

# بهبود طبقه‌بندی منطقه شهری با استفاده از تلفیق تصاویر اپتیک چندباندی و لایدار با قدرت تفکیک مکانی بالا

طاهر رضا محمد<sup>۲</sup>

احسان حقوقی فرد<sup>۴</sup>

علیرضا ارفته<sup>۱</sup>

علی حسینقلی زاده<sup>۳</sup>

تاریخ پذیرش مقاله: ۹۷/۰۳/۰۴

تاریخ دریافت مقاله: ۹۶/۰۸/۲۴

\*\*\*\*\*

## چکیده

امروزه با گسترش مناطق شهری تولید اطلاعات دقیق و به روز از جمله اطلاعات اساسی، به منظور مدیریت و برنامه‌ریزی شهرها است. گسترش روز افزون تکنولوژی سنسجش از دور امکان استخراج اطلاعات متنوع از پوشش‌های شهری را فراهم آورده که موجب جلب توجه محقق‌های فراوانی به این موضوع شده است. وجود عوارض متنوع و نیز کاربری‌های مختلف اطلاعات مکانی مناطق شهری، تلفیق منابع داده مختلف به منظور شناسایی عوارض را به امری کاربردی مبدل کرده است. هدف این تحقیق تلفیق ویژگی‌های بهینه استخراج شده از داده‌های اپتیک و لایدار به منظور شناسایی عوارض شهری در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. در این راستا ویژگی‌های مختلفی از هر یک از این داده‌ها استخراج شده است. از جمله این ویژگی‌ها می‌توان به ویژگی‌های رنگی، شاخص گیاهی و بافت از تصویر اپتیک و ویژگی‌های نرمی، مدل ارتفاعی رقومی نرمال و زبری از تصویر لیدار اشاره نمود. سپس به منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. در انتها با استفاده از روش طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان به شناسایی عوارض مورد نظر پرداخته شده است. دقت طبقه‌بندی کننده الگوریتم ماشین‌بردار پشتیبان در منطقه مورد مطالعه با استفاده از ویژگی‌های بهینه و داده‌های اولیه ۸۸/۷۳۴ محاسبه شده که نسبت به طبقه‌بندی داده اولیه اپتیک چندباندی دارای بهبود ۲۵/۴۳۸ درصدی و نسبت به طبقه‌بندی داده اولیه لایدار دارای بهبود ۱۸/۲۳۶ درصدی است. نتایج بررسی نشان دهنده افزایش دقت طبقه‌بندی با استفاده از ویژگی‌های بهینه در کنار باندهای اولیه است.

واژه‌های کلیدی: مناطق شهری، تصاویر اپتیک و لایدار، تلفیق در سطح و ویژگی، الگوریتم ژنتیک، ماشین‌بردار پشتیبان.

\*\*\*\*\*

- 
- ۱- کارشناس ارشد سنسجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران (نویسنده مسئول) Arofteh@ut.ac.ir
  - ۲- کارشناس ارشد سنسجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری و اطلاعات مکانی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران Tahir.mohammed@ut.ac.ir
  - ۳- کارشناس ارشد سنسجش از دور و سیستم اطلاعات مکانی، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی تهران Ali.hosinzade.khu@gmail.com
  - ۴- دانشجوی کارشناس ارشد مدیریت شهری، دانشکده اقتصاد و مدیریت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد شیراز Ehsan1404.um@gmail.com

۱- مقدمه

Salehi و همکاران در سال ۲۰۱۲ با اضافه نمودن اطلاعات بافتی در طبقه‌بندی عوارض شهری با افزایش ۲ تا ۱۱ درصدی دقت طبقه‌بندی و شناسایی عوارض شهری همراه شدند. همچنین آن‌ها نشان دادند که اطلاعات بافتی در روش‌های پیکسل مبنا نسبت به روش‌های شیء مبنا از کارایی بالاتری در افزایش دقت کل طبقه‌بندی برخوردار هستند و اینکه استفاده از اطلاعات بافت همواره دقت تمام کلاس‌ها را افزایش نخواهد داد (Salehi et al., 2012).

Xuehua و همکاران در سال ۲۰۱۷ با اضافه نمودن اطلاعات بافتی، مورفولوژی و موجک به طبقه‌بندی عوارض شهری داده‌های اپتیک چندباندی و مادون قرمز بلند پرداخته‌اند. به این منظور از پنج روش شامل چهار روش پیکسل پایه طیف مبنا، طیف و مکان مبنا، اشتراک طبقه‌بندی کننده‌ها و طبقه‌بندی ویژگی‌های استخراجی و یک روش شیء مبنا شامل قطعه‌بندی کننده چندگانه و طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان، به منظور طبقه‌بندی عوارض شهری استفاده شده است. نتایج تحقیق نشان دهنده دقت مناسب‌تر روش شیء مبنا نسبت به سایر روش‌های مورد استفاده در این تحقیق است (Xuehua et al., 2017).

با حضور داده‌های لیدار و به علت قابلیت‌هایی که این داده در ایجاد اطلاعات مناسب سه‌بعدی، شدت روشنایی و اطلاعات ارتفاعی مناسب از سطح عوارض داشت، استفاده از آنها به منظور طبقه‌بندی سطح زمین بیش از پیش گسترش یافته است (Clode, 2004 و Wei, 2011). طبقه‌بندی داده‌های لیدار در اولین مراحل خود تنها با استفاده از اطلاعات شدت روشنایی صورت پذیرفت (Flood, 2001). در همین راستا تحقیقاتی تنها از همین بخش از داده‌های لیدار به منظور استخراج عوارضی نظیر ساختمان (Axelsson, et al., 1999) و پوشش گیاهی (Cobby, et al., 2003) و Mason, et al., 2003 استفاده کردند. در ادامه استفاده از داده‌های ارتفاعی در کنار داده‌های شدت روشنایی به منظور طبقه‌بندی داده‌های لیدار مورد توجه قرار گرفت (Brennan, et al., 2006). سپس از داده‌های لیدار و تصاویر در کنار هم،

توسعه روز افزون مناطق شهری، نیاز به اطلاعات متنوع از محیط شهری و نیز پیشرفت‌های فناوری؛ اهمیت شناسایی و طبقه‌بندی اتوماتیک و نیمه اتوماتیک این گونه از پوشش زمین را دو چندان کرده است. تنوع داده‌های سنجش از دوری بستر گسترده‌ای را در زمینه استخراج عوارض شهری به وجود آورده است. با پرتاب سنجنده‌های ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی کمتر از ۱ متر انقلاب شگرفی در تمایل محققین سنجش از دوری جهت طبقه‌بندی عوارض شهری ایجاد شد. طبقه‌بندی و شناسایی پوشش زمین از اهمیت بالایی در مباحث سنجش از دوری و فتوگرامتری برخوردار است. تصاویر از مهمترین و گاه تنها منبع ورودی طبقه‌بندی کننده‌ها می‌باشند. در این میان، قدرت تفکیک مکانی تصاویر از تأثیرگذارترین پارامترهای استخراج و طبقه‌بندی عوارض شهری در تعیین نوع و دقت استخراج عوارض هستند (Huang et al., 2014).

