

تشخیص شبکه راه‌ها در مناطق شهری با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا و داده‌های لایدار بر اساس طبقه بندی نزدیکترین همسایگی فازی و توصیفگرهای بهینه

اصغر میلان^{۱*}، محمد جواد ولدان زوج^۲، مهدی مختارزاده^۳

^۱ استادیار آموزشکده نقشه‌برداری - سازمان نقشه‌برداری کشور

milan@ncc.org.ir

^۲ استاد دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

valadanzouj@kntu.ac.ir

^۳ دانشیار دانشکده مهندسی نقشه‌برداری - دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

m_mokhtarzade@kntu.ac.ir

(تاریخ دریافت اردیبهشت ۱۳۹۶، تاریخ تصویب اسفند ۱۳۹۶)

چکیده

تشخیص اتوماتیک شبکه راه‌ها در مناطق متراکم شهری، یکی از چالش‌های مطرح در گروه‌های تحقیقاتی فتوگرامتری و سنجش از دور می‌باشد که از دلایل عمده این موضوع می‌توان به تنوع خصوصیات طیفی و هندسی راه‌ها و همچنین شباهت طیفی و هندسی پیکسل‌های راه با سایر عوارض از جمله ساختمان‌ها، پارکینگ‌ها و پیاده‌روها و عدم پیوستگی راه‌ها به علت مجاورت با عوارض نظیر اتومبیل و درختان، اشاره نمود. که این موارد باعث می‌گردند شناسایی دقیق راه‌های شهری از طریق تصاویر ماهواره‌ای با مشکلاتی همراه باشد. یکی از استراتژی‌های امیدوار کننده برای مقابله با این مشکل استفاده از داده‌های دیگر سنجنده‌ها، مانند لایدار به منظور کاهش عدم قطعیت در کنار تصاویر با قدرت تفکیک بالا برای تشخیص شبکه راه‌ها می‌باشد. داده‌های لایدار با توجه به پتانسیل بالایی که دارا می‌باشند در تحقیقات مختلف در کنار تصاویر ماهواره‌ای به منظور تشخیص عوارض مختلف از جمله راه‌ها بکار رفته‌اند. در این مقاله از تصاویر ماهواره‌ای سنجنده QuickBird با قدرت تفکیک بالا و داده‌های لایدار و نیز بکارگیری طبقه بندی نزدیکترین همسایگی بر اساس توصیفگرهای بهینه برای تشخیص شبکه راه‌ها در یک ناحیه شهری با تنوع گوناگون راه‌ها بهره‌گیری شده است. در روش پیشنهادی به منظور افزایش دقت تشخیص شبکه راه‌ها و کاهش تأثیرات سایر کلاس‌ها، بر اساس میزان تفکیک پذیری کلاس‌ها یک مدل سلسله مراتبی با هدف تشخیص راه‌ها طراحی شده است که در هر مرحله از این مدل از توصیفگرهای بهینه جهت جدا سازی کلاس‌ها از همدیگر استفاده شده است. در نهایت دقت کلی شناسایی کلاس‌های مختلف ۹۰٪ و ضریب کاپای آن ۰/۸۷ بدست آمده است که با توجه به شرایط مختلف و نیز اغتشاشات فراوان بین کلاسی، دقت حاصله رضایت بخش می‌باشد. نتایج حاصل از این تحقیق، نشان می‌دهد که بکارگیری همزمان داده‌های تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا و داده‌های لایدار بر اساس یک مدل سلسله مراتبی مناسب و بهره‌گیری از توصیفگرهای بهینه پتانسیل بسیار بالایی در تشخیص گسترده و وسیع و متنوعی از المان‌های راه در محیط‌های پیچیده شهری را داراست.

واژگان کلیدی: تشخیص راه، تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا، داده‌های لایدار. توصیفگرهای بهینه

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

در تحقیق ارائه شده توسط Ibtissam و همکارانش (۲۰۱۶) از روش‌های تشخیص لبه به همراه ترانسفرماسیون هاف و اپراطور^۱ LBP برای تشخیص شبکه راه‌ها از تصاویر با قدرت تفکیک بالا استفاده شده است. در این روش در ابتدا با استفاده از روش‌های تشخیص لبه (Canny) لبه‌های راه‌ها تشخیص داده می‌شود البته مرحله تشخیص لبه خطا دار بوده و همراه نویز خواهد بود که برای کاهش مقدار نویز موجود از الگوریتم‌های نازک سازی استفاده می‌شود بعد از این مرحله از ترانسفرماسیون هاف برای استخراج خطوط از لبه‌های مشخص شده استفاده می‌شود که در این بعضی از خطوط استخراج شده به کلاس راه‌ها تعلق ندارند که برای مشخص کردن این عوارض و جدا کردن خطوط متعلق به راه‌ها از سایر عوارض از اپراطور LBP بهره گرفته شده است [۶].

در مقاله ارائه شده توسط Raziq و همکارانش (۲۰۱۶) بر اساس روش‌های قطعه بندی اقدام به تشخیص شبکه راه‌ها در محیط‌های شهری نموده اند در این مقاله در ابتدا از روش قطعه بندی ISODATA با چهار کلاس اقدام به قطعه بندی تصویر نموده اند در ادامه از تصویر قطعه بندی شده یک تصویر باینری ایجاد نموده اند که این تصویر باینری شامل پیکسل‌های راه و پیکسل‌های غیر راه می‌باشند. سپس برای تست نتیجه تصویر باینری بر روی تصویر اولیه قرار می‌گیرد. به خاطر تاثیر عوارض دیگر بر روی عارضه راه مانند سایه درختان در امتداد راه‌ها باعث می‌شود تا راه‌ها دچار قطعه شدگی گردند یا عوارضی به اشتباه در کلاس راه‌ها قطعه بندی شده اند که پس پردازش این قطع شدگی‌ها وصل شده و یا داده‌های اضافی پاک می‌گردند و نهایتاً در مرحله آخر با فیلتر کردن و نازک سازی اقدام به استخراج اکس راه‌ها نموده اند [۷].

در تحقیق ارائه شده توسط عابدی و همکاران (عابدی و همکاران، ۱۳۹۳) از داده‌های لیدار و اپتیک جهت شناسایی عوارض شهری استفاده کرده اند. در این تحقیق بعد از پیش پردازش داده‌های لیدار و تصاویر رقومی و هم مرجع نمودن آنها برای شناسایی عوارض شهری از یک مدل سلسله مراتبی در سه سطح بهره گرفته اند. برای قطعه بندی تصویر از روش قطعه بندی چند مقیاسه استفاده شده است و در مرحله طبقه بندی از سه روش

با توجه به اهمیت شبکه راه‌های مناطق شهری و برون شهری در کاربردهای مختلف مانند برنامه‌ریزی شهری، ناوبری وسایل نقلیه، مدیریت ترافیک، مدیریت بحران، به روز بودن شبکه راه‌ها در بانک اطلاعاتی، بسیار ضروری به نظر می‌رسد. لذا تعداد زیادی از تحقیقات گروه‌های فتوگرامتری و سنجش از دور در طول چند دهه گذشته به تشخیص خودکار و نیمه خودکار راه‌ها تعلق داشته است [۳ و ۲]. تشخیص شبکه راه‌ها، به ویژه در مناطق متراکم شهری، یک چالش اساسی در جامعه سنجش از راه دور و فتوگرامتری است. و این مسئله عمدتاً به دلیل تغییرات طیفی و مکانی پیکسل راه‌ها، شباهت طیفی راه‌ها به عوارض دیگری مانند ساختمان‌ها، پارکینگ‌ها و پیاده رو، و انسداد آنها با وسایل نقلیه و درختان می‌باشد. این مشکلات موانع واقعی برای تشخیص دقیق و شناسایی راه‌های شهری از تصاویر ماهواره ای با وضوح بالا می‌باشد. Yang و همکارانش (۲۰۱۳) یک روش نیمه اتوماتیک برای استخراج و تعیین راه‌ها از ابر نقاط زمینی بزرگ مقیاس ارائه کردند. در روش پیشنهاد شده توسط آنها در ابتدا ابر نقاط اخذ شده به مجموعه‌ای از خطوط اسکن شده متوالی تقسیم می‌شوند، که هر کدام از آنها در بردارنده یک مقطع عرضی از راه می‌باشند. همچنین یک عملگر پنجره متحرک برای جداسازی نقاط غیر زمینی، به صورت خط به خط مورد استفاده قرار می‌گیرد و نقاط مربوط به جدول (لبه پیاده‌رو) بر اساس طرح (الگوی) آن-ها شناسایی و تشخیص داده می‌شوند. نقاط شناسایی شده مربوط به جدول، ردیابی و تصحیح می‌شوند، به طوری که به صورت سراسری سازگار و به صورت محلی مشابه باشند [۴].

