier
- Kasetkasem, T., Arora, M.K. & Varshney, P.K., 2005, **Super-Resolution Land Cover Mapping Using a Markov Random Field Based Approach**, Remote sensing of environment, 96(3), PP. 302-314.
- Kim, K. & Shan, J., 2011, **Building Roof Modeling from Airborne Laser Scanning Data Based on Level Set Approach**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 66(4), PP. 484-497.
- Kumar, M., 2004, **Feature selection for classification of hyperspectral remotely sensed data using NSGA-II**, Water Resources Seminar CE D.
- Lamba, A. & Kumar, D., 2016, **Survey on KNN and its Variants**, International Journal of Advanced Research in Computer and Communication Engineering, 5(5).
- Li, M., 2014, **A Review of Remote Sensing Image Classification Techniques: The Role of Spatio-Contextual Information**, European Journal of Remote Sensing, 47, pp. 389-411.
- Li, S., 1994, **Markov Random Field Models in Computer Vision**, Computer Vision—ECCV'94, PP. 361-370.
- Lu, D. & Weng, Q., 2007, **A Survey of Image Classification Methods and Techniques for Improving Classification Performance**, International Journal of Remote Sensing, 28(5), PP. 823-870.
- Mather, P.M., 2005, **Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction**, Wiley, 3rd Edition.
- Niemeyer, J., Rottensteiner, F. & Soergel, U., 2012, **Conditional Random Fields for Lidar Point Cloud Classification in Complex Urban Areas**, ISPRS Annals of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 1(3), PP. 263-268.
- Pao, Y.H., 1989, **Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks**, Addison-Wesley Longman Publishing Co., Inc. Boston, USA.
- Rottensteiner, F., Sohn, G., Gerke, M., Wegner, J.D., Breitkopf, U. & Jung, J., 2014, **Results of the ISPRS Benchmark on Urban Object Detection and 3D Building Reconstruction**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 93, PP. 256-271.
- Samadzadegan, F., Azizi, A., Hahn, M.T. & Lucas, C., 2005, **Automatic 3D Object Recognition and Reconstruction Based on Neuro-Fuzzy Modelling**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 59(5), PP. 255-277.
- Satari, M., Azizi, A. & Maas, H.G., 2012, **A Multi-Resolution Hybrid Approach for Building Model Reconstruction from Lidar Data**, The Photogrammetric Record, 27(139), PP. 330-359.
- Shi, Y., Choi, S., Ni, X., Ganguly, S., Zhang, G., Duong, H. V., Lefsky, M. A., Simarf, M., Saatchi, S. S., Lee, S., Ni-Meister, W., Piao, S., Cao, C., Nemani, R. R., Myneni, R. B., 2013, **Allometric Scaling and Resource Limitation Model of Tree Heights: Part 1. Model Optimization and Testing over Continental USA**, Remote Sensing.
- Shirowzhan, S. & Trinder, J., 2017, **Building Classification from Lidar Data for Spatio-temporal Assessment of 3D Urban Developments**, Procedia Engineering, 180, PP. 1453-1461
- Solberg, A.H.S., Taxt, T.K. & Jain, A., 1996, **A Markov Random Field Model for Classification of Multisource Satellite Imagery**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 34(1), PP. 100-113.
- Spreckels, V., Syrek, L. & Schlienkamp, A., 2010, **DGPF-Project: Evaluation of Digital Photogrammetric Camera Systems—Stereoplotting**, Photogrammetrie-Fernerkundung-Geoinformation, 2010(2), PP. 117-130.
- Srinivas, N., Deb, K., 1994, **Multiobjective optimization using nondominated sorting in genetic algorithms**, Evolutionary computation, 2(3), PP. 221-248.
- Starek, M.J., 2016, **Light Detection and Ranging (LIDAR)**, Encyclopedia of Estuaries, PP. 383-384.

Tarabalka, Y., Fauvel, M. & Chanussot, J., 2010, **SVM- and MRF-Based Method for Accurate Classification of Hyperspectral Images**, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 7(4), PP. 736-740.

Vetrivel, A., Gerke, M., Kerle, N. & Vosselman, G., 2015, **Identification of Damage in Buildings Based on Gaps in 3D Point Clouds from Very High Resolution Oblique Airborne Images**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 105, PP. 61-78.

Wegner, J.D., 2011, **Detection and Height Estimation of Buildings from SAR and Optical Images Using Conditional Random Fields**, Univ., Fachrichtung Geodäsie und Geoinformatik.

Weinmann, M., Urban, S., Hinz, S., Jutzi, B., Mallet, C., 2015, **Distinctive 2D and 3D features for automated large-scale scene analysis in urban**, Computers & Graphics, 49, PP. 47-57.

Zhang, J. & Sohn, G., 2010, **A Markov Random Field Model for Individual Tree Detection from Airborne Laser Scanning Data**, Proceedings of Photogrammetric Computer Vision (PCV) 2010 PP. 01-03.

Zheng, Y. & Cao, Z., 2011, **Classification Method for Aerial LiDAR Data Based on Markov Random Field**, Electronics Letters, 47(16), PP. 934-936.

Zitzler, E., Deb, K., Thiele, L., 2000, **Comparison of multiobjective evolutionary algorithms: Empirical results**, Evolutionary computation, 8(2), PP. 173-195.