عوارض شهری با تنوع و ساختارهای هندسی مختلف جهت شناسایی و طبقه‌بندی با سختی بسیار همراه هستند. مسئله اصلی در این مناطق وجود کلاس‌های متنوع با شباهت طیفی بالا است که امکان طبقه‌بندی با دقت بالا را کاهش می‌دهد. بسیاری از ماهواره‌های سنجش از دور سنجنده‌هایی دارند که قادر به دریافت اطلاعات از سطح زمین و عوارض موجود روی آن در باندهای مرئی و مادون قرمز هستند. به منظور بهبود معایب روش‌های طبقه‌بندی و شناسایی بر اساس تصاویر اپتیک، تحقیقات صورت گرفته است.

Wolff و Carleer در سال ۲۰۰۶ جهت طبقه‌بندی و شناسایی عوارض شهری از طبقه‌بندی بر اساس داده‌های مکانی/طیفی استفاده کردند. در روش آن‌ها در چند مرحله قطعه‌بندی انجام گرفت. در هر مرحله قطعه‌بندی با پارامترهای مختلف از تصویر خام فضای ویژگی آماری تولید گردید. در نهایت با تلفیق تصویر خام و فضاها و ویژگی تولیدی، طبقه‌بندی شیء مبنا انجام گرفت (Carleer and Wolff, 2006).

تحقیق از داده‌های لیدار در کنار سایر باندهای ثبت شده نظیر هوایی و مادون قرمز استفاده شد. در روش طبقه‌بندی قانون- مینا برای کاهش False Positive در طبقه‌بندی کننده بیشترین شباهت از روابط بافتی و مکانی کلاس‌های مختلف استفاده شده است. در همه قوانین استفاده شده در طبقه‌بندی سعی گردیده با تعیین تعدادی حد آستانه، استخراج و تشخیص ساختمان‌ها و به خصوص اتومبیل‌ها با سهولت و سرعت بیشتری انجام شود. سپس دو روش بیشینه شباهت ساده و بیشینه شباهت قانون- مینا روی مجموعه داده اجرا و نتایج هر یک ارزیابی شده است. نتایج ارائه شده در این تحقیق نشان می‌دهد که استفاده از روابط مکانی می‌تواند نتایج مناسبی را در زمینه استخراج عوارض را فراهم آورد (Wei, Bartels., 2006).

Alonso و Malpica به بررسی اثر داده ارتفاعی لیدار بر داده چندباندی اسپات ۵ به منظور طبقه‌بندی منطقه نیمه شهری پرداخته‌اند. منطقه مورد مطالعه شامل پنج کلاس است که به منظور طبقه‌بندی از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. نتایج تحقیق نشان دهنده بهبود دقت طبقه‌بندی پس از تلفیق داده‌های اسپات و لیدار نسبت به طبقه‌بندی جداگانه هر یک از این تصاویر است (Alonso, Malpica., 2008).

Gerke و Xiao به منظور شناسایی اتوماتیک عوارض شهری از داده‌های لیدار و اپتیک چندباندی استفاده نموده‌اند. در این تحقیق با استفاده از قطعه‌بندی و طبقه‌بندی نظارت شده و نظارت نشده به شناسایی چهار کلاس ساختمان، درخت، زمین‌های دارای گیاه و زمین‌های مهر و موم شده پرداخته‌اند (Xiao, Gerke., 2014).

Sinagra و Lim به منظور طبقه‌بندی منطقه شهری استراسبورگ فرانسه از داده‌های لیدار هوایی و اپتیک چندباندی کوئیک‌برد<sup>۲</sup> استفاده کرده‌اند. در این راستا به استخراج ویژگی‌های طیفی و بافتی از تصویر اپتیک و همچنین ویژگی‌های ارتفاعی از تصاویر لیدار پرداخته شده است. سپس با استفاده از روش طبقه‌بندی کننده SVM منطقه

به منظور بهبود نتایج طبقه‌بندی و تعریف تلفیق در سطح داده نیز استفاده شد (Li., 2008 و Koetz, Cort., 2008).

علاوه بر تفاوت تحقیقات انجام شده در طبقه‌بندی داده‌های لیدار از نظر نوع داده مورد استفاده، تحقیقات بر اساس تعداد کلاس مورد استفاده در طبقه‌بندی نیز متفاوت می‌باشند. به همین منظور کلیه تحقیقات انجام شده در زمینه طبقه‌بندی داده‌های لیدار را از این نظر می‌توان در دو دسته قرار داد. روش‌هایی که داده‌های لیدار تنها به دو کلاس زمین و غیرزمین تقسیم می‌شوند که از روش‌های قدیمی‌تر می‌باشند و روش‌هایی که داده‌ها را به عوارض مختلف نظیر ساختمان‌ها، جاده، درخت و غیره تقسیم می‌کردند. تحقیقات دسته اول معمولاً با هدف ایجاد مدل ارتفاعی رقومی انجام می‌شدند. Kraus و Pfeifer پوشش گیاهی در مناطق جنگلی را در مقابل زمین در نظر گرفتند (Kraus., 1998 Pfeifer,).

Vosselman از روش‌های گرادیان- مینا برای جداسازی زمین از ساختمان استفاده نمود. (Vosselman., 2000). Zhang از یک روش تکراری براساس فیلترهای مورفولوژیک برای جداسازی نقاط زمین از غیرزمین استفاده کرد (Zhang., 2010).