در تحقیق ارائه شده توسط (Kahraman et al., 2015) تشخیص پیکسل‌های راه از پیکسل‌های غیر راه در تصاویر با قدرت تفکیک بالا با استفاده از شبکه‌های عصبی و یک شبکه پرسپترون انجام گرفته است. در این مقاله مقادیر R,G,B پیکسل‌های تصویر به عنوان ورودی شبکه در یک همسایگی ۳*۳ در نظر گرفته شده است و سیستم بعد از آموزش بر اساس نمونه‌های آموزشی اقدام به تشخیص پیکسل‌های راه از غیر راه نموده است. [۵].

^۱ Local Binary Patterns

در مقاله ارائه شده توسط Li و همکارانش (۲۰۱۶) برای تشخیص شبکه راه‌ها از داده‌های لیدار یک روش سه مرحله‌ای طراحی و اجرا شده است. در گام اول برای تشخیص نقاط راه از نقاط سایر عوارض مانند نواحی باز و پارکینگ‌ها از یک الگوریتم قطعه بندی بر مبنای شیفت متوسط^۲ استفاده شده است سپس برای استخراج قطعات اولیه از اکس راه‌ها از الگوریتم PCA بهره گرفته شده است و نهایت با استفاده از الگوریتم گروه بندی سلسله مراتبی، قطعات راه‌ها به وصل شده و شبکه راه‌ها تشکیل شده اند [۱۲].

آنالیزهای شیء‌مبنا که در این تحقیق از آنها استفاده شده است به منظور طبقه‌بندی پوشش‌اراضی شهری از روی تصاویر بزرگ مقیاس ماهواره‌ای در تحقیقات مختلفی مورد بهره‌برداری قرار گرفته است [۱۳، ۱۴ و ۱۵]. این روش‌ها، مشتمل بر دو گام اصلی قطعه‌بندی و طبقه‌بندی می‌باشد. در مرحله قطعه‌بندی، با در نظر گرفتن معیارهای شباهت، مجموعه‌ای از پیکسل‌های همجوار در قالب یک شیء تصویری ایجاد می‌شود. سپس اقدام به تولید فضای ویژگی در هر یک از اشیاء تصویری شده و با روش‌های مختلف و معمول طبقه‌بندی، اقدام به طبقه‌بندی اشیاء تصویری می‌شود.

در زمینه استخراج راه‌ها، با استفاده از عکس‌ها و تصاویر سیاه و سفید^۳ و یا اطلاعات چند طیفی، بخصوص در مناطق شهری، ذکر این مورد ضروری است که به واسطه وجود پیچیدگی بیشتر، نتایج نهایی کار با ابهاماتی مواجه خواهد بود. برای مثال در صورتی که عارضه راه و ساختمان با مواد یکسانی پوشیده شده باشند، در یک عکس هوایی و یا تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا، هر دو عارضه تصویر یکسانی دارند و تمایز آنها از یکدیگر به سختی امکان‌پذیر است [۱۶]. این مشکل درحالی که پشت بام‌ها یا دیوارهای ساختمان‌های بلند، راه‌ها را بپوشانند و یا خیابان‌ها در سایه قرار گیرند، بیشتر خواهد بود و در نواحی شهری، نتایج هر دو روش اتوماتیک و نیمه اتوماتیک در شناسایی راه‌ها قابل اعتماد خواهد بود [۱۷]. همچنین روش‌هایی که از تصاویر دو بعدی استفاده می‌کنند، در مقایسه با روش‌هایی که از اطلاعات سه بعدی

طبقه بندی آستانه گذاری، نزدیکترین همسایه، نزدیکترین همسایه فازی بهره گرفته شده است و برای بهبود نتایج بعد از مرحله طبقه بندی از تابع مورفولوژی بستن استفاده شده است [۸].

در مقاله ارائه شده توسط عابدی و همکاران (عابدی و همکاران، ۱۳۹۴) با استفاده از داده های لیدار و اپتیک آنالیزهای شی مینا و پیکسل مینا در شناسایی عوارض مختلف مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفته اند. در این مقاله هدف بررسی توانمندی داده‌ای لیدار در حل مشکل ناشی از سایه در نواحی متراکم و پیچیده شهری است که بررسی‌های صورت گرفته در این تحقیق نشان می‌دهد روش‌های شی مینا در مقایسه با روش‌های پیکسل مینا از توانایی بالاتری در این زمینه برخوردار هستند [۹].

در تحقیق ارائه شده توسط کمالی فر (کمالی فر، ۱۳۹۴) برای شناسایی راه از داده‌های لیدار و تصاویر نوری از الگوریتم جنگل‌های تصادفی استفاده شده است. در این تحقیق پنج روش طبقه بندی کننده بیشترین شباهت، ماشین بردار پشتیبان، ماشین بردار پشتیبان با ژنتیک الگوریتم، الگوریتم جنگل‌های تصادفی با ۱۰۰ درخت و الگوریتم جنگل‌های تصادفی با ۱۰۰۰ درخت مورد ارزیابی قرار گرفته اند که نتایج کار توانمندی روش‌های جنگل‌های تصادفی را نشان می دهد و با دقت بالایی شبکه راه‌ها را از داده‌های لیدار و تصاویر نوری تشخیص داده اند. [۱۰].

در تحقیق صورت گرفته توسط Kaczalek و Borkowski (۲۰۱۶) برای تشخیص شبکه راه‌ها از داده های لیدار از روشهای طبقه بندی و توابع مورفولوژی استفاده شده است. در این تحقیق در ابتدا با استفاده از الگوریتم درختکاری تصادفی^۱ اقدام به طبقه بندی کلیه نقاط به دو دسته نقاطی که به کلاس راه تعلق دارند و نقاطی که به کلاس راه تعلق ندارند، شده است. در این فرایند از پالس ثانویه استفاده شده است بعد از این مرحله نتایج حاصل به یک فضای رستری ترانسفر شده است و برای بر طرف کردن خطاهای مانند گپ بین راه ها به خاطر علل مختلف من جمله پل‌های هوایی سایه درختان و یا وجود ماشین‌ها و... از توابع مورفولوژی استفاده شده است [۱۱].

