



ارائه روشی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان و مورفولوژی ریاضی به منظور آشکارسازی راه‌های شهری از داده‌های لیزر اسکنر هوایی

علی‌اکبر متکان^۱، علی محمدزاده^۲، سعید صادقیان^۳، محمد حاجب^{۴*}

۱. دانشیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی
۲. استادیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی
۳. استادیار آموزشکده نقشه‌برداری، سازمان نقشه‌برداری کشور
۴. کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۸/۱۲/۱۵

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۸/۱۱/۲۷

چکیده

امروزه لیزر اسکنر هوایی (لیدار) نقش مهمی در برداشت اطلاعات سه‌بعدی عوارض سطح زمین ایفا می‌کند. استخراج عوارض از داده‌های لیدار، به صورت دستی زمان‌بر و پرهزینه است. راه‌ها مهمترین گروه عوارض خطی هستند و استخراج اطلاعات مربوط به آنها اهمیت ویژه‌ای برای سازمان‌ها و نهادهای مرتبط در هر کشوری دارد. هدف پژوهش حاضر، ارائه الگوریتمی برای آشکارسازی راه‌هاست که در آن منحصرأ از داده‌های لیدار، استفاده شود. برای این منظور، ابتدا داده‌های شدت و سپس هر دو داده شدت و فاصله لیدار با استفاده از ماشین‌برداری پشتیبان طبقه‌بندی گردیدند. سپس با استفاده از الگوریتم فیلتر کردن شیب‌منا، عوارض ارتفاعی از مجموعه داده‌ها حذف شدند و مدل رقومی زمین و مدل رقومی عوارض غیرزمینی به دست آمد. در ادامه، نتایج مرحله طبقه‌بندی با بهره‌گیری از لایه اطلاعاتی مدل رقومی عوارض غیرزمینی بهبود داده شد. سرانجام با انجام عملیات پس پردازش شامل ۵ مرحله، پاکسازی مورفولوژی، حذف عناصر کوچک، اتصال قطع‌شدگی‌های راه‌ها، حذف عناصر ناپیوسته و انسداد مورفولوژی، راه‌ها از داده‌های لیدار شناسایی گردید. با مقایسه نتایج حاصل از اجرای الگوریتم با داده‌های مرجع، مقادیر ۸۴/۳۵ درصد برای پارامتر «کامل بودن»، ۷۱/۶۱ درصد برای پارامتر «صحیح بودن» و ۶۳/۲۲ درصد برای پارامتر «کیفیت» به دست آمد.

کلیدواژه‌ها: لیدار، آشکارسازی راه، ماشین بردار پشتیبان، فیلتر کردن، عملگرهای مورفولوژی ریاضی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، اوین، دانشگاه شهید بهشتی، دانشکده سنجش از دور و GIS، تلفن: ۰۹۱۲۲۰۱۵۹۳۱

۱- مقدمه

داده‌های لیدار و تصاویر قدرت تفکیک بالا ارائه دادند. Clode و همکاران در سال ۲۰۰۴ از روش طبقه‌بندی سلسله‌مراتبی برای استخراج خودکار راه‌ها استفاده کردند. Clode و همکاران در سال ۲۰۰۵ از تکنیک رشد ناحیه برای استخراج راه‌ها از داده‌های فاصله و شدت لیدار استفاده کردند. اکل و همکاران در سال ۲۰۰۵ از روش رشد ناحیه برای استخراج راه‌ها از داده‌های فاصله و شدت لیدار استفاده کردند. Akel و همکاران در سال ۲۰۰۵ روشی را برای استخراج راه‌ها از داده‌های لیدار ارائه دادند که در آن از تکنیک بخش‌بندی استفاده می‌شود. لی و همکاران در سال ۲۰۰۸ روشی را بر پایه پردازش موازی برای استخراج راه‌ها از داده‌های فاصله و شدت لیدار ارائه کردند. هاروی و همکاران در سال ۲۰۰۸ از داده‌های لیدار و تصاویر چندطیفی برای استخراج راه‌ها و مناطق قابل عبور استفاده کردند. پژوهش حاضر ابتدا به معرفی داده‌های مورد استفاده و همچنین تشریح الگوریتم پیشنهادی پرداخته و سپس نتایج حاصل از اعمال الگوریتم روی داده‌ها را ارائه کرده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- مشخصات داده‌های مورد استفاده

داده‌های لیدار مورد استفاده در پژوهش حاضر شامل داده‌های بازگشت اول و آخر فاصله و شدت است. داده‌ها دارای ساختار شبکه‌ای منظم‌اند و فاصله بین نقاط شبکه ۱ متر است. تصاویر مربوط به داده‌های لیدار به ابعاد ۶۹۷×۴۷۲ پیکسل هستند. یک تصویر هوایی با قدرت تفکیک بالا (۰/۲ متر) نیز از منطقه وجود دارد. این داده‌ها مربوط به منطقه‌ای شهری واقع در ناحیه راین در غرب کشور آلمان است که شرکت تاپسیس آنها را تهیه کرده است. همان‌طور که در شکل ۱ مشاهده می‌شود، تغییرات فاحشی در بافت منطقه وجود دارد. در سمت راست تصویر مناطق مسکونی با ساختمان‌های تقریباً کوچک مشاهده می‌شود، در حالی‌که در سمت چپ تصویر مناطق صنعتی با ساختمان‌های بزرگ به چشم می‌خورد. پارکینگ‌های

در سال‌های اخیر استخراج راه‌ها، به دلیل اهمیت بالا در بسیاری از کاربردها نظیر حمل‌ونقل، سامانه‌های هدایت خودکار وسایل نقلیه، مدیریت ترافیک، واکنش‌ها در مواقع بحران و نیز تسهیل و تسریع در امر بهنگام‌سازی پایگاه‌های داده موجود، امری ضروری است. به‌طور سنتی، اطلاعات مربوط به راه از طریق استخراج دستی به‌وسیله کاربر از اورتوفتوها و نقشه‌ها، و یا از طریق نقشه‌برداری زمینی به‌دست می‌آید، که البته کاری است بسیار وقت‌گیر، پرهزینه و نیازمند نیروی انسانی زیاد. در دو دهه اخیر استخراج خودکار راه‌ها به موضوعی مهم در سنجش از دور، فتوگرامتری و بینایی رایانه‌ای تبدیل شده است. پیشرفت‌های اخیر در توانایی‌های سامانه لیدار و رشد روزافزون به‌کارگیری داده‌های آن در زمینه‌های مختلف (Mohammadzadeh et al., 2006)، همچنین هزینه پایین، سرعت بالا و قابلیت بالای این فناوری در خودکار کردن فرآیند استخراج عوارض، انگیزه‌ای برای انجام تحقیق در خصوص طراحی الگوریتم‌های استخراج راه‌ها از داده‌های لیدار شده است. ریگر و همکاران در سال ۱۹۹۹ از داده‌های لیدار برای استخراج راه‌ها در مناطق جنگلی استفاده کردند. هوای در سال ۲۰۰۳ روشی را برای استخراج راه‌ها با استفاده از داده‌های فاصله و شدت لیدار ارائه کرد. در این روش از آستانه‌های تعیین شده شدت و فاصله، متناسب با راه‌ها و یک تابع عضویت‌نمایی استفاده شده است. الهارتی و بتل در سال ۲۰۰۳ روشی را برای استخراج خودکار راه‌ها از داده‌های لیدار ارائه کردند. در این روش با اعمال محدودیت‌هایی متناسب با خصوصیات راه بر روی داده‌ها، راه‌ها استخراج شدند. هاگر و برنر در سال ۲۰۰۳ از داده‌های لیدار برای استخراج راه‌ها و پارامترهای هندسی آن استفاده کردند. در روش ایشان از تکنیک بخش‌بندی داده‌ها استفاده شده است. هوای و همکاران در سال ۲۰۰۴ الگوریتمی را برای استخراج راه‌ها از داده‌های لیدار و تصاویر قدرت تفکیک بالا ارائه دادند. کلود و همکاران در سال ۲۰۰۴ الگوریتمی را برای استخراج راه‌ها از