در تحقیقات دسته دوم که به منظور استخراج و شناسایی عوارض مختلف به کار رفتند سعی شد کلاس‌هایی برای عوارض ساختمان، درخت، جاده، نواحی ساحلی و غیره نیز تعریف شود. به عنوان مثال Axelsson با استفاده از الگوریتم‌های فیلترینگ و طبقه‌بندی، داده‌ها را به کلاس‌های زمین، ساختمان و غیره تقسیم کرد (Axelsson., 1999) و یا Ostir از کلاس‌های درخت، چمنزار، ساختمان، جاده و زمین استفاده کرد (Ostir., 2008).

با توجه به توانایی‌ها و ویژگی‌های متفاوت داده‌های اپتیک چندباندی و لیدار در شناسایی عوارض مختلف زمینی، استفاده همزمان از این نوع داده‌ها به منظور بهبود نتایج، امری منطقی در سنجش از دور می‌باشد.

Wei و Bartels یک روش قانون مینا برای بهبود دقت طبقه‌بندی حاصل از روش‌های بیشترین شباهت روی داده‌های لیدار با قدرت تفکیک بالا ارائه نمودند. در این

1- Support Vector Machine (SVM)

2- Quickbird

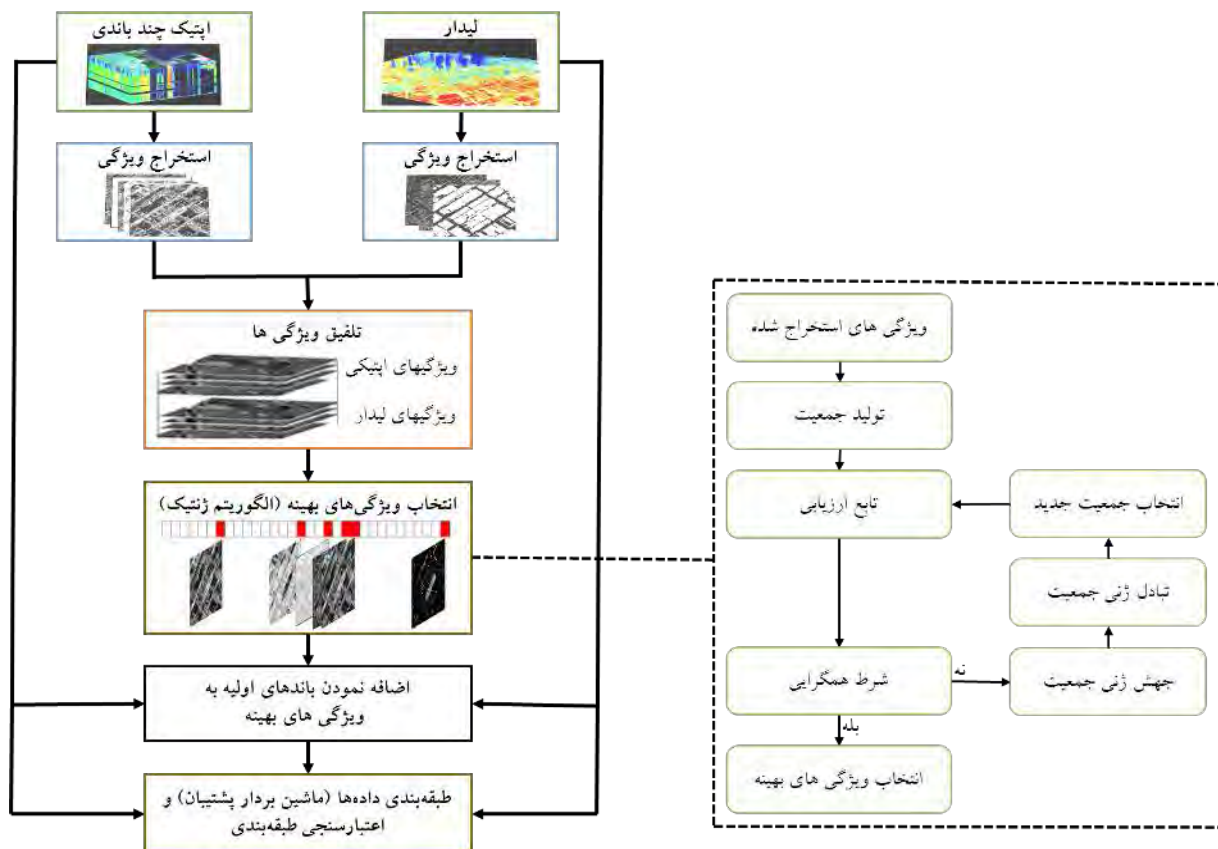
روش انجام تحقیق شامل مراحل استخراج ویژگی، انتخاب ویژگی های بهینه و طبقه بندی، ارائه شده است. بخش سوم، به پیاده سازی روش انجام تحقیق پرداخته و در انتها در بخش چهارم، به بحث در خصوص نتایج و ارائه پیشنهادهای برای تحقیقات آتی پرداخته شده است.

## ۲- روش انجام تحقیق

در این بخش، ابتدا با توجه به تنوع عوارض شهری موجود در تصاویر، به استخراج ویژگی ها پرداخته شده است. البته هر یک از این داده ها دارای ویژگی های مناسبی برای کشف عوارض هستند که به عنوان مثال می توان در داده اپتیک چندباندی به مواردی از قبیل شاخص های گیاهی، رنگ و بافت و در داده لیدار به مواردی از قبیل مدل ارتفاعی رقومی نرمال، زبری و شیب اشاره نمود. سپس با استفاده

به سه کلاس زمین، گیاه و عوارض مصنوعی طبقه بندی شده است (Sinagra, Lim., 2014).

در زمینه تلفیق داده های لیدار با تصویر اپتیک چندباندی با توان تفکیک بالا تحقیقات اندکی صورت گرفته که مشخص کننده ضرورت انجام این تحقیق است. در پژوهش حاضر سعی شده با استفاده از تلفیق داده های لیدار، اپتیک چندباندی و ویژگی های بهینه استخراجی توسط الگوریتم ژنتیک از این داده ها به شناسایی عوارض شهری از جمله ساختمان، درخت و جاده پرداخته تا مشخص گردد که تلفیق این داده ها چه عملکردی در بهبود شناسایی عوارض دارد. به این منظور این تحقیق در چهار بخش اصلی تدوین شده است. در بخش اول، به مقدمه ای در ارتباط با استفاده از داده های لیدار و اپتیک چندباندی به منظور شناسایی عوارض شهری پرداخته شده است. در بخش دوم،



نگاره ۱: فلوچارت روش انجام تحقیق

شاخص دوم مربوط به طول موج و شاخص سوم میزان خلوص رنگ را نشان می‌دهد (Gonzalez, 2007).

$$I = \frac{R + G + B}{3}$$

$$S = 1 - \frac{3\min(R, G, B)}{R + G + B}$$

$$H = f(x) = \begin{cases} \cos^{-1}(a) & \text{if } G \geq R \\ 2\pi - \cos^{-1}(a) & \text{if } G \leq R \end{cases} \quad (1)$$

$$a = \frac{(2B - G - R)/2}{\sqrt{(B - G)^2 + (B - R)(G - R)}}$$

در حالت دوم، تبدیل تصاویر به صورت YIQ سه شاخص اصلی را شامل می‌شود. شاخص اول مربوط به شدت و دو شاخص دیگر یک سیگنال مرکب رنگ را تولید می‌کنند (Gonzalez, 2007).