^۲ Mean Shift Algorithm

^۳ Panchromatic

^۱ Random forest algorithm

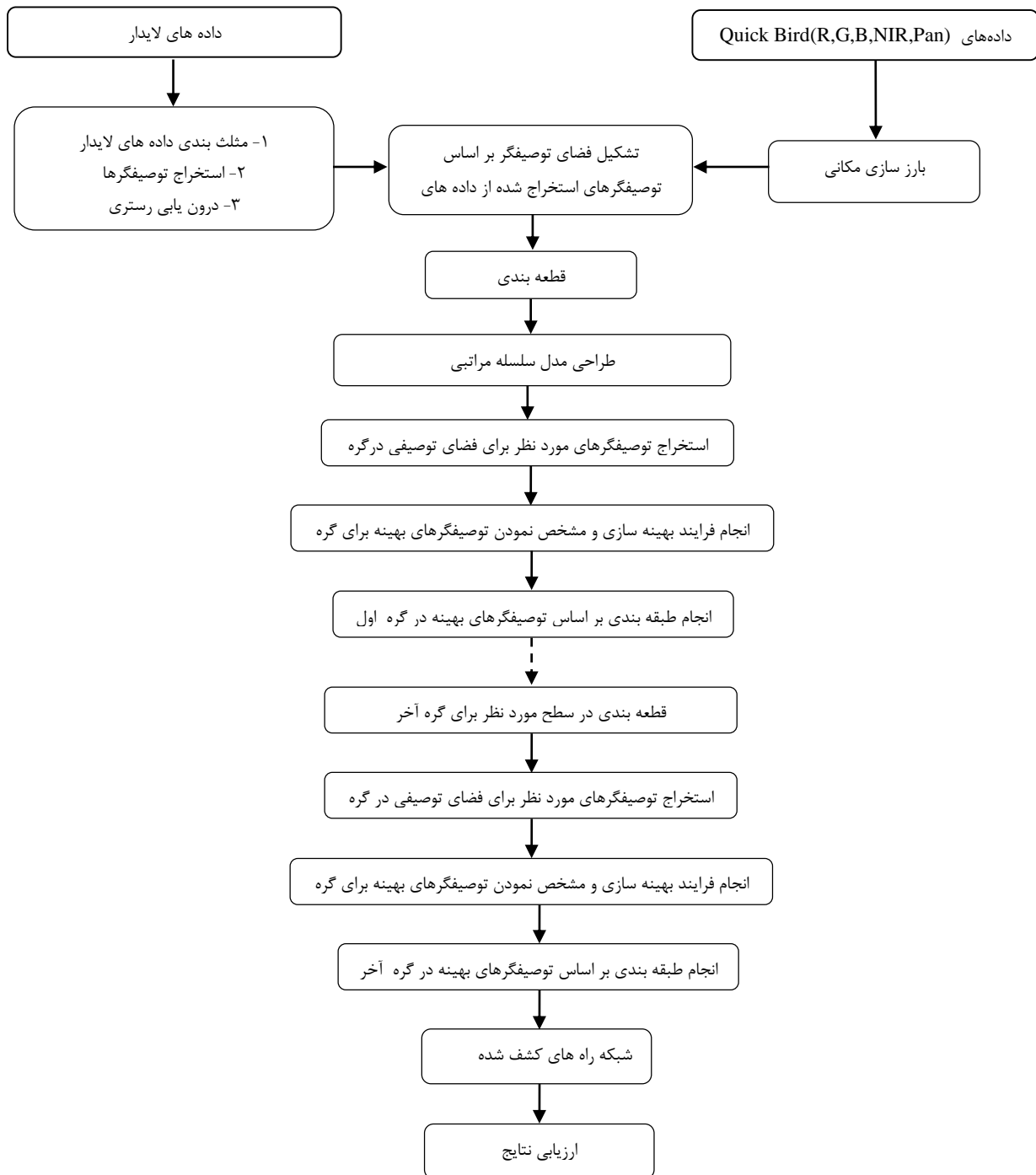
۲- روش پیشنهادی

همانگونه که اشاره گردید در این تحقیق برای تشخیص شبکه راه‌ها از روش‌های طبقه‌بندی شیء‌مبنا استفاده گردیده است. بر این اساس، گام‌های اصلی روش پیشنهادی (شکل ۱) را به اختصار می‌توان چنین بیان نمود: گام اول، مرحله پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده‌ها شامل استخراج ویژگی‌های اولیه از داده‌های مثلث‌بندی شده لایدار و سپس تبدیل آنها به فضای تصویر و نیز بارزسازی مکانی داده‌های چندطیفی سنجنده تصویربرداری می‌باشد. در مرحله بعد، قطعه‌بندی داده‌ها انجام می‌گیرد. سپس یک مدل سلسله مراتبی تصمیم‌گیری تشخیص راه، طراحی خواهد شد. در مرحله بعد، بر اساس مدل سلسله مراتبی طراحی شده فضای اولیه از توصیفگرهای مناسب برای گره اول بر اساس کلاس عوارضی که باید از هم تمیز داده شوند انتخاب می‌شوند. در گام بعد فرایند بهینه‌سازی صورت گرفته و توصیفگرهای بهینه برای تفکیک دو کلاس انتخاب می‌شوند. در مرحله بعد با استفاده از طبقه بندی نزدیکترین همسایگی فازی فرایند طبقه بندی بین دو کلاس بر اساس توصیفگرهای بهینه انجام می‌گیرد. در ادامه فرایند قطعه بندی در سطح مورد نظر برای گره بعدی انجام می‌گیرد. و مراحل صورت گرفته در گره اول در این گره نیز انجام می‌گیرد. و این فرایند در گره‌های بعدی نیز تکرار می‌گردد تا فرایند تشخیص کلاس‌ها بر اساس مدل سلسله مراتبی طراحی شده انجام گیرد. در انتها به ارزیابی و تجزیه و تحلیل نتایج پرداخته خواهد شد.

استفاده می‌کنند، با ابهامات بیشتری روبرو خواهند بود. از سوی دیگر، داده‌های ارتفاعی لایدار برای جداسازی عوارض سه بعدی از یکدیگر، دارای قابلیت بالایی هستند. علاوه بر این، با استفاده از این داده‌ها می‌توان عوارض سه بعدی را از عوارض دو بعدی جدا نمود، با این حال در مورد جداسازی عوارض دو بعدی از یکدیگر مشکلاتی وجود خواهد داشت. از سوی دیگر، داده‌های شدت لایدار دارای نویز زیادی می‌باشند و توان جداسازی کلاس راه‌ها را از عوارضی که توان سیگنال بازگشتی آنها همانند کلاس راه‌ها می‌باشند، نخواهند داشت. در نهایت، استفاده از داده‌های لایدار به تنهایی، تمام قابلیت‌های این داده‌ها را مورد استفاده قرار نخواهد داد [۱۸ و ۱۹].

با توجه به این موارد ترکیب این دو سری داده برای استخراج شبکه راه‌ها، مدل سازی سه بعدی شهری و استخراج سایر عوارض منطقی بوده و نتایج قابل اطمینان تری به همراه خواهد داشت. در واقع با ترکیب نمودن، این دو سری داده نقاط ضعف همدیگر را پوشش می‌دهند. به عنوان مثال داده‌های لایدار برعکس تصاویر چند طیفی در طبقه بندی بین عوارض طبیعی و عوارض ساخت بشر دچار سردرگمی می‌باشند در حالیکه تصاویر چند طیفی در تشخیص اشیاء با رفتارهای طیفی یکسان در محیط های پیچیده شهری دچار سردرگمی می‌باشند. بنابراین تصاویر ماهواره‌ای با وضوح بالا و داده‌های LIDAR برای استخراج شبکه راه‌های شهری و عوارض دیگر توسط بسیاری از محققان در مطالعات مختلف مورد استفاده قرار گرفته اند [۲۰].

با توجه به این یافته ها، در این مقاله یک روش مبتنی بر استفاده از تصاویر با وضوح بالا و داده‌های LIDAR برای تشخیص طیف گسترده‌ای از راه‌ها، از جمله بزرگراه ها، پل ها، خیابان های اصلی و خیابان فرعی، و حتی کوچه ها، در یک سطح قابل قبول ارائه شده است. برای این منظور از آنالیزهای شیء مبنا در یک فرایند سلسله مراتبی و در یک فضای رستر مبنا با استفاده از طبقه بندی نزدیکترین همسایگی فازی استفاده شده است که در هر گره از مدل سلسله مراتبی فرایند بهینه سازی صورت می‌گیرد تا توصیفگرها بهینه برای فرایند جداسازی عوارض انتخاب گردند.



شکل ۱- گام های مختلف روش پیشنهادی

۲-۱- پیش پردازش داده های مورد استفاده

پیش پردازش و آماده سازی داده ها شامل آماده سازی داده های لایدار جهت فیلتر کردن و بهبود داده های موجود و نیز بازسازی مکانی داده های تصویر ماهواره ای می باشد. که برای این منظور برای فیلتر کردن داده های لایدار از فیلتر Octree بهره گیری شده است [۲۱]. سپس این داده ها در دو ساختار x, y, z و $x, y, intensity$ تحت

مثلث بندی قرار می گیرند که برای این منظور از مثلث بندی دلونی [۲۲] استفاده شده است. از نتیجه مثلث بندی بر روی اطلاعات ارتفاعی ویژگی مدل رقومی سطح زمین (DSM) و از نتیجه مثلث بندی بر روی داده های شدت موج بازگشتی، ویژگی شدت درون یابی شده استخراج گردید. بعد از این دو مرحله، داده های حاصل در یک فرایند به محیط تصویری با قدرت تفکیک ۰/۶ متر (برابر با قدرت تفکیک مکانی داده های ماهواره ای) درونیابی شدند. برای

انتخاب این پارامترها ارائه نشده است و در اغلب تحقیقات، مقادیر این پارامترها بر اساس سعی و خطا و نیز قوانین تجربی انتخاب می‌شوند. در نواحی شهری که تنوع ناهمگنی طیفی بالایی در اشیاء یک کلاس وجود دارد می‌بایست وزن کمتری را برای ناهمگنی طیفی در نظر گرفت. در غیر اینصورت اشیاء، شکل هندسی نامتوازی پیدا کرده و بسیاری از ویژگی‌های شکلی و هندسی آنها از بین می‌رود. در مورد انتخاب وزن مناسب برای پارامترهای نرمی و فشردگی، انتخاب وزن بالاتر برای پارامتر فشردگی، باعث ایجاد فرم‌های فشرده از اشیاء مختلف اعم از راه و خانه و غیره می‌شود که این امر شناسایی اشیاء خطی را از اشیاء غیرخطی بسیار دشوار می‌سازد.