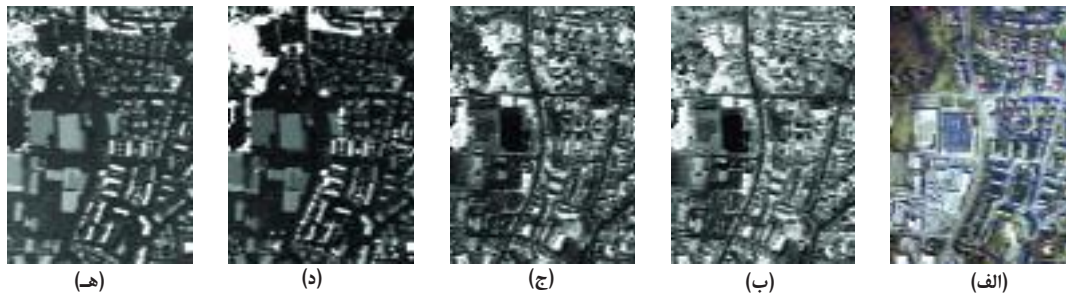
ارائه روشی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان و مورفولوژی ریاضی به منظور آشکارسازی راه‌های شهری از داده‌های لیزر اسکن هوایی

موجود در تصویر به دو کلاس راه و غیرراه، کلاسه‌بندی شوند. برای این منظور، در هر مرحله از الگوریتم، با در نظر گرفتن خصوصیات راه‌ها در داده‌های لیدار، پیکسل‌های راه از پیکسل‌های غیرراه شناسایی می‌شوند و پیکسل‌های غیرراه از مجموعه داده‌ها حذف می‌شوند. شکل ۲ فلوجارت روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

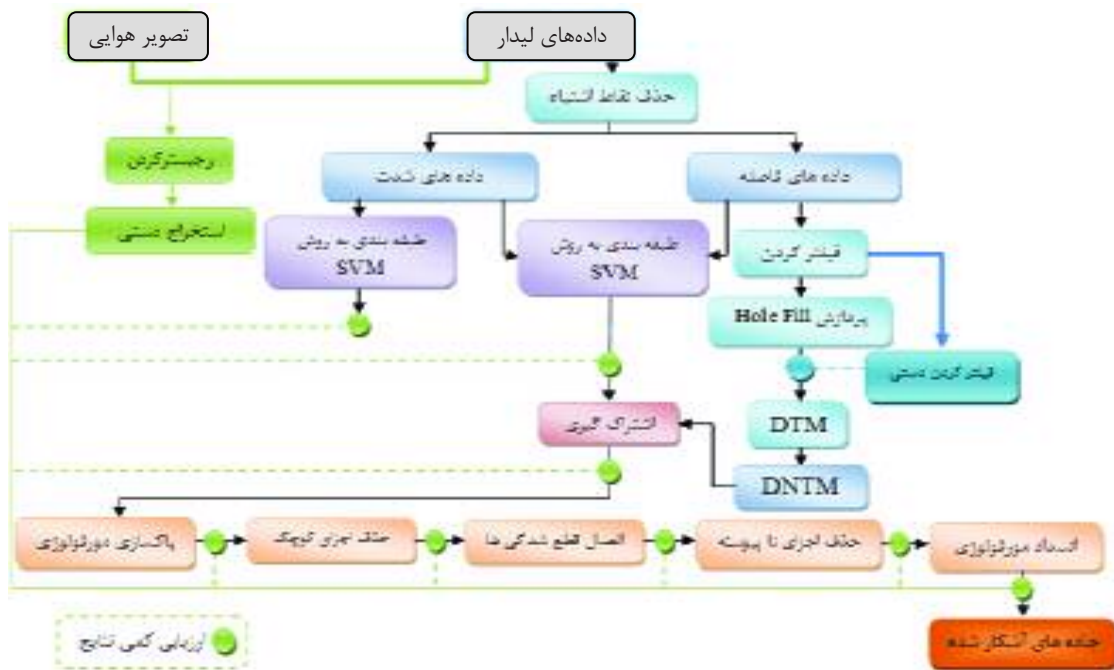
روباژ با تعدادی خودرو در اطراف مناطق صنعتی وجود دارد. در گوشه سمت چپ بالای تصویر پوشش گیاهی نسبتاً متراکمی وجود دارد.

۲-۲ روش پیشنهادی برای آشکارسازی راه از داده‌های لیزر اسکن هوایی

آشکارسازی راه به این مفهوم است که پیکسل‌های



شکل ۱. داده‌های منطقه مورد مطالعه. (الف) تصویر هوایی، (ب) بازگشت اول شدت، (ج) بازگشت آخر شدت، (د) بازگشت اول فاصله، (ه) بازگشت آخر فاصله



شکل ۲. فلوجارت روش پیشنهاد شده در پژوهش حاضر

لایه DNTM با تفاضل DSM و DTM، به صورت رابطه (۲) حاصل شد.

$$\text{DNTM} = \text{DSM} - \text{DTM} \quad \text{رابطه (۲)}$$

۲-۲-۲- طبقه‌بندی مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان (SVM) در این مرحله ابتدا با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، داده‌های شدت لیدار طبقه‌بندی شدند. سپس برای حذف پیکسل‌های مربوط به ساختمان‌هایی که سقف آنها از نظر رادیومتریک مشابه با سطح راه‌هاست، از داده‌های فاصله لیدار نیز علاوه بر داده‌های شدت، در طبقه‌بندی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان استفاده شد.

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های طبقه‌بندی است که در سال ۱۹۶۵ از سوی محقق روسی به نام ولادمیر و پنیگ ارائه شد و اصول آن بر پایه نظریه یادگیری آماری است (Cortes & Vapnik, 1995). در روش مذکور فرض می‌شود که تعدادی الگوی آموزشی به صورت $\{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ وجود دارد که هر یک از آنها یک بردار ویژگی d بعدی دارند و دارای برجسب y_i هستند و $y_i \in \{-1, 1\}$. هدف، حل یک مسئله دسته‌بندی دو کلاسه به صورت بهینه است. فرض کنید این دو کلاس با تابع تمایز به صورت رابطه (۳) و با فوق رویه با رابطه (۴) از یکدیگر تفکیک می‌شوند.

$$f(x) = \text{sign}(w \cdot x + b) \quad \text{رابطه (۳)}$$

$$H: w \cdot x + b = 0 \quad \text{رابطه (۴)}$$

بردار وزن w ، عمود بر فوق رویه جداکننده و b ، مقدار Bias است و منظور از $w \cdot x$ حاصل ضرب داخلی است (Schölkops & Smola, 2002). در واقع چنانچه $\|w\|^2$ مینیمم شود، سپس طبقه‌بندی کننده مینیمم می‌شود.

1. Digital Non-Terrain Model
2. Support Vector Machine
3. Inverse Distance Weighting

مطابق این فلوجارت، الگوریتم دارای ۴ مرحله است. در مرحله اول نسبت به حذف نقاط اشتباه از داده‌های فاصله لیدار و تهیه لایه DNTM^۱ اقدام گردید. در واقع در این مرحله لایه‌های مورد نیاز الگوریتم تهیه می‌شوند. در مرحله دوم ابتدا داده‌های شدت لیدار و سپس هر دو داده شدت و فاصله لیدار با استفاده از ماشین بردار پشتیبان^۲ (SVM) طبقه‌بندی شدند. در مرحله سوم، از داده‌های DNTM برای نزدیک‌تر شدن به راه‌ها استفاده شد. در مرحله چهارم با انجام ۵ مرحله پس پردازش، نتایج نهایی الگوریتم به دست آمد. در ادامه در مورد مراحل مختلف الگوریتم توضیحات بیشتری داده خواهد شد.