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.274 & -0.321 \\ 0.211 & -0.522 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (2)$$

در حالت سوم، فضای رنگی  $YCbCr$  یک سیگنال RGB کدگذاری شده غیرخطی است. این مدل رنگ توسط روشنایی نمایش داده می‌شود و به عنوان یک مجموع مقادیر وزندار RGB ساخته می‌شوند و دو مقدار  $C_r$  و  $C_b$  با تفریق روشنایی از مؤلفه‌های آبی و قرمز RGB بدست می‌آید.

$$\begin{bmatrix} Y \\ R - Y \\ B - Y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CA & 1 - CA - CB & CB \\ 1 - CA & CA + CB - 1 & -CB \\ -CA & CA + CB - 1 & 1 - CB \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix} \quad (3)$$

در رابطه (۳)،  $CA$  و  $CB$  بین صفر و یک در نظر گرفته می‌شود تا تضمینی بر قرار گیری  $Y$  در محدوده ماکسیمم و مینیمم RGB باشد.

## ۲-۱-۱-۲- شاخص گیاهی تفاضلی نرمال

انتقال اطلاعات طیفی دو یا چند باند به منظور شناسایی بهتر گیاهان، از طریق استفاده از شاخص‌های گیاهی انجام می‌شود. در این شاخص‌ها معمولاً از سه باند مادون قرمز

از الگوریتم ژنتیک به صورتی که در ماهیت این ویژگی‌ها تغییری ایجاد نشود به انتخاب ویژگی‌های بهینه پرداخته شده. سپس بردارهای ویژگی استخراج شده با باندهای اولیه ترکیب می‌شوند تا به این وسیله یک بردار ویژگی ترکیبی و غنی به منظور به کارگیری در مرحله تصمیم‌گیری و تشخیص عارضه بدست آید. در انتها با استفاده از داده‌های آموزشی، روش طبقه‌بندی ماشین‌بردار پشتیبان آموزش داده شده و پس از طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از داده‌های تست، دقت روش‌های مورد نظر بررسی شده و نتایج با هم مقایسه می‌شوند.

## ۲-۱-۱- استخراج ویژگی

استخراج ویژگی فرایندی است که در آن با انجام عملیاتی بر روی داده‌ها، ویژگی‌های بارز و تعیین‌کننده آن مشخص می‌شود. هدف استخراج ویژگی این است که داده‌های خام به شکل قابل استفاده‌تری برای پردازش‌های آماري بعدی در آیند.

## ۲-۱-۱-۱- استخراج ویژگی از تصویر اپتیک

پس از اخذ اطلاعات سنجنده‌های اپتیک چندباندی از منطقه مورد مطالعه، با محاسبه ویژگی‌های متفاوت منطقه مورد نظر توصیف می‌شود. هر چه توانایی سنجنده در تشخیص منطقه قوی‌تر باشد، ویژگی‌های طیفی تأثیر مستقیم‌تری در شناسایی منطقه خواهند داشت.

## ۲-۱-۱-۱-۲- تبدیل فضای رنگ

براساس روش مورد استفاده در توصیف رنگ‌ها، روش‌های مختلفی برای تبدیل رنگ تصاویر تعریف شده است. در این بخش به بیان سه تبدیل فضای رنگ با استفاده از تصاویر باندهای آبی، سبز و قرمز سنجنده مورد نظر پرداخته شده است. تبدیل تصاویر به صورت HSI سه شاخص اصلی شدت، رنگ و اشباع را شامل می‌شود که شاخص اول مربوط به روشنایی کلی یک رنگ است.

$$P(I) = N(I)/M \quad (5)$$

در رابطه (۵)،  $N(I)$  تعداد پیکسل‌های با درجه خاکستری  $I$  در پنجره است. سپس ویژگی‌های میانگین، واریانس، عدم تقارن و غیره با استفاده از روابط جدول (۱) محاسبه می‌شوند (Warner, 2011). برای محاسبه ویژگی‌های بافتی آماری مرتبه اول از پنجره‌ها با ابعاد مختلف استفاده می‌شود. در این تحقیق از پنجره‌های  $5 \times 5$ ،  $7 \times 7$  و  $9 \times 9$  استفاده شده است.

جدول ۱: ویژگی‌های آماری مرتبه اول

ویژگی‌های بافت	روابط ریاضی
میانگین	$\sum_{i=0}^{L-1} I * P(I)$
واریانس	$\sum_{i=0}^{L-1} (I - \bar{I})^2 * P(I)$
عدم تقارن	$\frac{1}{\sigma_I^3} \sum_{i=0}^{L-1} (I - \bar{I})^3 * P(I)$
میزان اوج	$\frac{1}{\sigma_I^4} \sum_{i=0}^{L-1} (I - \bar{I})^4 * P(I) - 3$
انرژی	$\sum_{i=0}^{L-1} [P(I)]^2$
انترویی	$\sum_{i=0}^{L-1} -P(I) * \log_2\{P(I)\}$

در روش آماری مرتبه دوم ابتدا ماتریس توأم<sup>۳</sup> یا هم-رخداد درجه خاکستری محاسبه شده است.

$$P(i,j) = \{\#of\ pair\ image(x,y) = i\ AND\ image(x + \Delta x, y + \Delta y) = j\} \quad (6)$$