۲-۳- طراحی مدل سلسله مراتبی

در مدل سلسله مراتبی، هدف طراحی یک دستورالعمل جهت شناسایی انواع راه‌ها می‌باشد. در مناطق شهری، راه‌ها از نقطه نظر طیفی و همچنین پهنا دارای تنوع و گستردگی زیادی می‌باشند. از نقطه نظر طیفی بخش زیادی از پوشش راه‌ها با پوشش سقف عوارض ساختمانی یکسان می‌باشد. از طرف دیگر بسیاری از ساختمان‌ها و فضاهای باز اعم از پارکینگ‌ها و پیاده‌روها از نقطه نظر هندسی دارای شکل خطی مشابه با راه‌ها می‌باشند. از نقطه نظر ارتفاعی نیز بخش قابل توجهی از راه‌ها در محیط‌های شهری ممکن است دارای پل‌های هوایی و اتوبان‌های دو طبقه باشند که نسبت به سطح زمین اطراف خود دارای ارتفاع زیادی هستند و باعث ایجاد اغتشاش شدیدی در فضای ویژگی اطلاعات استخراجی از لایدار می‌شوند. با این شرایط، اهمیت یک مدل طبقه‌بندی مناسب که در انتها بتواند این تنوعات گوناگون راه را شناسایی کند، بیشتر نمایان می‌شود. به جهت شناسایی ترتیب اشاره شده، از آنالیز تفکیک‌پذیری SFS^۲ و بر مبنای معیار تفکیک‌پذیری فاصله اقلیدسی نرمال استفاده شده است. که بر اساس نتایج این روش از سه کلاس پوشش گیاهی، ساختمان و فضای باز، کلاس گیاهی دارای بالاترین معیار تفکیک‌پذیری با کلاس راه بوده و دو کلاس ساختمان و فضای باز به ترتیب در رتبه‌های دوم و سوم می‌باشند بر این اساس مدل ارائه شده شامل چهار گره می‌باشد. در گره نخست، منطقه مورد

انجام درونیایی از روش درونیایی Bilinear استفاده شده است.

برای استفاده از قابلیت مکانی تصویر باند سیاه و سفید و قابلیت طیفی تصاویر چند طیفی به صورت همزمان بر روی یک تصویر، از ادغام تصاویر^۱ بهره گرفته شده است. برای این منظور از روش Gram-Schmidt Spectral Sharpening استفاده شده است [۲۳]. خروجی این مرحله، یک تصویر با چهار باند و قدرت تفکیک ۰/۶ متر می‌باشد.

۲-۲- قطعه بندی تصویر

جهت اجرای قطعه‌بندی تصویر، پارامترهای مقیاس، وزن ناهمگنی طیفی (w_{color}) و شکلی (w_{shape}) و وزن نرمی (w_{smooth}) و فشردگی ($w_{compact}$) و نیز وزن باندهای طیفی می‌بایست تعیین شوند. همچنین سایر پارامترها یعنی Δh_{color} و Δh_{shape} و $\Delta h_{compact}$ بر اساس میزان ناهمگنی طیفی و ناهمگنی شکلی که تابعی از محیط و مساحت شیء مورد نظر است، برای هر شیء محاسبه می‌شود (روابط ۱ الی ۷) [۲۴].

$$f = w_{color} \cdot \Delta h_{color} + w_{shape} \cdot \Delta h_{shape} \quad (۱)$$

$$w_{color} + w_{shape} = 1 \quad (۲)$$

$$w_{compact} + w_{smooth} = 1 \quad (۳)$$

$$\Delta h_{shape} = w_{compact} \cdot \Delta h_{compact} + w_{smooth} \cdot \Delta h_{smooth} \quad (۴)$$

$$\Delta h_{color} = \sum_c w_c (n_{c,merge} \cdot \sigma_{c,merge} - (n_{obj-1} \cdot \sigma_{c,obj-1} + n_{obj-2} \cdot \sigma_{c,obj-2})) \quad (۵)$$

$$\Delta h_{smooth} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{b_{merge}} - (n_{obj-1} \cdot \frac{l_{obj-1}}{b_{obj-1}} + n_{obj-2} \cdot \frac{l_{obj-2}}{b_{obj-2}}) \quad (۶)$$

$$\Delta h_{compact} = n_{merge} \cdot \frac{l_{merge}}{\sqrt{n_{merge}}} - (n_{obj-1} \cdot \frac{l_{obj-1}}{\sqrt{n_{obj-1}}} + n_{obj-2} \cdot \frac{l_{obj-2}}{\sqrt{n_{obj-2}}}) \quad (۷)$$

در اینجا نکته مهم، انتخاب وزن این پارامترها است. یک رابطه خطی از کلیه این پارامترها برای هر شیء، تشکیل‌دهنده پارامتری به نام فاکتور مقیاس (f) است. چنانچه مقدار فاکتور مقیاس حاصل از ادغام دو شیء همجوار از عدد مقیاس معرفی شده بیشتر نباشد، دو شیء مجاز به ادغام می‌شوند. تاکنون روش مناسب و بهینه‌ای جهت

^۲ Sequential Forward Selection

^۱ Pan Sharpening

گردد. تا فرایند بهینه سازی با این توصیفگرها به انجام رسد. و در نهایت بعد از فرایند بهینه سازی، با توصیفگرهای بهینه فرایند جدا سازی عوارض انجام خواهد گرفت. در تعریف توصیفگرها اولیه باید توصیفگرهایی انتخاب گردند تا توان جدا سازی نواحی مرتفع از نواحی مسطح را دارا باشند.

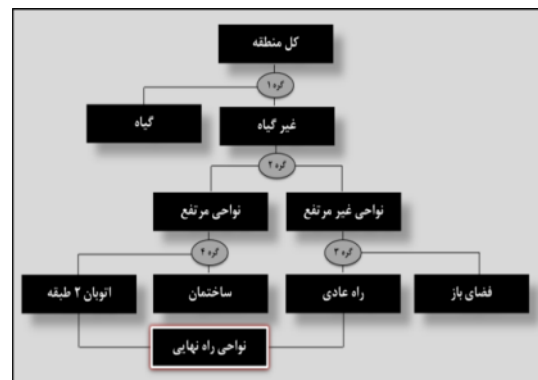
گره سوم: در این گره هدف تفکیک کلاس نواحی مسطح به دو کلاس راه های مسطح و سایر عوارض مسطح می باشد کلاس سایر عوارض مسطح، شامل پیاده‌روها، فضاهای حاشیه‌ای اتوبان‌ها، فضای‌های مربوط به پارکینگ‌ها و برخی پوشش‌های خاکی می باشد. که با توجه به این موضوع ویژگیهای هندسی، مفهومی، طیفی، و بافتی انتخابی برای فضای ویژگی اولیه باید با توجه به این موضوع باشد که توصیفگرهایی انتخاب گردند که پتانسیل جدا سازی این سری از عوارض از کلاس راه مسطح را دارا باشند

گره چهارم: در این گره هدف شناسایی و تفکیک اشیاء کلاس راه های مرتفع از سایر عوارض ارتفاعی کلاس نواحی مرتفع می باشد که برای این منظور انتخاب ویژگی های هندسی، مفهومی، طیفی و بافتی برای فضای ویژگی اولیه با در نظر گرفتن خصوصیات عوارضی که باید از هم جدا گردند انجام گرفته است. در کلیه گره‌ها بعد از تشکیل فضای توصیفگرهای اولیه فرایند بهینه سازی صورت خواهد گرفت تا برای هر گره توصیفگرهای مناسب آن گره مشخص گردند. بعد از فرایند بهینه‌سازی بر اساس توصیفگرهای بهینه با استفاده از طبقه بندی کننده نزدیکترین همسایگی فازی اقدام به جدا سازی عوارض از همدیگر در هر گره گردید تا نهایتاً کلاس راه ها مشخص گردند