۲-۲-۱- پیش پردازش و تهیه لایه‌های مورد نیاز الگوریتم در این الگوریتم از لایه‌های «بازگشت اول و آخر شدت لیدار»، «بازگشت اول و آخر فاصله لیدار» و «DNTM» استفاده شده است. داده‌های شدت به‌طور مستقیم و داده‌های فاصله پس از حذف نقاط اشتباه، قابل استفاده در الگوریتم هستند. به‌منظور حذف نقاط اشتباه از داده‌های فاصله، از قید حداقل مقدار تفاضل مؤلفه Z بازگشت اول و بازگشت آخر استفاده شده است. با توجه به تعریف بازگشت‌های اول و آخر، مقدار تفاضل مؤلفه Z بازگشت اول و بازگشت آخر نباید کمتر از حد آستانه کوچک‌تر باشد. از رابطه (۱) می‌توان برای تشخیص نقاط اشتباه استفاده کرد.

$$\text{First Pulse} - \text{Last Pulse} > T \quad \text{رابطه (۱)}$$

به‌منظور تهیه لایه DNTM، ابتدا با استفاده از الگوریتم فیلتر کردن شیب‌مبنا (Vosselman, 2000) عوارض ارتفاعی از داده‌های فاصله حذف شدند. در این الگوریتم با محاسبه شیب بین هر جفت نقطه در یک شعاع همسایگی، و مقایسه آن با یک آستانه شیب معین، عوارض ارتفاعی شناسایی شدند و از مجموعه نقاط حذف گردیدند. سپس با استفاده از تکنیک درون‌یابی IDW^۳، DTM منطقه تولید شد. در نهایت

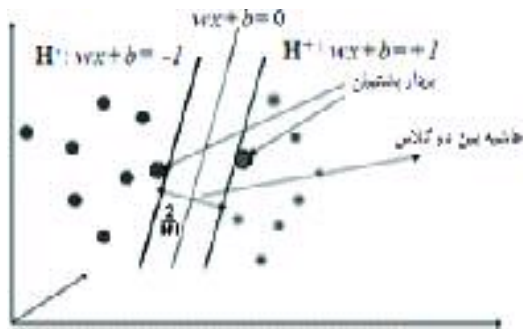
رابطه (۸)

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Maximize } \alpha \\ \text{Subject to } \end{array} \right. \begin{array}{l} \frac{-1}{\gamma} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \alpha_i \alpha_j y_i y_j x_i x_j + \sum_{i=1}^N \alpha_i \\ \alpha_i \geq 0 \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \\ \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \end{array}$$

هر یک از ضرایب لاگرانژ α_i متناظر با یکی از الگوهای x_i است. الگوهای x_i را که متناظر با ضرایب مثبت هستند، بردارهای پشتیبان می‌نامند. تابع تمایز طبقه‌بندی، یک الگوی ورودی x به صورت رابطه (۹) است:

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^N \alpha_i y_i s v_i + b\right) \quad \text{رابطه (۹)}$$

شکل ۳ یک ماشین بردار پشتیبان را در حالت جدایی پذیر نشان می‌دهد.



شکل ۳. ماشین بردار پشتیبان در حالت جدایی پذیر

با استفاده از مفهوم حاصل ضرب داخلی در فضای هیلبرت و قضیه هیلبرت - اشمیت^۳ نشان داده می‌شود که می‌توان بردار x را با تبدیل غیرخطی به فضای با بعد زیادتر انتقال داد و در آن فضا حاصل ضرب داخلی را انجام داد و ثابت کرد که اگر یک کرنل متقارن، شرایط قضیه Mercer را داشته باشد، اعمال این کرنل

$$\|w\| = \left(\sum_{i=1}^d w_i^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad \text{رابطه (۵)}$$

رابطه بین خاصیت تعمیم طبقه‌بندی کننده با نرم بردار وزن را می‌توان به روشی دیگر نیز توجیه کرد: فرض کنید داده‌های دو کلاس، جدایی پذیر باشند و بردارهای ویژگی مرزی کلاس اول روی فوق رویه^۱ H^+ و بردارهای ویژگی مرزی کلاس دوم روی فوق رویه^۱ H^- : $wx + b = -1$ قرار گیرند. الگوهایی که بر روی فوق رویه‌های H^+ یا H^- قرار می‌گیرند بردار پشتیبان نامیده می‌شوند. ناحیه بین دو فوق رویه H^+ و H^- را حاشیه^۱ گویند. فاصله بین دو فوق رویه H^+ و H^- برابر $\frac{2}{\|w\|}$ خواهد بود. طراحی فوق رویه با بیشترین عرض حاشیه یا حاشیه بهینه بر این استوار است که با شرط درست طبقه‌بندی شدن الگوها، عرض ناحیه مرزی حداکثر شود، یا به عبارتی $\frac{2}{\|w\|}$ ماکزیمم شود، یعنی $\|w\|$ مینیمم گردد. هدف این است که الگوها بر روی و یا خارج از ناحیه مرزی واقع شوند، یعنی:

$$y_i (wx_i + b) \geq 1 \text{ for } i = 1, 2, \dots, N \quad \text{رابطه (۶)}$$

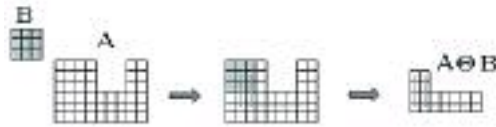
هدف، طراحی یک طبقه‌بندی کننده فوق رویه با ناحیه مرزی بهینه به صورت رابطه (۷) خواهد بود:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Minimize } w \quad \frac{1}{\gamma} \|w\| x^2 \\ \text{Subject to } \quad y_i (wx_i + b) \geq 1 \\ \text{for } i = 1, 2, \dots, N \end{array} \right. \quad \text{رابطه (۷)}$$

رابطه (۷) مسئله بهینه‌سازی از نوع محدب و درجه دوم است، که برای حل آن از تکنیک ضرایب لاگرانژ استفاده می‌شود. بدین ترتیب مسئله دوگان^۲ به صورت رابطه (۸) برای بهینه‌سازی به دست می‌آید.

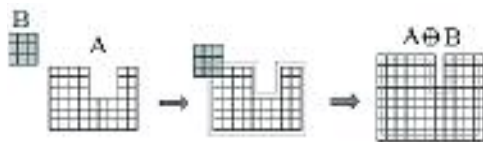
1. Margin
2. Dual Problem
3. Hilbert-Schmidt Theory

ساختاری» می نامند. شکل ۴ اروژن یک تصویر باینری را به وسیله یک عنصر ساختاری 3×3 نشان می دهد.



شکل ۴. عملگر اروژن

عملگر دیلیشن: برای دو مجموعه باینری A و B در فضای Z^2 ، دیلیشن A به وسیله B، که با عبارت $A \oplus B$ نشان داده می شود، از رابطه $A \oplus B = \{x | (\hat{B}_x \cap A) \subseteq A\}$ قابل محاسبه خواهد بود. در شکل ۵، دیلیشن یک تصویر به وسیله یک عنصر ساختاری 3×3 ، نشان داده شده است.



شکل ۵. عملگر دیلیشن

عملگر گشایش^۲: گشایش مجموعه باینری A به وسیله عنصر ساختاری B، به صورت رابطه $A \circ B = (A \oplus B) \oplus B$ تعریف می گردد. این یعنی، گشایش مجموعه A به وسیله عنصر ساختاری B، اروژن مجموعه A به وسیله B و سپس دیلیشن حاصل آن به وسیله B صورت می گیرد. شکل ۶ گشایش تصویر باینری را به وسیله یک عنصر ساختاری 3×3 نشان می دهد.



شکل ۶. عملگر گشایش

در فضای ورودی با بعد کم می تواند به عنوان حاصل ضرب داخلی در فضای هیلبرت با بعد زیاد تلقی شود و محاسبات را به شدت کاهش دهد (Cortes & Vapeenik, 1995). تابع کرنل می تواند به صورت گاوسی، چندجمله ای، تابع پایه شعاعی^۱ (RBF) (Chapelle & Vapenik, 1999)، و یا تانژانت هایپربولیک باشد. برای کاربردهای سنجش از دوری کرنل RBF نتایج بهتری را ارائه می دهد (Van der Linden et al., 2009).

۲-۲-۳- استفاده از لایه اطلاعاتی DNTM

با توجه به اینکه راه ها روی DTM قرار دارند، در لایه DNTM دارای ارزش های نزدیک به صفر هستند. لذا پیکسل هایی که در مرحله طبقه بندی در کلاس راه قرار گرفته اند و در لایه DNTM دارای مقادیر نزدیک به صفر هستند، با احتمال بیشتری واقعاً راه هستند. دلیل استفاده از لایه DNTM، حذف اثر توپوگرافی منطقه است.