در رابطه (۶)، دو پیکسل با مقادیر  $i$  و  $j$  و در فاصله  $\Delta x$  و  $\Delta y$  از یکدیگر، تعداد وقوع  $P(i,j)$  محاسبه می‌شود. در هنگام ایجاد ماتریس توأم، اگر از تمام درجات خاکستری (مثلاً ۰-۲۵۵) استفاده شود، علاوه بر صرف وقت زیاد اطلاعات استخراجی از بافت تصاویر بر اثر نویز موجود

نزدیک، باند لبه قرمز و باند قرمز استفاده می‌شود که دلیل آن جذب بالا و انعکاس پایین امواج در محدوده باند قرمز و جذب پایین و انعکاس بالای امواج در محدوده باند مادون قرمز نزدیک و باند لبه قرمز می‌باشد. از جمله معروف‌ترین شاخص‌های گیاهی می‌توان به شاخص گیاهی تفاضلی نرمال<sup>۱</sup> اشاره کرده که در رابطه (۴) معرفی شده است (Rouse et al., 1974).

$$NDVI = (R_{NIR} - R_{Red}) / (R_{NIR} + R_{Red}) \quad (4)$$

در رابطه (۴)،  $R_{NIR}$  و  $R_{Red}$  به ترتیب باندهای مادون قرمز نزدیک و قرمز هستند.

## ۲-۱-۱-۳- بافت

ویژگی‌های بافت را می‌توان، رابطه بین مقادیر رقمی هر پیکسل از داده و پیکسل‌های اطراف آن در پنجره همسایگی به صورت محلی یا در کل تصویر تعریف نمود. از آنجا که توزیع مکانی درجات خاکستری پیکسل‌های تصویر تأثیر مهمی بر کیفیت توصیف‌گرهای بافت اندازه‌گیری شده دارند، تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا می‌توانند بر دقت استخراج این ویژگی‌ها کمک فراوانی نمایند. یکی از مهمترین راهبردهای تولید و آنالیز بافت، استفاده از روش‌های آماری است. در این روش‌ها، با مطالعه آماری درجات خاکستری پیکسل‌ها، اطلاعات بافت موجود در تصویر اندازه‌گیری و آنالیز می‌شوند. در این تحقیق از روش‌های آماری مرتبه اول و روش‌های آماری مرتبه دوم به منظور استخراج بافت استفاده شده است.

در روش آماری مرتبه اول، ابتدا هیستوگرام یک بعدی<sup>۲</sup> را محاسبه نموده؛ تخمین هیستوگرام مرتبه اول و به عبارتی مقدار توزیع احتمال مرتبه اول برای وقوع پیکسل  $I$  در پنجره‌های با اندازه  $M = n \times n$  که مرکز آن بر پیکسل مورد نظر قرار می‌گیرد به صورت رابطه (۵) محاسبه می‌شود.

1- Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)

۳- رابطه بین جفت پیکسل‌هایی که به فاصله معینی از یکدیگر قرار دارند و دارای شدت‌های روشنایی معینی هستند.

۲- نسبت تعداد پیکسل‌های دارای درجه خاکستری (I) به تعداد کل پیکسل‌های تصویر.

لیدار دارای چندین بازگشت است که داده‌های مربوط به بازگشت اول و بازگشت آخر فاصله سنجی و شدت سیگنال مهم‌ترین آنها هستند. در بسیاری از مواقع این چهار داده به طور مستقیم به عنوان ویژگی در کنار سایر ویژگی‌های استخراجی از این داده‌ها استفاده می‌شوند (Arefi., 2005).

### ۲-۱-۲-۱- شاخص تفاضلی نرمال شده در لیدار

امواج لیزر می‌توانند از منافذ پوشش گیاهی عبور کرده و توسط سطوح پایین‌تر منعکس گردند. از این رو می‌توان شاخص تفاضلی نرمال<sup>۳</sup> را مطابق رابطه شماره ۷ برای داده‌های شدت سیگنال و فاصله سنجی لیدار محاسبه کرد که شاخص بسیار مهمی برای استخراج پوشش گیاهی و لبه ساختمان‌ها است (Vozikis., 2004).

$$NDI = \frac{FirstPulse - LastPulse}{FirstPulse + LastPulse} \quad (7)$$

در رابطه (۷)، *FirstPulse* مربوط به داده‌های بازگشت اول فاصله سنجی و شدت سیگنال لیدار است و *LastPulse* مربوطه به داده‌های بازگشت آخر فاصله سنجی و شدت سیگنال لیدار است.

### ۲-۲-۱-۲- شیب

توصیف‌گر شیب می‌تواند به تفکیک ساختمان‌ها از درختان کمک شایانی نماید، زیرا ساختمان‌ها عوارضی هستند که شیب در آنها معمولاً صفر و یا مقداری ثابت است. همچنین تغییرات ناگهانی و پی‌درپی نیست. ولی درختان دارای مقادیر شیب متفاوت و تغییرات شیب ناگهانی و پی‌درپی می‌باشند. برای محاسبه شیب از یک کرنل استفاده می‌شود تا شیب در دو راستای عمودی و افقی بدست آید. برآیند شیب در دو راستا به عنوان مقدار نهایی به پیکسل مرکزی اعمال می‌گردد. شیب را می‌توان با استفاده از ۴ همسایگی و ۸ همسایگی محاسبه کرد.

در تصاویر مات می‌شوند. بنابراین قبل از ایجاد ماتریس توأم، درجات خاکستری تصویر به رادیومتری کوچکتر مثلاً ۰-۳۱ تبدیل شده سپس ویژگی‌های کوواریانس، اینرسی، آنتروپی، انرژی و غیره مطابق جدول (۲) محاسبه می‌شوند (Bigdeli., 2016 و Warner., 2011). برای محاسبه این ویژگی‌ها از پنجره‌های با ابعاد ۷×۷، ۱۱×۱۱ و ۱۵×۱۵ استفاده شده است.