۳- نتایج عملی و ارزیابی

داده‌های مورد استفاده پژوهش حاضر شامل ۲ مجموعه داده سنجنده QuickBird شامل تصویر چند طیفی با چهار باند قرمز، سبز، آبی و مادون قرمز نزدیک، با قدرت تفکیک مکانی ۲/۴ متر (شکل ۳، بالا راست) و تصویر تک باند سیاه و سفید Pan این سنجنده با قدرت تفکیک مکانی ۶۰ سانتی‌متر (شکل ۳، بالا چپ) که در تاریخ ۱۱ نوامبر ۲۰۰۷ تصویر برداری شده است و نیز داده‌های ابر نقاط لیدار (شکل ۳، پایین) با تراکم نقاط ۹ نقطه در متر مربع، در بخشی از منطقه شهر سانفرانسیسکو آمریکا می باشد. که در سال ۲۰۱۰ توسط سیستم ALTM 3100EA شرکت

مطالعه به دو کلاس گیاه و غیرگیاه تفکیک می شود. پس از این مرحله، سایر مراحل پردازشی روش پیشنهادی بر روی اشیاء غیر گیاهی انجام می شود. در گره دوم، منطقه غیر گیاهی به دو ناحیه مرتفع (High Region) و مسطح (Low Region) تفکیک می شود. عوارضی نظیر ساختمان‌ها، پل‌ها و اتوبان‌های دو طبقه جزء نواحی مرتفع و عوارضی از قبیل پیاده‌روها، معابر، پارکینگ‌ها، راه‌ها و سایر نواحی مربوط به فضای باز جزء نواحی مسطح قرار می گیرند. پس از این گره، نواحی مسطح به دو کلاس راه مسطح و فضای باز تفکیک خواهند شد و در نهایت در گره چهارم، نواحی مرتفع به دو کلاس ساختمان و راه مرتفع تفکیک خواهند شد. در انتها نیز دو کلاس راه با یکدیگر ادغام شده و شبکه نهایی راه‌ها تشکیل می شود (شکل ۲).



شکل ۲- مدل سلسله‌مراتبی طراحی شده

۲-۴- پیاده‌سازی مدل سلسله‌مراتبی

پیاده سازی فرایند پیشنهادی در محیط eCognition صورت گرفته است که در این بخش بر اساس مدل سلسله مراتبی به توضیح مراحل پرداخته خواهد شد.

گره اول: بر طبق مدل پیشنهادی، در این گره هدف جداسازی منطقه مورد مطالعه به دو کلاس با پوشش گیاهی و پوشش غیر گیاهی می باشد. با توجه به خصوصیت ویژه گیاه در دو باند قرمز و مادون قرمز نزدیک، بهترین گزینه جهت شناسایی این کلاس بهره‌گیری از شاخص‌های پوشش گیاهی می باشد. لذا در این گره از شاخصهای گیاهی استفاده گردید.

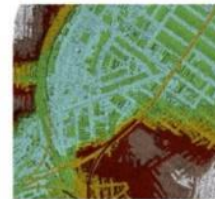
گره دوم: بر اساس مباحث مطرح شده در قسمت قطعه بندی، در این گره هدف شناسایی و تفکیک المان‌های مرتفع از المان‌های مسطح می باشد، که برای این منظور با تعریف تعدادی توصیفگرهای هندسی، مفهومی، طیفی، و بافتی فضای ویژگی اولیه این گره، تشکیل می

هندسی دارای فرم خطی مشابه راه‌ها می‌باشند. از نقطه نظر ارتفاعی نیز بخش قابل توجهی از راه‌ها شامل پل‌های هوایی و نیز اتوبان‌های دو طبقه می‌باشد که اغتشاش شدیدی را در فضای ویژگی مربوط با اطلاعات استخراجی از لیدار ایجاد می‌کند. در تصاویر منطقه مورد نظر، کلاس‌های اصلی غیر راه شامل نواحی پوشش گیاهی، نواحی ساختمانی و نواحی مربوط به فضای باز غیر راه شامل پیاده‌روها، پارکینگ‌ها و فضاهای بلااستفاده می‌باشد.

۳-۱- قطعه‌بندی تصویر

بر اساس مباحث مطرح شده در قسمت قطعه‌بندی تصویر، جهت طبقه‌بندی پوشش‌اراضی، چهار سطح با مشخصات ارائه شده در جدول (۱) در طول فرایند پیاده‌سازی روش پیشنهادی ایجاد شده‌اند. آخرین ستون این جدول به کلاس‌هایی که در سطح مورد نظر، تنها اشیاء آن کلاس تحت قطعه‌بندی قرار می‌گیرند، اختصاص یافته است. در حقیقت در هر سطح، قطعه‌بندی بر روی اشیاء کلاسی که در سطح بعد مورد تحلیل قرار می‌گیرد، انجام می‌یابد. بدین ترتیب از هرگونه اغتشاش و ترکیب اشیاء دو کلاس مختلف در سطوح بعدی جلوگیری می‌شود.

Optech تحت زاویه اسکن ۱۹٫۵ درجه و ارتفاع ۱۳۰۰ متر از سطح متوسط منطقه جمع‌آوری شده‌اند.



شکل ۳- داده‌های منطقه مورد مطالعه، بالا راست: تصویر چند طیفی، بالا چپ: تصویر باند سیاه و سفید، پایین: ابر نقاط ارتفاعی داده‌های لیدار

در منطقه مورد مطالعه راه‌ها از نقطه نظر طیفی و نیز پهنای راه دارای تنوع می‌باشند. در این ناحیه حتی بخشی از راه‌ها شامل پل‌های و اتوبان‌هایی بوده و نسبت به سطح زمین اطراف خود دارای ارتفاعی برابر با یک ساختمان چند طبقه می‌باشند. از نقطه نظر طیفی بخش زیادی از راه‌ها با پوشش سقف نواحی ساختمانی دچار اغتشاش می‌باشد. از طرف دیگر بسیاری از ساختمان‌ها و نیز فضاهای باز اعم از پارکینگ‌ها و پیاده‌روها از نقطه نظر

جدول ۱- مشخصات سطوح مختلف قطعه‌بندی

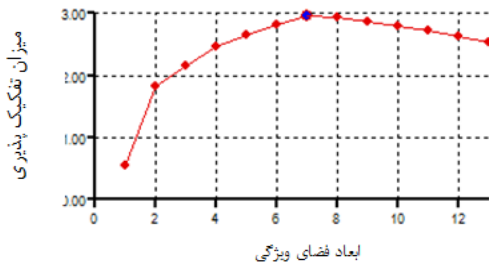
Class Filter	Scale			وزن‌های لایه‌های طیفی						Level
		Compactness	Shape	NIR	Blue	Green	Red	Intensity	DSM	
-	۱۵	۰/۱	۰/۹	۱	۱	۱	۱	۰/۵	۰/۵	سطح ۱۵
Non-Vegetation	۲۰	۰/۱	۰/۹	۱	۱	۱	۱	۰/۵	۰/۵	سطح ۲۰
Low Region	۲۵	۰/۱	۰/۹	۱	۱	۱	۱	۰/۵	۰/۵	سطح ۲۵
High Region	۳۰	۰/۱	۰/۹	۱	۱	۱	۱	۰/۵	۰/۵	سطح ۳۰

یک روند بازشناسایی الگو بهتر است تمام مشخصه‌های (STS) شیء به صورت همزمان مورد استفاده قرار گیرند. بدیهی است نقص در بیان هر یک از مولفه‌های سه‌گانه، موجب افزودن درجه‌ای از ابهام در مساله می‌شود. به طور مثال برای تشخیص الگوهای ساختمان از جاده، وجود مولفه‌های طیفی در محدوده بینایی نقش مهمی در جداسازی این دو الگو از یکدیگر ایفا می‌کند و این داده