۲-۲-۴- پس پردازش

برای بهبود نتایج، لازم است تا با انجام چند مرحله پس پردازش، از میزان خطاهای برجسب گذاری کاسته شود. مراحل انجام پس پردازش به قرار زیر است:

- حذف تزاریس و کاهش شکستگی ها با استفاده از عملگر پاکسازی مورفولوژی ریاضی.

عملگرهای مورفولوژی ریاضی، دسته ای از عملگرها هستند که به صورت گسترده در استخراج شکل از تصاویر، مورد استفاده قرار می گیرند (Gonzalez, 1993, Znage et al. 2003). مبنای مورفولوژی ریاضی بر نظریه مجموعه ها استوار است. در ادامه در مورد چند عملگر مورفولوژی توضیحاتی داده می شود.

عملگر اروژن: برای دو مجموعه باینری A و B در فضای Z^2 ، اروژن A به وسیله B، که با عبارت $A \ominus B = \{x | B_x \subseteq A\}$ نشان داده می شود، با رابطه قابل محاسبه خواهد بود. مجموعه B را «عنصر

1. Radial Basic Function
2. Opening

- وصل کردن قطعه راه‌هایی که به علت حضور درختان یا عوامل دیگر روی آنها به صورت بریده بریده هستند.
- حذف قطعه‌هایی که به صورت منفصل هستند و به شبکه راه‌ها متصل نیستند.
- پر کردن گپ‌های کوچک با استفاده از عملگر انسداد مورفولوژی ریاضی.

۳- نتایج

در این قسمت نتایج اعمال الگوریتم روی داده‌ها، در هر مرحله ارائه می‌گردد.

۳-۱- پیش‌پردازش و تهیه لایه‌های مورد نیاز الگوریتم

با توجه به دقت سامانه‌های لیدار امروزی، انتخاب مقادیر $T < 10\text{cm}$ نمی‌تواند معیار مناسبی برای حد آستانه (T) باشد. با توجه به دقت داده‌های مورد بررسی (15cm)، با در نظر داشتن خطای درون‌یابی فرآیند تبدیل ابر نقاط به داده‌های شبکه‌ای منظم) مقدار آستانه از رابطه (۱۰) محاسبه می‌شود:

$$T \geq \sqrt{\sigma_{\text{FirstPulse}}^2 + \sigma_{\text{LastPulse}}^2}$$

$$= \sqrt{15^2 + 15^2} \Rightarrow T \geq 21\text{cm}$$

با توجه به تراکم بالای داده‌های لیدار و نتیجه رابطه (۱۰)، مقدار $T = 25\text{cm}$ به عنوان مقدار نهایی آستانه انتخاب گردید. با در نظر گرفتن این حد آستانه، تعداد ۱۹۷۳ نقطه به عنوان اشتباه از مجموعه داده‌ها حذف شدند. سپس مقدار آنها به روش درون‌یابی IDW مقادیردهی مجدد گردید. دلیل انتخاب تکنیک درون‌یابی IDW این است که این روش از جمله روش‌های درون‌یابی دقیق^۳ است (حاجب، ۱۳۸۸).

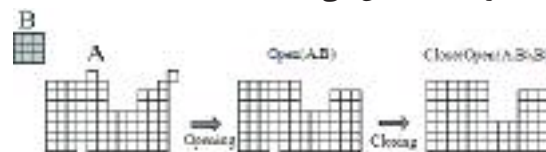
1. Closing
2. Morphological Cleaning
3. Exact

عملگر انسداد^۱: انسداد مجموعه باینری A به وسیله عنصر ساختاری B به صورت رابطه $A \square B = (A \oplus B) \ominus B$ تعریف می‌گردد و این یعنی انسداد مجموعه A به وسیله عنصر ساختاری B ، دیلیشن مجموعه A به وسیله B و سپس اروژن حاصل آن به وسیله B صورت می‌گیرد. شکل ۷ انسداد یک تصویر باینری را به وسیله یک عنصر ساختاری 3×3 نشان می‌دهد.



شکل ۷. عملگر انسداد

عملگر پاکسازی مورفولوژیک^۲: این عملگر، موجب حذف تزاریس و شکستگی‌های کوچک‌تر از ابعاد عنصر ساختاری مورد استفاده می‌گردد. پاکسازی مورفولوژیکی مجموعه باینری A به وسیله عنصر ساختاری B ، به صورت رابطه $A \otimes B = (A \circ B) \square B$ تعریف می‌گردد. رابطه مذکور بدین معناست که پاکسازی مورفولوژیکی مجموعه A به وسیله عنصر ساختاری B ، گشایش مجموعه A به وسیله B و سپس انسداد حاصل آن به وسیله B صورت می‌گیرد. شکل ۸ پاکسازی یک تصویر باینری را به وسیله یک عنصر ساختاری 3×3 نشان می‌دهد.



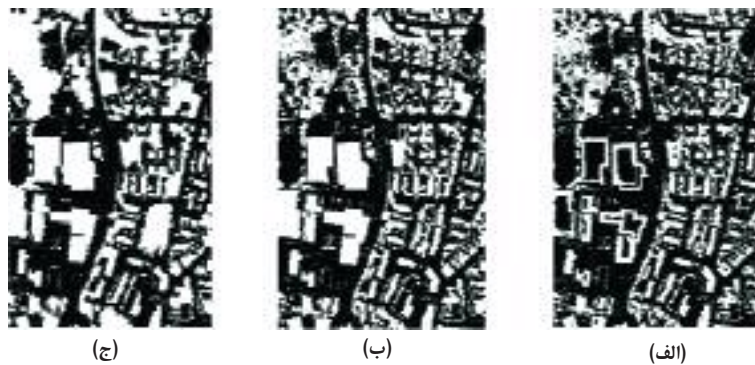
شکل ۸. عملگر پاکسازی مورفولوژیک

- حذف عناصر کوچک‌تر از آستانه‌ای معین. برای این کار لازم است تا ابتدا هر قطعه‌ای که در فرآیند استخراج، برچسب «راه» خورده است شناسایی شود. سپس با شمارش تعداد پیکسل‌های هر قطعه، مساحت آن قطعه محاسبه می‌شود و قطعه‌های کوچک‌تر از آستانه‌ای معین حذف می‌شوند.

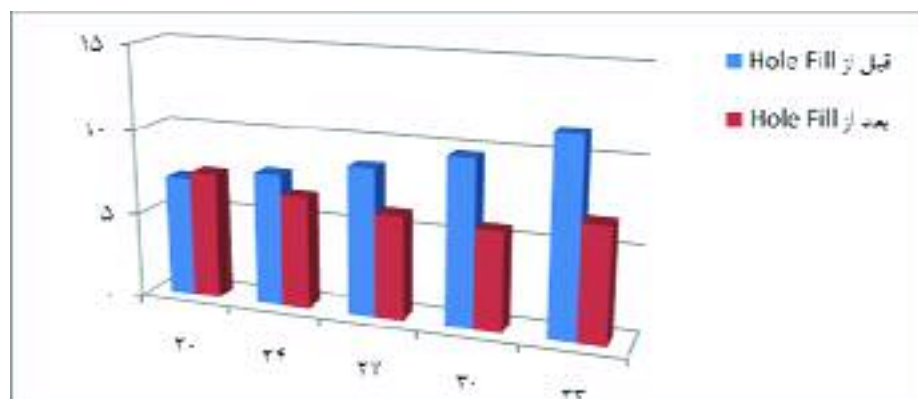
شده‌اند - از پردازش Hole Fill استفاده شده است. بدین ترتیب خروجی‌های الگوریتم شیب مبنا با آستانه شیب‌های مختلف تحت این پردازش قرار گرفتند و پس از ارزیابی دقت، بهترین خروجی به‌عنوان ورودی مرحله بعد انتخاب شد. برای تعیین بهترین خروجی لازم است تا توازن^۱ بین خطاهای نوع اول و دوم و همچنین میزان خطای مجموع را در نظر داشت.

برطبق نتایج موجود نمودارهای شکل‌های ۱۰ و ۱۱، آستانه شیب ۲۷° دارای بهترین توازن بین خطاهای نوع اول و دوم است و خطای مجموع کمی نیز دارد. نتایج عملیات فیلتر کردن داده‌ها در شکل ۹ آورده شده است.