جدول ۲: ویژگی‌های آماری مرتبه دوم

ویژگی‌های بافت	روابط ریاضی
همبستگی متقابل	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i * j * P(i, j)$
کوواریانس	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - \bar{i})(j - \bar{j})P(i, j)$
اینرسی	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i - j)^2 P(i, j)$
عدم شباهت	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1}  i - j  P(i, j)$
آنتروپی	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P(i, j) \log_2 \{P(i, j)\}$
انرژی	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [P(i, j)]^2$
هموزیته	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P(i, j)}{1 + (i - j)^2}$
کورولیشن	$\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)P(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$

### ۲-۱-۲- استخراج ویژگی از تصویر لیدار

داده‌های لیدار حاوی داده‌های فاصله‌سنجی<sup>۱</sup> و داده‌های شدت<sup>۲</sup> سیگنال است. داده‌های فاصله سنجی بیانگر ارتفاع از سطوح بیضوی و داده‌های شدت سیگنال دارای مقادیری مطابق با جنس عوارض در سطح زمین است. داده‌های

1- Range  
 2- Intensity

3- Normalized Difference Index (NDI)

$$\begin{aligned}
 G &= \frac{\partial f}{\partial x} = \frac{(z_7 + z_3 + z_6) - (z_8 + z_1 + z_5)}{6 * d} & \frac{\partial f}{\partial x} &= \frac{2z_0 - z_1 - z_3}{2d} \\
 H &= \frac{\partial f}{\partial y} = \frac{(z_6 + z_2 + z_5) - (z_7 + z_4 + z_8)}{6 * d} & \frac{\partial f}{\partial y} &= \frac{2z_0 - z_2 - z_4}{2d} \\
 D &= \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = \frac{(z_1 + z_3 + z_5 + z_6 + z_7 + z_8) - (z_0 + z_2 + z_4)}{3 * d^2} & & \\
 E &= \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = \frac{(z_2 + z_4 + z_5 + z_6 + z_7 + z_8) - (z_0 + z_1 + z_3)}{3 * d^2} & & \\
 F &= \frac{\partial^2 f}{\partial x \partial y} = \frac{(z_6 + z_8) - (z_5 + z_7)}{4 * d^2} & slope &= \sqrt{\frac{\partial f}{\partial x} + \frac{\partial f}{\partial y}} \\
 ProCur &= \frac{-(G^2 * D) + (2 * G * H * F) + (H^2 * E)}{(G^2 * H^2) * (1 + G^2 + H^2)^{3/2}} & &
 \end{aligned}
 \tag{۸}$$

در رابطه (۸)،  $Z$  مقادیر پیکسل DSM حاصل از داده‌های بازگشت آخر فاصله سنجی لیدار و  $d$  اندازه پیکسل‌های داده‌های بازگشت آخر فاصله سنجی لیدار و Slope مقدار شیب است (Zhilin., 2004).

### ۲-۱-۲-۳- جهت شیب

اگر سطح DTM و یک نقطه خاص در نظر گرفته شوند، آن نقطه در جهات مختلف نسبت به خط عمود بر DTM دارای زوایای مختلف است. بیشترین مقدار این زوایا، زاویه شیب است که نشان دهنده شیب زمین در آن نقطه است. آزیموت این خط جهتی را نشان می‌دهد که شیب سطح به آن سمت است و به آن جهت شیب می‌گویند. (Zhilin., 2004)

$$Aspect = \arctan \left( \frac{\partial f / \partial x}{\partial f / \partial y} \right)
 \tag{۹}$$

### ۲-۱-۲-۴- خم پروفیل

توصیف‌گر خم پروفیل نمودار انحنا یا سرعت تغییرات شیب را در راستای جریان با استفاده از DTM بدست می‌آورد و جهت تشخیص تغییرات سرعت جریان و فرآیند انتقال رسوب بسیار کارآمد می‌باشد. خم پروفیل موازی جهت حداکثر شیب می‌باشد.

در رابطه (۱۰)،  $ProCur$  معرف میزان خم پروفیل است و هر یک از پارامترهای  $D, E, F, G, H$  مورد نیاز آن مطابق رابطه (۱۰) بدست می‌آیند. مقادیر مثبت این توصیف‌گر بیانگر سطوح محدب، مقادیر منفی بیانگر سطوح مقعر و مقدار صفر نشان دهنده سطوح خطی می‌باشد. (Zhilin., 2004)

### ۲-۱-۲-۵- خم سطح

توصیف‌گر خم سطح سرعت تغییرات جهت شیب را در راستای منحنی‌های میزان با استفاده از DTM محاسبه می‌نماید. خم سطح، میزان درجه همگرایی و واگرایی را مشخص می‌کند (Zhilin., 2004).

$$PlaCur = \frac{-(1 + H^2 * D) + (2 * G * H * F) + (1 + G^2 * E)}{2 * (1 + G^2 + H^2)^{3/2}}
 \tag{۱۱}$$

در رابطه (۱۱) مقادیر منفی نشانگر مناطق مقعر، مقادیر مثبت تعیین کننده مناطق محدب و مقدار صفر نشان دهنده سطوح خطی در راستای عرضی است.

### ۲-۱-۲-۶- زبری

زبری<sup>۱</sup> میزانی برای تعیین بافت سطح است و با تعیین میزان تغییرات عمودی بر سطح نسبت به سطح صاف واقعی تعیین می‌شود. در صورتی که این تغییرات زیاد باشد سطح زبر و در صورت کم بودن نرم است. از این رو میزان زبری سطح



### ۲-۱-۲-۸- لاپلاسیان

عملگر لاپلاس عملگر دیفرانسیلی مرتبه دوم است که بر فضای  $n$ -بعدی اقلیدسی عمل می‌کند و برابر است با دیورژانس گرادیان یک تابع که البته تابع مورد نظر باید دو بار مشتق پذیر باشد (Zhilin., 2004).

$$\Delta f = \nabla^2 f = \sum_{i=1}^n \frac{\partial^2 f}{\partial x_i^2} \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)،  $f$  تابع مورد نظر با متغیر  $x$  است. برای محاسبه لاپلاسیان در فضای گسسته تصویر ماسک‌های مختلفی ارائه شده است. روابط مربوط به محاسبه لاپلاسیان با ماسکی دارای پیکسل مرکزی برابر با ۴- در رابطه (۱۶) ذکر شده است.

$$\begin{aligned} \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} &= z_1 + z_3 - 2z_0 \\ \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} &= z_2 + z_4 - 2z_0 \\ \Delta^2 f &= z_1 + z_3 + z_2 + z_4 - 4z_0 \end{aligned} \quad (16)$$

### ۲-۱-۲-۹- همواری

پارامتر همواری<sup>۲</sup> را می‌توان برای داده‌های شدت سیگنال و فاصله سنجی لیدار به صورت جداگانه محاسبه نمود. همواری برای یک ناحیه با مقادیر ثابت برابر با صفر بوده و برای یک ناحیه با مقادیر متغیر برابر با یک می‌باشد. از این رو با اعمال این پارامتر روی داده‌های فاصله سنجی لیدار می‌توان مناطقی که دارای تغییرات شیب می‌باشند شناسایی نمود. با بدست آوردن میزان همواری با استفاده از داده‌های شدت سیگنال می‌توان مناطقی که دارای مقادیر یکسانی هستند و از جنس یکسانی تشکیل شده‌اند را تفکیک نمود. در رابطه (۱۷)،  $\sigma$  میزان واریانس است.