۳-۲- پیاده‌سازی مدل سلسله مراتبی

شناخت کامل و دقیق عوارض مستلزم اطلاع کامل از مشخصه‌های سه‌گانه توصیف‌کننده شیء می‌باشد. هرچه قدر این توصیف‌کننده‌ها، اطلاعات کامل‌تری از شیء ارائه دهند و فضای توصیف، فضای کامل‌تری در بیان مولفه‌های سه‌گانه باشد، امکان جداسازی اشیاء با دقت و قابلیت اعتماد بالاتر امکان‌پذیر خواهد بود. به همین دلیل، در

۱ Spectral-Textural- Structural

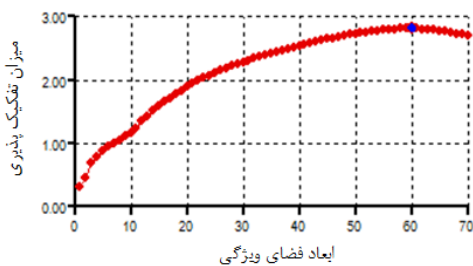


شکل ۴- نتیجه بهینه سازی در گره اول

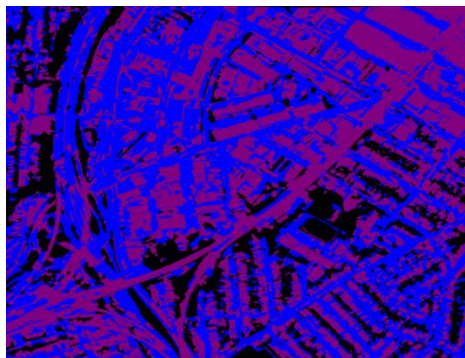


شکل ۵- نتیجه طبقه بندی در گره اول (رنگ سبز: پوشش گیاهی، رنگ قرمز: پوشش غیر گیاهی)

گره دوم: در این گره هدف تفکیک المان‌های مرتفع از المان‌های مسطح می‌باشد. در این گره فرایند بهینه سازی از بین ۷۰ ویژگی با ۶۰ ویژگی به حد بهینه رسیده است که نتایج آن در شکل (۶) نشان داده شده است. نتایج حاصل از این تعداد ویژگی بهینه و بر اساس نتایج طبقه بندی کننده نزدیکترین همسایگی فازی در شکل (۷) آمده است.



شکل ۶- نتیجه بهینه سازی در گره دوم



شکل ۷- نتیجه طبقه بندی در گره دوم (رنگ آبی: نواحی مسطح، رنگ بنفش: نواحی مرتفع)

قادر به بیان برخی اختلافات بین این دو الگو می‌باشد. ولی همین توصیف‌گر، توانایی جداسازی ساختمان‌هایی با سقف آسفالت را از الگوی جاده ندارند. بدیهی است که بازساخت این دو عارضه از یکدیگر با استفاده از توصیف‌گرهای دیگری از جمله اندازه، ارتفاع یا شکل هندسی با دقت و قابلیت اعتماد بیشتری قابل انجام است. بر این اساس در هر گره سعی شده تا توصیف‌گرهای کاملی از مولفه های STS تعریف گردند. در این بخش نتایج هر یک از گره‌ها ارائه خواهد شد.

گره اول: همانگونه که اشاره گردید در این گره هدف جداسازی منطقه مورد مطالعه به دو کلاس گیاه و غیر گیاه با استفاده از شاخص‌های گیاهی می‌باشد. بر این اساس ۱۳ ویژگی شاخص پوشش گیاهی برای این گره تعریف گردید که فضای ویژگی اولیه را تشکیل می‌دهند سپس این ویژگی‌ها وارد فرایند بهینه سازی گردیدند که از این تعداد ۷ ویژگی انتخاب شدند جدول ۲ ویژگی‌های انتخابی را نشان می‌دهد (شکل ۴). با استفاده از این ۷ ویژگی و با استفاده از طبقه بندی کننده نزدیکترین همسایگی فازی فرایند جدا سازی عوارض گیاهی از غیر گیاهی صورت گرفت که نتایج آن در شکل (۵) آمده است.

جدول ۲- ویژگی‌های انتخابی گره اول

عنوان شاخص	فرمول	مرجع
^۱ RVI	$\frac{NIR}{Red}$	Jordan 1969
^۲ NDVI	$\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$	Rouse et. al. 1973
^۳ DVI	$NIR - RED$	Tucker 1979
^۴ NRVI	$\left(\frac{RVI - 1}{RVI + 1} \right)$	Baret and Guyot 1991
^۵ TNDVI	$\sqrt{\left(\frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)} + 0.5 \right)}$	Tucker 1979
^۶ SAVI	$\frac{NIR - Red}{NIR + Red + 0.5} * 1.5$	Huete et. al. 1988
^۷ RGRI	$\frac{Red}{Green}$	Gamon and Surfus 1999

^۱ Ratio Vegetation index

^۲ Normalized Difference Vegetation Index

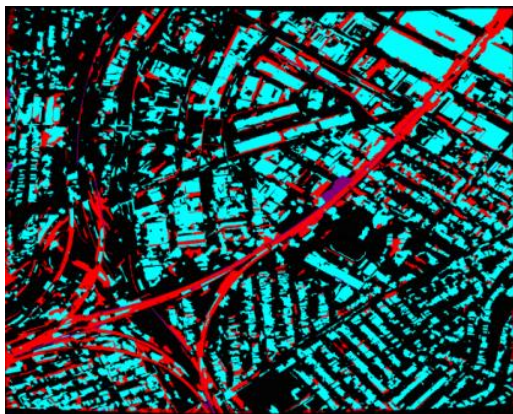
^۳ Difference Vegetation Index

^۴ Normalized Ratio Vegetation index

^۵ Transformed Normalized Difference Vegetation Index

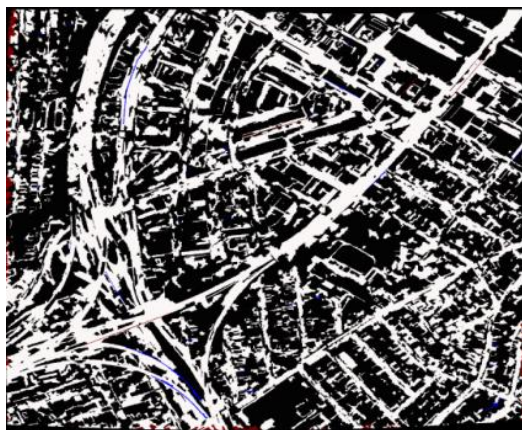
^۶ Soil Adjustment Vegetation Index

^۷ Red Green Ratio Index



شکل ۱۱- نتیجه طبقه بندی در گره چهارم (رنگ اجری: نواحی راه‌های مرتفع، رنگ آبی کم رنگ: سایر نواحی مرتفع)

نهایتاً با ادغام راه‌های مرتفع با راه‌های مسطح شبکه راه‌های نهایی حاصل می‌گردد. شکل (۱۲) نتیجه نهایی راه‌های تشخیص داده شده را نشان می‌دهد.



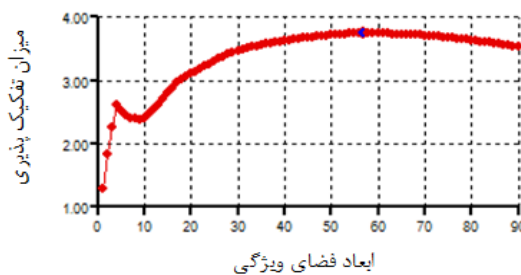
شکل ۱۲- نتیجه نهایی راه‌های استخراج شده

۴- ارزیابی نتایج

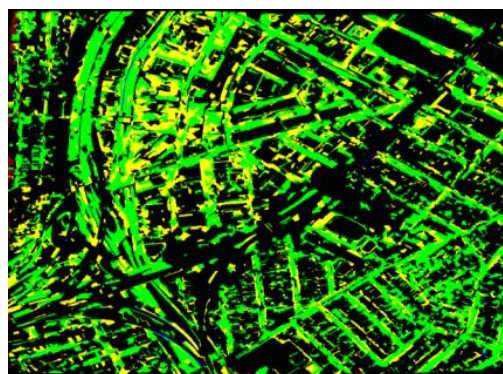
به منظور تفسیر و ارزیابی نتایج، از تفسیر بصری نتایج در سطح پیکسلی و با معرفی نمونه‌ها (پیکسل‌های تصویری نمونه) بهره‌گیری شده است. در جدول (۳) نتایج ماتریس خطای حاصل از ارزیابی دقت نتایج حاصله نمایش داده شده است. تعداد نمونه‌های کنترلی جهت ارزیابی نتایج بر مبنای درصد سطح پوشش کلاس‌های مختلف در نتایج نهایی تعیین شده است.