در ادامه، نتایج عملیات فیلتر کردن و فرآیند تولید DTM ارائه شده است. الگوریتم شیب مبنا دارای دو پارامتر ورودی «شعاع همسایگی» و «آستانه شیب» است. با در نظر گرفتن شرایط منطقه و با تکیه بر دانش تجربی، شعاع همسایگی، ۲۵ متر در نظر گرفته شد. به‌منظور انتخاب آستانه شیب بهینه، فرآیند فیلتر کردن داده‌ها با ۵ آستانه شیب ۲۰°، ۲۴°، ۲۷°، ۳۰° و ۳۳° انجام شد. به‌منظور حذف نقاط مربوط به ساختمان‌ها با ابعاد بزرگ‌تر از شعاع همسایگی در نظر گرفته شده (۲۵ متر)، و با توجه به نحوه قرارگیری آنها در کنار سایر نقاط - که به صورت جزایری محاطی در نقاطی هستند که از لبه‌های ساختمان‌های بزرگ حذف



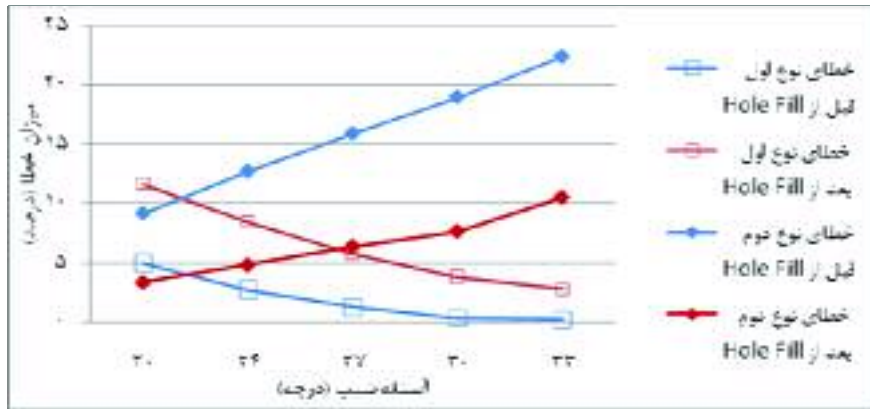
شکل ۹. داده‌های فیلتر شده؛ (الف) خروجی الگوریتم شیب مبنا با آستانه شیب ۲۷°، (ب) فیلترینگ دستی، (ج) پس از پردازش Hole Fill



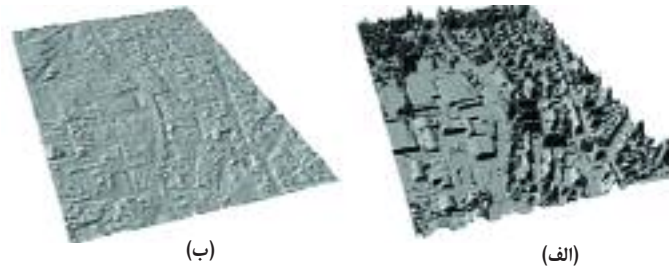
شکل ۱۰. نمودار خطای مجموع الگوریتم شیب مبنا، قبل و بعد از پردازش Hole Fill

1. Trade off

ارائه روشی مبتنی بر ماشین‌های بردار پشتیبان و مورفولوژی ریاضی به منظور آشکارسازی راه‌های شهری از داده‌های لیزر اسکنر هوایی



شکل ۱۱. نمودار خطاهای الگوریتم شیب مینا، قبل و بعد از پردازش Hole Fill



شکل ۱۲. الف) DSM تولید شده با استفاده از اعمال درون‌یابی IDW روی داده‌های بازگشت آخر لیدار

ب) DTM تولید شده با استفاده از اعمال درون‌یابی IDW روی داده‌های فیلتر شده

آموزش شبکه، کل داده‌های منطقه برای طبقه‌بندی وارد SVM شدند. شکل ۱۳-الف، نتیجه طبقه‌بندی داده‌های شدت را نشان می‌دهد.

۳-۳- طبقه‌بندی داده‌های شدت و فاصله لیدار با

استفاده از ماشین بردار پشتیبان

به منظور ایجاد امکان مقایسه نتایج این مرحله با حالت قبل (فقط داده‌های شدت)، پارامترهای تنظیمی و داده‌های آموزشی، مشابه مرحله قبل انتخاب شدند. شکل ۱۳-ب نتیجه طبقه‌بندی داده‌های شدت و فاصله را نشان می‌دهد. در پژوهش حاضر، طبقه‌بندی SVM در محیط نرم‌افزار Neurosolution انجام شده است. در این نرم‌افزار برای انتقال بردارهای ورودی به فضایی با بعد زیادتر، از کرنل تابع پایه شعاعی استفاده می‌شود.

بعد از فیلتر کردن داده‌ها به منظور تهیه DTM، از روش درون‌یابی IDW استفاده شد؛ که نتایج آن در شکل ۱۲ آورده شده است. الگوریتم فیلتر کردن شیب مینا و پردازش Hole Fill در محیط نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده‌اند.

۳-۲- طبقه‌بندی داده‌های شدت لیدار با استفاده

از ماشین بردار پشتیبان

برای آموزش شبکه، تعداد ۹۷۲ داده آموزشی به صورت تصادفی ولی با توزیع همگن از بین مجموعه داده‌ها در نظر گرفته شد که از این بین، تعداد ۲۸۹ داده آموزشی برای کلاس راه و ۶۸۳ داده آموزشی برای کلاس غیرراه انتخاب شده‌اند. پارامتر نرخ یادگیری، ۰/۰۱ و پارامتر تعداد تکرار، ۱۰۰۰ بار انتخاب شده است. پس از



شکل ۱۳. راه‌های آشکار شده؛ (الف) اعمال طبقه‌بندی SVM روی داده‌های شدت، (ب) اعمال طبقه‌بندی SVM روی داده‌های شدت و فاصله، (ج) به‌کارگیری لایه DNTM

۳-۴- استفاده از لایه اطلاعاتی DNTM

در این مرحله ابتدا با انجام آستانه‌گذاری روی داده‌های DNTM، پیکسل‌هایی که در این لایه دارای ارزش‌های نزدیک به صفر هستند شناسایی شدند، سپس اشتراک این پیکسل‌ها و خروجی مرحله قبل، به‌عنوان خروجی این مرحله در نظر گرفته شد. نتیجه استفاده از لایه اطلاعاتی DNTM در شکل ۱۳-ج آورده شده است.

۳-۵- پس‌پردازش راه‌های آشکار شده

در ادامه، نتایج اعمال مراحل مختلف پس‌پردازش آورده شده است.

۳-۵-۱- پاکسازی مورفولوژی

به‌منظور انجام عملیات پاکسازی مورفولوژی، ابتدا عملگر گشایش مورفولوژی با عنصر ساختاری با ابعاد 2×1 و پس از آن عملگر انسداد مورفولوژی با عنصر ساختاری با ابعاد 4×4 به‌کار گرفته شدند. با انجام این عملیات تمامی تک‌پیکسل‌هایی که به غلط برچسب «راه» خورده‌اند، از بین می‌روند، گپ‌های کوچک‌تر از 4×4 پیکسل پر می‌شوند و از زبری لبه‌های راه‌های آشکار شده کاسته می‌شود. نتیجه پاکسازی در شکل ۱۴-الف آورده شده است.