می‌تواند در تفکیک عوارض از هم بسیار کارآمد باشد، زیرا عوارضی نظیر درختان دارای سطوحی زیر بوده در صورتی که ساختمان‌ها سطوح نرم‌تری داشته و خیابان‌ها دارای سطوح کاملاً نرمی می‌باشند. دو روش مطرح برای محاسبه زبری تاکنون بکار برده شده است. در روش اول از بیشینه پیکسل‌های پنجره جستجو استفاده می‌شود (Zhilin., 2004).

$$\begin{aligned} R_V &= \max(z_1, z_2, z_3, z_4, z_5, z_6, z_7, z_8, z_9) \\ \text{Rough\_Max} &= R_V - z_0 \end{aligned} \quad (12)$$

در رابطه (۱۲)،  $z_0$  پیکسل مرکزی پنجره مورد نظر است. در روش دوم به جای بیشینه از میانگین پیکسل‌های مورد بررسی پنجره جستجو استفاده می‌گردد.

$$R_a = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |z_i|. \quad n = \{1, 2, \dots, 9\} \quad (13)$$

$$\text{Rough\_Mean} = R_a - z_0$$

### ۲-۱-۲-۷- واریانس

در آمار و احتمالات واریانس<sup>۱</sup>، نوعی سنجش پراکندگی است. مقدار واریانس با میانگین‌گیری از مربع فاصله مقدار مشاهده شده با مقدار میانگین جامعه بدست می‌آید. در واقع واریانس مقیاسی است که نشان می‌دهد داده‌ها حول میانگین چگونه پخش شده‌اند. هر قدر مقدار واریانس کمتر باشد به این معناست که داده‌ها به میانگین جامعه نزدیک می‌باشند و پراکندگی کمتری دارند. برای محاسبه این پارامتر، از پنجره‌های با ابعاد  $3 \times 3$  استفاده شده که در هر بار قرارگیری پنجره جستجو روی هر پیکسل، میزان واریانس پیکسل‌های قرار گرفته شده زیر پنجره جستجو محاسبه شده و جایگزین پیکسل مرکزی می‌گردد (Zhilin., 2004).

$$\text{Var} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^2 \quad (14)$$

از این دست می‌باشند. در حالی که روش با نظارت به دو دسته فیلتری<sup>۶</sup> و پوششی<sup>۷</sup> تقسیم‌بندی می‌گردند. در روش فیلتری مجموعه باندها قبل از اینکه وارد فرآیند طبقه‌بندی شوند براساس تأثیر آنها بر روی افزایش معیارهای تفکیک-پذیری انتخاب می‌گردند. در حالی که در روش پوششی مجموعه‌ای از ویژگی‌ها انتخاب می‌شوند که صحت طبقه‌بندی را افزایش دهند. در این تحقیق از الگوریتم ژنتیک<sup>۸</sup> به منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. البته قابل ذکر است که این روش به عنوان انتخاب ویژگی پوششی در نظر گرفته شده است. به این معنی که با استفاده از دقت کلی روش طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان صحت روش کاهش ویژگی مورد نظر سنجیده می‌شوند.

الگوریتم ژنتیک از جمله کاراترین و پراستفاده‌ترین الگوریتم‌ها جهت حل عددی مسائل بهینه‌سازی به شمار می‌رود. این الگوریتم برای اولین بار توسط John Holland در سال ۱۹۷۵ در حل مسائل بهینه‌سازی مطرح شد (Holland, 1975). اساس این الگوریتم بر مبنای نظریه تکاملی داروین است که طبق آن افراد قوی‌تر شانس بیشتری برای زنده ماندن و تولید مثل نسبت به افراد ضعیف‌تر دارند.

به منظور پیاده‌سازی الگوریتم ژنتیک، ابتدا در فضای جواب‌های ممکن برای مسأله، تعدادی از آنها به عنوان جمعیت اولیه یا نسل اول انتخاب می‌گردند. سپس با اعمال تابع برازندگی، هر یک از اعضای نسل اول ارزش‌گذاری می‌شوند. تابع ارزیابی مطابق با رابطه (۱۹)، بر اساس تعداد ویژگی‌ها و دقت کلی طبقه‌بندی ویژگی‌های انتخاب شده محاسبه می‌شود.

$$f = w_1 * Accuracy + w_2 \left( \frac{1}{N_f} \right) \quad (19)$$

در رابطه (۱۹)، *Accuracy* دقت کلی طبقه‌بندی،  $w_1$  وزن دقت،  $N_f$  تعداد ویژگی‌های انتخابی و  $w_2$  وزن تعداد

$$Smoothness = 1 - \frac{1}{1 + \sigma^2} \quad (17)$$

## ۱-۲-۱-۱۰- مدل رقومی سطحی نرمال

داده‌های فاصله لیدار به صورت مستقیم یک رویه از سطح زمین به همراه تمام عوارض طبیعی و مصنوعی است و به آن مدل رقومی سطح گفته می‌شود. با محاسبه رویه لخت و بدون عوارض سطح زمین می‌توان به توصیف‌گر مهم و ارزشمندی به نام nDSM دست یافت که تنها شامل عوارض دارای ارتفاع روی سطح زمین است. مدل رقومی سطح<sup>۱</sup> شامل اطلاعات ارتفاعی تمام عوارض روی سطح زمین است. مدل رقومی زمین<sup>۲</sup> شامل اطلاعات ارتفاعی زمین عریان، بدون تأثیر عوارض گیاهان، ساختمان‌ها و سایر عوارض دست ساز بشر است. مدل رقومی نرمال شده سطح<sup>۳</sup> که از تقاضل DSM و DTM حاصل شده و شامل عوارض غیرزمینی است (Vozikis., 2004).