همانطور که از جدول (۳) مشاهده می‌شود، دقت کلی شناسایی کلاس‌های مختلف ۹۰٪ و نیز ضریب کاپای آن ۰/۸۷ می‌باشد. با توجه به شرایط ذکر شده و نیز اغتشاشات فراوان بین کلاسی، دقت حاصله رضایت بخش می‌باشد. در ادامه به شرح و تفسیر جزئی‌تر کلاس‌های مختلف پرداخته

گره سوم: در این گره هدف تفکیک کلاس Low Region به دو کلاس Low Road و Non-Low Road می‌باشد. در این گره فرایند بهینه سازی از بین ۹۰ ویژگی با ۵۷ ویژگی به حد بهینه رسیده است که نتایج آن در شکل (۸) نشان داده شده است. نتایج حاصل از این تعداد ویژگی بهینه و بر اساس نتایج طبقه بندی کننده نزدیکترین همسایگی فازی در شکل (۹) آمده است.

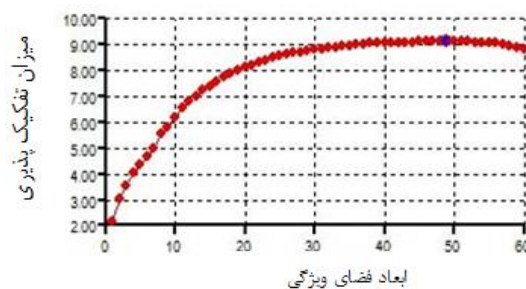


شکل ۸- نتیجه بهینه سازی در گره سوم



شکل ۹- نتیجه طبقه بندی در گره سوم (رنگ سبز: نواحی راه‌های مسطح، رنگ زرد: نواحی فضاهای باز)

گره چهارم: در این گره هدف شناسایی و تفکیک اشیاء در کلاس High Road از سایر المان‌های ارتفاعی کلاس High Region می‌باشد. در این گره فرایند بهینه سازی از بین ۶۰ ویژگی با ۴۹ ویژگی به حد بهینه رسیده است که نتایج آن در شکل (۱۰) و نتایج طبقه بندی بر اساس این ویژگی‌های بهینه در شکل (۱۱) نشان داده شده است.



شکل ۱۰- نتیجه بهینه سازی در گره سوم

اغتشاش بین این کلاس‌ها طبیعتاً در یک محیط پر تراکم شهری امری طبیعی است و دقت‌های حاصل با وجود این نویزها مناسب است.

در کلاس Non-Low Road دقت‌های ۰/۸۳/۱، ۰/۷۶/۶ و ۰/۸۱۳ به ترتیب برای دقت‌های تولیدکننده، کاربر و ضریب کاپا حاصل شده‌اند. که با توجه به تشابهات طیفی و مورفولوژی بین عوارض این کلاس با عوارض کلاس‌های راه‌ها و ساختمان و همچنین وجود نویز و اغتشاش ناشی از سایه در برخی مناطق جدایی این کلاس از کلاس‌های دیگر بسیار مشکل است. ولی با این وجود نتایج رضایت بخش می باشد. در کلاس Low Road، دقت‌های ۰/۸۷،۳٪، ۰/۸۴۱ و ۸۷،۶٪ به ترتیب برای دقت‌های تولیدکننده، کاربر و ضریب کاپا حاصل شده‌اند. البته با توجه به جدول شماره جدول ۳، اغتشاش بین این کلاس و کلاس‌های Non-Low Road و Non-High Road باعث افت دقت این کلاس گردیده است که این امر به ماهیت این کلاس‌ها بر می گردد، که از لحاظ خصوصیات بافتی، طیفی، هندسی به کلاس راه‌های مسطح شبیه هستند. دلیل دیگر یا مسئله قرار گرفتن عوارض این کلاس در سایه درختان مجاور راه و نیز سایه ساختمان‌های حاشیه راه می باشد که بر همین اساس به اشتباه در کلاس Non-Low Road و یا Non-High Road طبقه‌بندی شده‌اند. البته ادغام اشتباه برخی از اشیاء این کلاس با نواحی ساختمانی مجاور که ناشی از خطای مرحله قطعه‌بندی تصویر می- باشد نیز در این مسئله تاثیر گذار است.

خواهد شد. طبق مدل سلسله مراتبی در اولین گره باید کلاس گیاهی از غیر گیاهی جدا سازی شود برای این منظور بهترین توصیفگرها توصیفگرهای گیاهی هستند که برای این منظور ۱۳ شاخص گیاهی برای فضای اولیه توصیفگرها انتخاب شدند که طی فرایند بهینه سازی ۷ توصیفگر طبق جدول (۳) برای جدا سازی پوشش گیاهی از غیر گیاهی استفاده شدند که بر این اساس دقت‌های ۰/۹۴٪، ۰/۹۸/۸ و ۰/۹۲۷ به ترتیب برای دقت‌های تولیدکننده، کاربر و ضریب کاپا حاصل شده‌اند. در کلاس High Road، دقت-های ۰/۸۲، ۸۳،۵٪، ۸۳،۵٪ به ترتیب برای دقت‌های تولیدکننده، کاربر و ضریب کاپا حاصل شده‌اند. مهمترین مشکل این کلاس وجود اغتشاش برخی نمونه‌های این کلاس با کلاس‌هایی نظیر Non-High Road و Non-Low Road می‌باشد. که دلیل این مورد را می توان به نواحی مرزی مرتبط دانست عمده مشکل شناسایی در نواحی مرزی اشیاء موجود در این کلاس می‌باشد. در برخی نواحی مرزی به دلیل خطای نتایج قطعه‌بندی، اشیاء این کلاس راه با نواحی مرزی آن شامل پیاده‌روها، ساختمان‌های اطراف و پل‌های هوایی، به اشتباه ادغام شده‌اند. با این وجود، دقت حاصل شده، رضایت‌بخش به نظر می‌رسد. در کلاس Non-High Road با وجود خطای رخ داده بین این پوشش که عمدتاً شامل ساختمان‌ها می باشد با کلاس‌های پوشش گیاهی، نواحی باز و کلاس راه های مسطح دقت‌های ۰/۹۳/۵، ۰/۹۴/۸ و ۰/۸۸۴ به ترتیب برای دقت‌های تولیدکننده، کاربر و ضریب کاپا حاصل شده‌اند. که این

جدول ۳- ماتریس خطای نتایج شناسایی کلاس‌های مختلف

User Class \ Sample	Vegetation	High Road	Non-High Road	Low Road	Non-Low Road	Sum
Confusion Matrix						
Vegetation	143	0	0	0	1	144
High Road	2	76	3	3	6	90
Non-High Road	5	2	307	9	6	329
Low Road	5	1	13	154	7	180
Non-Low Road	0	4	4	7	86	101
unclassified	1	1	4	0	1	7
Sum	156	84	331	173	107	
Accuracy						
Producer	0.9275	0.9048	0.9275	0.8902	0.8037	
User	0.9331	0.8444	0.9331	0.8556	0.8515	
KIA Per Class	0.8818	0.8935	0.8818	0.8607	0.8997	
Totals						
Overall Accuracy	0.9001					
KIA	0.8669					

۵- نتیجه‌گیری

شیء مبنا با در نظر گرفتن ساختار سلسله‌مراتبی نواحی شهری، قابلیت‌های مناسبی را در شناسایی کلاس‌های مختلف دارا می‌باشند. در این تحقیق از یک استراتژی قانون مبنا در یک فرآیند مشابه با روش‌های تولید اطلاعات از تصاویر چند طیفی ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا، به منظور تولید اطلاعات رستر مبنای لایدار بهره‌گیری شد. البته استفاده از دیگر روش‌هایی که بتوانند تلفیق داده‌های ماهواره‌ای با داده‌های لایدار را در فضای ذاتی اطلاعات لایدار، یعنی فضای برداری انجام دهند، نیز می‌تواند مناسب باشد. به منظور کاهش اغتشاشات و تاثیر سایر کلاس‌ها بر دقت نهایی فرایند در هر گره قطعه بندی بر اساس هدف آن گره انجام یافته است. به عنوان مثال در گره دوم با توجه به اینکه هدف جدا کردن نواحی مسطح از نواحی بلند می‌باشد، قطعه بندی فقط بر روی نواحی غیر گیاهی صورت گرفته است. به همین علت در گره های سوم و چهارم نیز قطعه بندی به ترتیب در نواحی مسطح و مرتفع انجام یافته است.