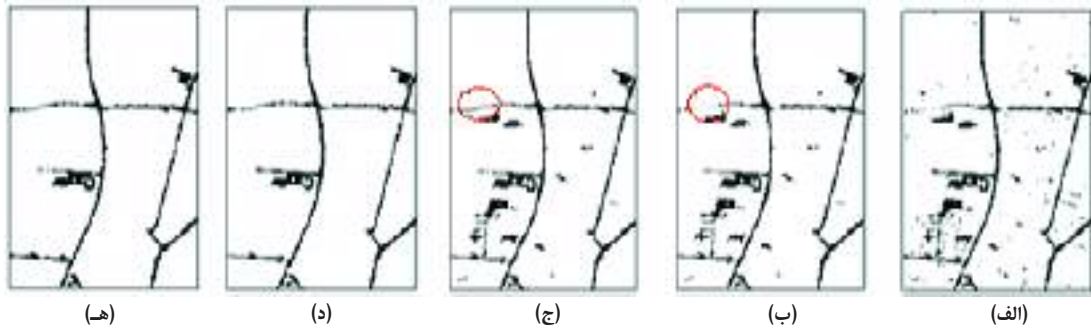
۳-۵-۲- برچسب‌گذاری قطعه‌ها و حذف عناصر

بسیار کوچک

ابتدا قطعاتی که تا این مرحله از آشکارسازی، برچسب «جاده» خورده شناسایی می‌شوند. سپس با شمارش تعداد پیکسل‌های هر قطعه، با توجه به مشخص بودن اندازه پیکسل‌ها ($1m^2$)، مساحت هر قطعه محاسبه می‌گردد. با در نظر گرفتن عرض پهن‌ترین راه در منطقه (۷ پیکسل)، مقدار آستانه $50m^2 (7 \times 7 = 49)$ انتخاب شد. با انجام این کار تعداد زیادی از برچسب‌گذاری‌های اشتباه که نواحی کوچکی را تشکیل داده‌اند حذف می‌شوند. نتیجه حذف عناصر کوچک در شکل ۱۴-ب آورده شده است.

۳-۵-۳- اتصال قطع‌شدگی‌های راه‌های آشکار شده

دلیل اصلی انجام این پردازش، ضرورت متصل بودن راه‌ها، برای انجام پردازش «حذف اجزای ناپیوسته» (مرحله بعد) است. چرا که در غیر این صورت ممکن است قطعه‌های راه که به شبکه اصلی راه‌ها وصل نیستند، به عنوان اجزای ناپیوسته از مجموعه داده‌ها حذف شوند. این مرحله با تکیه بر دانش عامل انسانی و به‌صورت دستی انجام شد. نتیجه اتصال قطع‌شدگی‌ها در شکل ۱۴-ج آورده شده است.



شکل ۱۴. راه‌های آشکار شده؛ (الف) پاکسازی مورفولوژی، (ب) حذف عناصر کوچک، (ج) اتصال قطع‌شدگی‌ها، (د) حذف اجزای ناپیوسته، و (ه) انسداد مورفولوژی

۳-۵-۴- حذف اجزای ناپیوسته

با انجام مرحله قبل، شبکه راه‌ها آشکار شده به صورت شبکه‌ای کاملاً متصل درمی‌آید، لذا تمام قطعه‌هایی را که به این شبکه متصل نیستند، می‌توان به‌عنوان برچسب‌گذاری غلط از مجموعه داده‌ها حذف کرد. به این ترتیب بسیاری از پارکینگ‌هایی که تا این مرحله از الگوریتم باقی مانده‌اند حذف می‌شوند. ولی پارکینگ‌هایی که به راه‌ها متصل‌اند، هنوز در مجموعه داده‌ها باقی هستند، نتیجه حذف اجزای ناپیوسته در شکل ۱۴-د آورده شده است.

۳-۵-۵- انسداد مورفولوژی

برای این کار عملگر انسداد مورفولوژی با عناصر ساختاری 3×3 ، 5×5 و 7×7 اعمال گردید، که از میان آنها عنصر ساختاری 5×5 بهترین نتیجه را در پی داشت. نتیجه انسداد در شکل ۱۴-ه آورده شده است. لازم به ذکر است که تأثیر انجام عملیات انسداد مورفولوژی، تنها بر شدن گپ‌های کوچک‌تر از عنصر ساختاری مورد استفاده است. لذا تفاوت خروجی این مرحله با خروجی مرحله قبل (شکل ۱۴-د) بسیار ناچیز است.

در پژوهش حاضر، کلیه مراحل پس‌پردازش در محیط نرم‌افزار MATLAB پیاده‌سازی شده‌اند.

۳-۶- ارزیابی دقت

به‌منظور ایجاد مبنایی قابل اعتماد برای ارزیابی نتایج الگوریتم آشکارسازی راه، داده‌های مرجع به‌وسیله رقومی کردن دستی راه‌ها از تصویر هوایی دیجیتالی منطقه تهیه شدند. شکل ۱۵ داده‌های مرجع را نشان می‌دهد.



شکل ۱۵. داده‌های مرجع

برای ارزیابی کمی الگوریتم‌های آشکارسازی راه، روشی ارائه شده است که اصول آن بر محاسبه نسبت مقادیری که به‌وسیله نظریه آزمون آماری به‌دست می‌آیند، استوار است (Fischler & Heller, 1998, Wiedemann, 2002). از این روش در چند تحقیق دیگر نیز استفاده شده است. برای هر پیکسل سه حالت مختلف به‌شرح زیر تعریف می‌شود:

(۱) درست - مثبت^۱ (TP): تعداد پیکسل‌هایی که

1. True-positive

بودن^۳، درست بودن^۴ و کیفیت^۵ به منظور ارزیابی کمی نتایج به ترتیب با استفاده از رابطه‌های (۱۱)، (۱۲) و (۱۳) محاسبه می‌شوند:

$$\text{Completeness} = \frac{TP}{TP + FX} \quad \text{رابطه (۱۱)}$$

$$\text{Correctness} = \frac{TP}{TP + FP} \quad \text{رابطه (۱۲)}$$

$$\text{Quality} = \frac{TP}{TP + FP + FN} \quad \text{رابطه (۱۳)}$$

نتایج نهایی الگوریتم آشکارسازی که با روش فوق محاسبه شده، در جدول ۱ آورده شده است. در شکل ۱۶ نتایج به دست آمده در هر مرحله از الگوریتم به صورت نمودار ترسیم شده است.

هم در داده‌های مرجع وجود دارد، هم در خروجی الگوریتم؛ به عبارت دیگر تعداد پیکسل‌هایی که به درستی طبقه‌بندی شده‌اند.

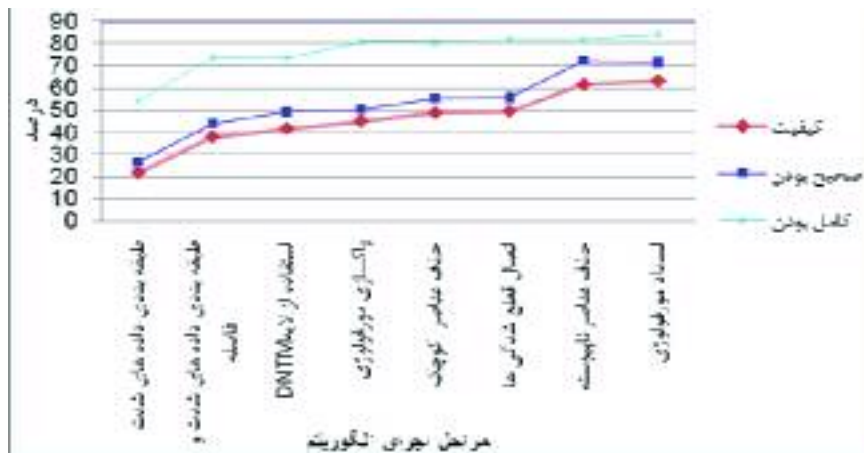
۲) غلط - مثبت (FP): تعداد پیکسل‌هایی که در داده‌های مرجع وجود ندارد، ولی در خروجی الگوریتم وجود دارد؛ به عبارت دیگر تعداد پیکسل‌هایی که به غلط برچسب «راه» خورده‌اند.

۳) غلط - منفی (FN): تعداد پیکسل‌هایی که در داده‌های مرجع وجود دارد، ولی در خروجی الگوریتم وجود ندارد؛ به عبارت دیگر تعداد پیکسل‌هایی که به غلط برچسب «راه» نخورده‌اند.