در این تحقیق، به منظور تشخیص راه در منطقه‌ای با تنوع وسیعی از راه‌ها، روشی مبتنی بر بکارگیری همزمان تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا و نیز ابر نقاط لایدار بر اساس روش طبقه بندی نزدیکترین همسایگی فازی و بر اساس توصیفگرهای بهینه ارائه شد. در حقیقت، این تحقیق به دنبال شناسایی اولیه المان‌های کلاس راه به عنوان ورودی برخی روش‌های مربوط به استخراج راه می‌باشد. یکی از مهمترین مباحث مطرح شده در این تحقیق را می‌توان استفاده از پیاده‌سازی گام به گام و هدفمند نمودن آنها به منظور بهبود نتایج دانست. بدون شک طراحی یک مدل سلسله‌مراتبی گام به گام مبتنی بر تحلیل و بهینه‌سازی فضای ویژگی با بکارگیری آنالیزهای تفکیک‌پذیری بر دقت نهایی تاثیر فراوانی گذاشته است. همچنین استفاده از توصیفگرهای بهینه در هر گره باعث افزایش دقت نهایی طبقه بندی نزدیکترین همسایگی فازی گردیده است. همچنین این تحقیق نشان داد روش‌های

مراجع

- [1] Mena, J.B. (2003). "State of the art on automatic road extraction for GIS update: a novel classification." *Pattern Recognition Letters*, V24, pp. 3037-3058.
- [2] Baltsavias, E.P. (2004). "Objection extraction and revision by image analysis using existing geodata and knowledge: current status and steps towards operational systems." *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, V58, pp.129-151.
- [3] Mokhtarzadeh, M. and Valadan Zoej, M.J. (2007). "Road detection from high resolution satellite images using artificial neural networks." *International journal of applied earth observation and geoinformation*, V9 (1), 32-40.
- [4] Yang, B., L. Fang and Li, J (2013). "Semi-automated extraction and delineation of 3D roads of street scene from mobile laser scanning point clouds," *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, V79, 80-93.
- [5] Kahraman, I., Turan, M. K. and Karas, I. R. (2015). "Road Detection from High Satellite Images Using Neural Networks. *International Journal of Modeling and Optimization*, V5 (4), pp. 304-307.
- [6] Ibtissam, Z., Chaouki, B.E.K. and Lhoussaine, M. (2016). "Road extraction in a very high resolution image based on Hough transformation and local binary patterns," *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, V91 (1), pp. 94-100.
- [7] Raziq, A., Xu, A., Yu, L. and Xuemei, Z. (2016). " Extraction of Urban Road Network from Multispectral Images Using Multivariate Kernel Statistics and Segmentation Method," *journal of Geoinformatics & Geostatistics: An Overview*, V4 (4).
- [8] Abedi, F., Mohammadzadeh, A., Mokhtarzadeh, M. and Valadan Zoej, M.J. (2014). "Comparison and Assessment of Different Classification Methods Based on Object Based Analysis Using LiDAR Data and Optical Imagery in Urban Area." *Journal of Geomatics Science and Technology*, V4 (2), pp. 203-216.
- [9] Abedi, F., Mohammadzadeh, A., Mokhtarzadeh, M. and Valadan Zoej, M.J. (2015). "Comparison and evaluation of Object-Based and Pixel-Based analysis of Lidar data and large scale aerial imagery in urban area." *Journal of Soft Computing and Information Technology*, V4 (3), pp. 118-128.
- [10] Kamalifar, N. (2016). "Study and evaluate Random Forest algorithm performance in road detection of LiDAR data and Optical image [Master Thesis]." K.N. Toosi University of Technology, Faculty of Geodesy and Geomatics.

- [11] Kaczałek B. and Borkowski A. (2016). "Urban road detection in airborne laser scanning point cloud using random forest algorithm," The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B3, 2016, XXIII ISPRS Congress, 12–19 July 2016, Prague, Czech Republic.
- [12] Lia Y., X. Hub, H. Guanc and P. Liud (2016). "An efficient method for automatic road extraction based on multiple features from Lidar data," The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Volume XLI-B3, 2016, XXIII ISPRS Congress, 12–19 July 2016, Prague, Czech Republic.
- [13] Cleve, C., Kelly M., Kearns, F.R., Moritz, M. (2008). "Classification of the wildland–urban interface: A comparison of pixel-based and object-based classifications using high-resolution aerial photography. Computers, Environment and Urban Systems 32 317–326 (2008) October.
- [14] Zhou W. Z., GanlinHuang, A. T., Cadenasso, M.L. (2009). "Object-based land covers classification of shaded areas in high spatial resolution imagery of urban areas: A comparison study." Remote Sensing of Environment, V113, pp.1769–1777.
- [15] Inglada, J. (2007). "Automatic recognition of man-made objects in high resolution optical remote sensing images by SVM classification of geometric image features." ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing V62, pp. 236–248.
- [16] Laptev, I. (1997). "Road extraction based on line extraction and snakes [Master Thesis]." Royal Institute of Technology, Stockholm, Sweden, p. 71.
- [17] Yong, H. (2003). "Automated extraction of digital terrain models, roads and buildings using airborne Lidar data." PhD Thesis Web. <http://www.geomatics.ucalgary.ca/links/GradTheses.html>.
- [18] Rottensteiner, F., Trinder, J., Clode, S. and Kubic, K. (2003). "Building detection using Lidar data and multispectral images." Proceedings of the Seventh International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications, DICTA 2003, 10–12 December 2003, Macquarie University, Sydney, Australia 673–682.
- [19] Vosselman, G. (2002). "On the estimation of planimetric offsets in laser altimetry data." ISPRS Commission III, Symposium 2002, Photogrammetric Computer vision September 9-13, 2002 Graz. Austria 34(3 A):375–380.
- [20] Chen, Y, et. al., 2009, Hierarchical object oriented classification using very high resolution imagery and Lidar data over urban areas. Adv Space Res 43(7):1101–1110. doi:10.1016/j.asr.2008.11.008.
- [21] Wang, M. and Tseng, Y. H. (2010). "Automatic segmentation of LiDAR data into coplanar point clusters using an octree based split-and-merge algorithm [J]." Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2010, 76(4): 407-420.
- [22] Qiang, D. and Desheng, W. (2004). "Constrained Boundary Recovery for Three Dimensional Delaunay Triangulations." Int. J. Numer. Meth. Engng, 2004.
- [23] Aiazz, B., Baronti, S., Selva, M. and Alparone, L. (2006). "Enhanced Gram-Schmidt Spectral Sharpening Based on Multivariate Regression of MS and Pan Data." Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2006. IGARSS 2006. IEEE International Conference on. 3806 – 3809. 0-7803-9510-7.
- [24] Benz Ursula, C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I. and Heynen, M. (2004). "Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information." ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing 58 (2004) 239– 258.
- [25] Jordan, C.F. (1969). "Derivation of leaf-area index from quality of light on the forest floor." Ecology 50(4):663–666.
- [26] Rouse, J.W., Haas, R.H., Schell, J.A and Deering, D.W. (1973). "Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. Earth Res. Techn." Satellite-1 Symp. Goddard Space Flight Center, Washington D.C., pp. 309–317.
- [27] Tucker, C.J. (1979). "Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation." Remote Sens Environ 8(2):127–150.
- [28] Baret, F. and Guyot, G. (1991). "Potentials and limits of vegetation indices for LAI and APAR assessment." Remote Sens Environ 35(2–3):161–173.
- [29] Huete, A.R. (1988). "A soil-adjusted vegetation index (SAVI)." Remote Sens Environ 25(3):295–309.
- [30] Gamon, J.A. and Surfus, J.S. (1999). "Assessing leaf pigment content and activity with a reflectometer." New Phytol 143(1):105–117.