پس از تعیین پارامترهای مذکور، نسبت‌های کامل

جدول ۱. نتایج نهایی آشکارسازی راه‌ها

پارامترهای ارزیابی کمی	TP	FP	FN
تعداد	۱۳۲۷۲	۵۲۶۰	۲۴۶۱
پارامترهای ارزیابی کمی	صحیح بودن	کامل بودن	کیفیت
درصد	۷۱/۶۱	۸۴/۳۵	۶۳/۲۲



شکل ۱۶. منحنی ارزیابی دقت در مراحل مختلف الگوریتم

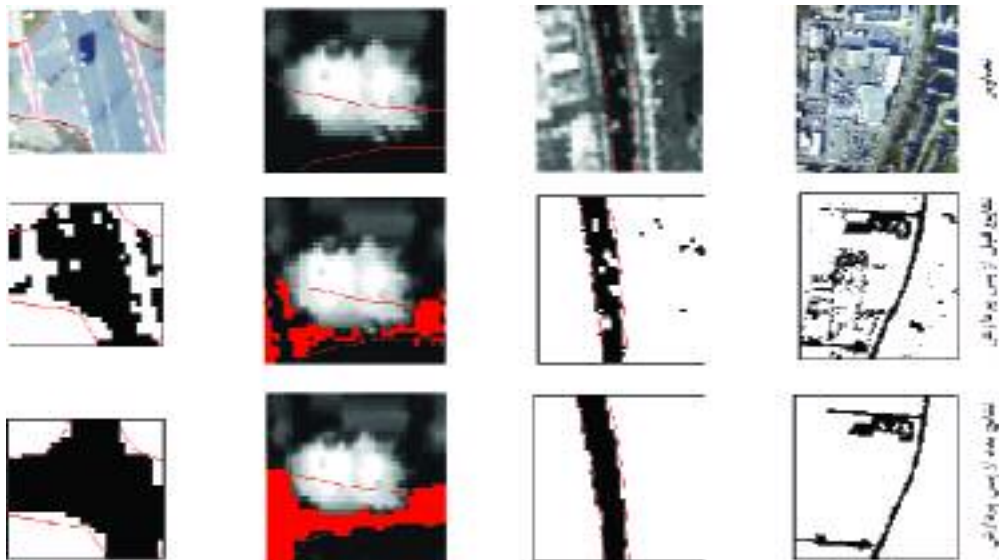
1. False-positive
2. False-Negative
3. Completeness
4. Correctness
5. Quality

۴- بحث و نتیجه‌گیری

۴-۱- بحث

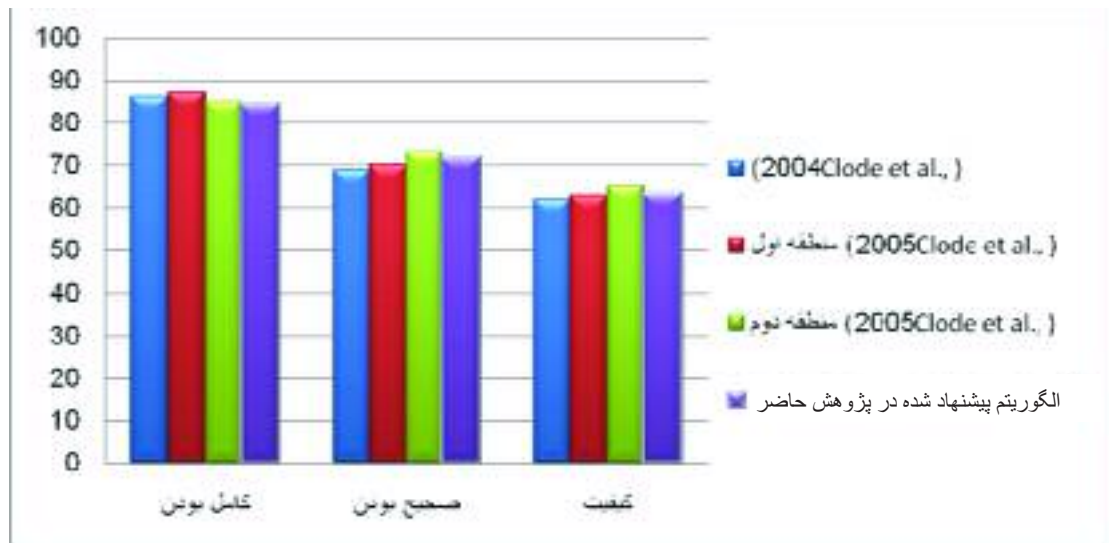
در الگوریتم‌های آشکارسازی راه از داده‌های لیدار، از پردازش‌های مختلفی بهره گرفته می‌شود. آستانه‌گذاری ساده، آستانه‌گذاری همراه با تعریف یک تابع عضویت، تکنیک‌های بخش‌بندی، تکنیک رشد ناحیه و انواع روش‌های طبقه‌بندی از آن جمله هستند. از بین روش‌های فوق، روش طبقه‌بندی نتایج خوبی را - به‌ویژه در مورد داده‌های شبکه‌ای منظم - در پی داشته است. در پژوهش حاضر از ماشین بردار پشتیبان - که یکی از روش‌های طبقه‌بندی پیشرفته است - برای طبقه‌بندی داده‌های لیدار استفاده شده که نتایج آن رضایت‌بخش است. همان‌طور که در نمودار شکل ۱۶ مشاهده می‌شود، هر سه پارامتر کامل بودن، صحیح بودن و کیفیت، با انجام هر مرحله از الگوریتم افزایش یافته‌اند، که این خود بیانگر مفید بودن انجام مراحل مختلف الگوریتم پیشنهاد شده است. در مرحله‌های «طبقه‌بندی داده‌های شدت و فاصله» و «حذف عناصر ناپیوسته»، نتایج آشکارا بهبود می‌یابند، که نشان‌دهنده

اهمیت انجام این مراحل است. البته لازم به ذکر است شرط منطقی بودن انجام مرحله «حذف عناصر ناپیوسته»، اطمینان از پیوسته بودن شبکه جاده‌های آشکار شده است و این امر اهمیت انجام مرحله «اتصال قطع‌شدگی‌ها» را گوشزد می‌کند، هر چند خود این مرحله (اتصال قطع‌شدگی‌ها) تأثیر چندانی روی بهبود نتایج ندارد. همچنین افزایش پارامترهای کامل بودن، صحیح بودن و کیفیت، به ترتیب از ۷۳/۱۵ درصد، ۴۹/۲۶ درصد و ۴۱/۷۲ درصد تا قبل از انجام پس‌پردازش به ۸۴/۳۵ درصد، ۷۱/۶۱ درصد و ۶۳/۲۲ درصد بعد از آن، ضرورت انجام پس‌پردازش را نشان می‌دهد. الگوریتم پیشنهاد شده در پژوهش حاضر در مواجهه با اکثر عوامل بالا بردن خطاهای کلاسه‌بندی، به خوبی رفتار کرده است. پارکینگ‌های روباز، ماشین‌ها و عوارض قرار گرفته روی راه‌ها، درختان کنار راه‌ها، و خط‌کشی‌های راهنمایی و رانندگی چند نمونه از این عوامل هستند. شکل ۱۷ خروجی الگوریتم را در چنین نواحی‌ای نشان می‌دهد.



شکل ۱۷. عملکرد الگوریتم در مواجهه با عوامل ایجاد خطا، قبل و بعد از پس‌پردازش

(الف) پارکینگ‌های روباز (ب) ماشین‌ها و عوارض روی راه‌ها (ج) درختان (د) خط‌کشی راهنمایی و رانندگی



شکل ۱۸. مقایسه نتایج الگوریتم پیشنهاد شده با روش‌های ارائه شده از سوی کلود و همکاران (۲۰۰۴ و ۲۰۰۵)

حاضر و حتی الگوریتم پیشنهاد شده در همان پژوهش روی منطقه اول است.

۴-۲- نتیجه‌گیری

عارضه راه دارای پیچیدگی‌های فراوانی در تصاویر اپتیکی است و استفاده از اطلاعات ارتفاعی می‌تواند کمک بسزایی در بهبود نتایج داشته باشد. اگر چه ممکن است سقف ساختمان‌ها با مصالحی نظیر راه‌ها پوشیده شده باشد و این دو دارای مقادیر شدت یکسان باشند، ولی به واسطه اختلاف ارتفاعی ساختمان‌ها با راه‌ها، با به‌کارگیری داده‌های فاصله لیدار به راحتی می‌توان آنها را از هم جدا کرد. درختان، هم در داده‌های فاصله و هم در داده‌های شدت با راه‌ها اختلاف دارند. بنابراین جدا کردن آنها از راه‌ها آسان است. چمن‌ها در تصاویر مربوط به داده‌های شدت با تن روشن ظاهر می‌شوند. بنابراین تفکیک چمن‌ها از راه‌ها، که با تن تیره در تصویر داده‌های شدت ظاهر می‌شوند، به خوبی امکان‌پذیر است. در پژوهش حاضر، الگوریتم مناسبی برای آشکارسازی راه مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان و مورفولوژی ریاضی پیشنهاد گردید. یکی از نتایج مهم پژوهش حاضر این است که اگر چه

همان‌طور که در شکل ۱۷ مشاهده می‌شود، الگوریتم در مواجهه با بیشتر عوامل ایجاد خطا به خوبی عمل کرده است و همه شکاف‌های ناشی از خط‌کشی‌های روی راه‌ها به درستی پر شده‌اند. پارکینگ‌های روباز غیرمتصل به راه‌ها همگی به درستی حذف شده‌اند ولی پارکینگ‌های روباز که به راه‌ها اتصال قوی دارند، به اشتباه در مجموعه داده‌ها باقی مانده‌اند. همچنین عملکرد الگوریتم در مواجهه با درختان بسیار بزرگ، متوسط ارزیابی می‌شود. نتایج نهایی الگوریتم پیشنهاد شده در این تحقیق در مقایسه با نتایج سایر روش‌ها از دقت مطلوبی برخوردار است. در نمودار شکل ۱۸ مقایسه‌ای بین نتایج الگوریتم پیشنهاد شده در پژوهش حاضر و نتایج روش‌های کلود و دیگران (Clode et al., 2004, 2005) که در آنها برای ارزیابی کمی نتایج از روش یکسان با ارزیابی کمی نتایج در این تحقیق استفاده شده، صورت گرفته است.

لازم به ذکر است پیچیدگی بافت شهری منطقه دوم نسبت به منطقه اول در پژوهش کلود و همکاران (2005) و همچنین منطقه مورد مطالعه در تحقیق حاضر کمتر است که این خود دلیل نتایج بهتر آن نسبت به نتایج الگوریتم پیشنهاد شده در پژوهش

Alharthy, A., Bethel, J., 2003, **Automated Road Extraction from LiDAR Data**, ASPRS 2003 Annual Conference Proceedings, May 5-9, Anchorage, Alaska (American Society for Photogrammetry and Remote Sensing, Anchorage, Alaska), unpaginated CDROM, pp. 1-8.

Chapelle, O., Vapnik, V., 1999, **Model Selection for Support Vector Machines**, In: Proc. Neural Information Processing Systems (NIPS) Conference, Denver, Colorado, USA, 29 November – 4 December 1999, pp. 230-236.

Clode S., Kootsookos P., Rottensteiner F., 2004, **The Automatic Extraction of Roads from LiDAR Data**, Proceedings of the XXth ISPRS Congress at Istanbul, International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing, and Spatial Information Sciences, Vol. XXXV, Part B3, pp. 231- 236, Istanbul (Turkey).

Clode, S. P., Rottensteiner, F., & Kootsookos, P., 2005, **Improving City Model Determination by Using Road Detection from LiDAR Data**, In Stilla, U., Rottensteiner, F., & Hinz, S. (Eds.), International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, volume XXXVI-3/W24, pp. 159–164., Vienna, Austria, International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.

Cortes.C., Vapnik, V., 1995, **Support-Vector Networks**, Machine Learning, Vol. 20, pp. 273- 297.

استفاده از اطلاعات DNTM به جای داده‌های فاصله بسیار مفید واقع شده، ولی تأثیر مثبت آن در نواحی با توپوگرافی پیچیده ملموس‌تر است. در منطقه مورد مطالعه در این تحقیق با توجه به هموار بودن منطقه، اطلاعات موجود در این لایه تفاوت زیادی با داده‌های فاصله ندارد. بنابراین، با توجه به اینکه از داده‌های فاصله در مرحله طبقه‌بندی استفاده شده، از اثر مثبت استفاده از این لایه در الگوریتم کاسته شده است. با این حال، استفاده از این لایه به بهبود نتایج انجامیده است. از دیگر نتایج این تحقیق تأثیر چشمگیر انجام پس‌پردازش بر کاهش خطاهای برچسب‌گذاری نقاط است. استفاده از عملگرهای مورفولوژی در این زمینه مناسب بوده است. انتخاب اندازه عنصر ساختاری مورد استفاده در عملگرهای مورفولوژی بسیار مهم است. عناصر ساختاری بزرگ باعث بین رفتن برخی جزئیات می‌شوند.

۵- پیشنهادها

پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی، به حذف پارکینگ‌های روباز که به راه‌ها متصل هستند - با در نظر گرفتن خصوصیات هندسی راه‌های منطقه نظیر حداکثر پهنای راه - اقدام گردد. با توجه به اهمیت انجام مرحله «اتصال قطع‌شدگی‌ها» که در پژوهش حاضر به‌طور دستی صورت گرفته است، پیشنهاد می‌شود به‌منظور بیشتر شدن درجه خودکار شدن الگوریتم، به خودکار کردن انجام این مرحله اقدام شود.

۶- منابع

Akel, N.A., Kremeike, K., Filin, S., Sester, M., Doytsher, Y., 2005, **Dense DTM Generalization Aided by Roads Extracted from LiDAR Data**, ISPRS journal of Photogrammetry and Remote Sensing, Workshop Commission III, WG 3, pp. 54-59, Enschede.

- Fischler, M.A., Heller, A.J., 1998, **Automated Techniques for Road Network Modeling**, DARPA Image Understanding Workshop, Monterey, CA, pp. 501-516.
- Gonzalez, 1993, **Digital Image Processing**, Addison-Wesley.
- Harvey, W., McKeown, D., 2008, **Automatic Compilation 3D Road Feature using LiDAR and Multy-Spectral Source Data**, ASPRS , Annual Conference. Portland, Oregon, April 28 – May 2.
- Hatger, C., Brenner, C., 2003, **Extraction of Road Geometry Parameters from Laser Scanning and Existing Databases**, In International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, volume XXXIV-3/W13, pp. 225–230, Dresden, Germany. International Society for Photogrammetry and Remote Sensing.
- Hu, X., Tao.V., Hu, Y., 2004, **Automatic Road Extraction from Dense Urban Area by Integrated Processing of High Resolution Imagery and LiDAR Data**, NATURAL RESOURCES, Vol. 35, PART 3, p. 320-324.
- Hu, Y., 2003, **Automated Extraction of Digital Terrain Models**, Roads and Buildings Using Airborne LiDAR Data, <http://www.geomatics.ucalgary.ca/links/GradTheses.html>.
- Li, J., Lee, H.J., Cho, G.S., 2008, **Parallel Algorithm for Road Points Extraction from Massive LiDAR Data**, International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications, p. 308-315.
- Mohammadzadeh, A., Valadan Zoej, M.J., Tavakoli, A., 2006, **An Overview to the Applications of Airborne LiDAR Systems**, The 13th Australian Remote Sensing and Photogrammetry Conference, Sensor Technologies (2) High Spatial Resolution, 23 November, Canberra, Australia.
- Rieger, W., Kerschner, M., Reiter, T., Rottensteiner, F., 1999, **Roads and Buildings from Laser Scanner Data within a Forest Enterprise**, In: IAPRS, ISPRS Workshop, Vol. 32, La Jolla, California, pp. 185 – 191.
- Schölkopf, B, Smola, A.J., 2002, **Learning with Kernels**, MIT Press, Cambridge, MA.
- Van der Linden, S., Rabe, A., Okujeni, A., Hostert, P., 2009, **Image SVM Classification**, Application Manual: imageSVM version 2.0, Humboldt-Universität zu Berlin, Germany.
- Vosselman, G., 2000, **Slope based Filtering of Laser Altimetry Data**, International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences 33 (Part B3), pp. 935–942 (WG III/3, Amsterdam, The Netherlands).

Wiedemann, C., 2002, **Improvement of Road Crossing Extraction and External Evaluation of the Extraction Results**, In: International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, Vol. 34, Number 3B, pp. 297–300.

Zhang, K., Chen, S.C., Withman, D., Shyu, M.L., Yan, J., Zhang, C., 2003, **A Progressive Morphological Filter for Removing Nonground Measurements from Airborne LiDAR Data**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing , Vol. 41, pp. 872-882.