$$nDSM = DSM - DTM \quad (18)$$

## ۲-۲- انتخاب ویژگی‌های بهینه

در این تحقیق هدف استفاده از ویژگی‌های بهینه بدون ایجاد تغییرات بر روی ماهیت آنها است. در واقع انتخاب ویژگی سعی در انتخاب ویژگی‌های دارای اطلاعات مناسب و حذف افزونگی (اضافی) داده دارد. این روش نیز بسته به اینکه معیار بهینه‌سازی انتخابی با اتکا به داده‌های خود تصویر باشد یا وابسته به داده‌های آموزشی باشد به ترتیب به دو دسته بدون نظارت<sup>۴</sup> و با نظارت<sup>۵</sup> تقسیم می‌گردد. در روش‌های بدون نظارت، بطور کلی محاسبه براساس کل داده‌ها انجام می‌شود. معیارهایی نظیر همبستگی بین باندهای متشابه، اطلاعات متقابل بین باندها، آنتروپی و غیره

1- Digital Surface Model (DSM)

2- Digital Terrain Model (DTM)

3- Normalised Digital Surface Model (nDSM)

4- Unsupervised

5- Supervised

6- Filter

7- Wrapper

8- Genetic Algorithm

توجه قرار گرفته است (Boser, Guyon, and Vapnik., 1992). به گونه‌ای که امروزه جزء الگوریتم‌های پر کاربرد برای طبقه‌بندی داده‌های سنجش از دور محسوب می‌شود. دلیل عمده گسترش استفاده از این روش و نتایج مطلوب آن مقایسه با دیگر طبقه‌بندی کننده‌ها، استفاده الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان از ویژگی‌های هندسی داده‌های آموزشی به جای ویژگی‌های آماری آنها است. هدف از روش ماشین‌های بردار پشتیبان، یافتن ابرصفحه‌ای است که بتواند به بهترین صورت دو کلاس متمایز را از یکدیگر جدا کند. حال با توجه به تفکیک‌پذیر بودن کلاس‌ها به صورت خطی یا غیرخطی، نحوه طبقه‌بندی داده‌ها و یافتن ابرصفحه توسط این الگوریتم متفاوت خواهد بود.

برای توضیح این بخش، مسأله طبقه‌بندی خطی دو کلاس با تعداد  $N$  نمونه آموزشی در نظر گرفته شده است. هر نمونه، یک بردار پشتیبان  $(X_i)$  نامیده می‌شود که  $n$ -بعدی است و برچسب متناظر برای هر نمونه نیز  $Y_i$  است. در حالت دو کلاس، یک کلاس با برچسب  $+1$  و دیگری با برچسب  $-1$  در نظر گرفته می‌شود (Camps-Valls., 2004). طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان شامل تعریف رابطه (۲۰) است که بهینه‌ترین ابرصفحه جدا کننده را بدست می‌آورد.

$$f(x) = \text{sign}(\langle \omega, X \rangle + b) \quad (20)$$

در رابطه (۲۰)،  $\omega$  بردار وزن که برداری عمود ابرصفحه است و  $b$  بردار بایاس که به منظور اندازه‌گیری فاصله بین ابرصفحه و مبداء است. تابع  $\text{sign}$  که بر روی تابع  $f(x)$  اعمال می‌شود، برچسب نمونه را می‌دهد. هدف از الگوریتم طبقه‌بندی کننده ماشین‌های بردار پشتیبان، افزایش فاصله بین ابرصفحه بهینه و بردارهای پشتیبان است. بیشینه نمودن حاشیه بین دو کلاس معادل کمینه کردن اندازه  $\omega$  است که منجر به حل مسأله کمینه‌سازی مطابق با رابطه (۲۱) می‌شود.

$$\min \left( \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^k \xi_i \right) \quad (21)$$

ویژگی‌ها است. سپس تعدادی از مناسب‌ترین اعضای نسل اول به عنوان والدین انتخاب می‌شوند و با اعمال عملگرهای لقاح، جهش و عبور نخبه، فرزندان نسل بعد ساخته می‌شوند. مجدداً با ارزیابی نسل جدید و با انتخاب اعضای قوی، نسل بعدی به وجود می‌آید و این فرایند تا رسیدن به جواب نهایی ادامه می‌یابد.

### ۳-۲- طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان

به طور معمول طبقه‌بندی فرایندی است که برچسبی را به پیکسل تخصیص می‌دهد و خروجی الگوریتم به عنوان نقشه موضوعی شناخته می‌شود. در این بخش پس از استخراج ویژگی‌های بهینه از داده‌های مورد مطالعه با استفاده از طبقه‌بندی داده‌ها به شناسایی عوارض شهری پرداخته می‌شود. به طور کلی الگوریتم‌های طبقه‌بندی به دو دسته الگوریتم‌های با نظارت و بدون نظارت تقسیم‌بندی می‌شوند. در الگوریتم‌های با نظارت، استفاده از نمونه‌های آموزشی برای برآورد تخمین پارامتر اولیه طبقه‌بندی و همچنین برآورد کارایی این الگوریتم‌ها مورد نیاز می‌باشد. در طرف مقابل در الگوریتم‌های بدون نظارت فقط به نمونه‌های آزمایشی نیاز هست و این الگوریتم‌ها توسط روش‌های خوشه‌بندی، کلاس‌ها را تفکیک می‌کنند. انتخاب مدل طبقه‌بندی از مهمترین بخش‌های الگوریتم است. انتخاب نوع طبقه‌بندی و آگاهی از اینکه برای هر مسأله چه طبقه‌بندی باید استفاده کرد، از چالش‌های پیش‌روی انتخاب مدل است. در این تحقیق به منظور طبقه‌بندی ویژگی‌های بهینه از روش طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان استفاده شده است. از جمله دلایل استفاده از روش طبقه‌بندی کننده ماشین بردار آموزش نسبتاً ساده و عدم قرارگیری در ماکزیمم‌های محلی گیر است. همچنین برای داده‌های با ابعاد بالا تقریباً خوب جواب می‌دهد.

الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان در اواخر دهه هفتاد میلادی توسط Vapnik و به عنوان طبقه‌بندی کننده دودویی ارائه شد، اما در دهه‌های اخیر، این الگوریتم بیشتر مورد

الگوریتم پایه ماشین‌های بردار پشتیبان برای طبقه‌بندی باینری توسعه داده شده است. از آنجایی که در بیشتر کاربردها، بیش از دو کلاس وجود دارد، الگوریتم‌های مختلفی برای حل مسئله چند کلاسه به کار گرفته شده است. یک روش مرسوم در این زمینه تجزیه مسئله چند کلاسه به مسئله‌ای با چندین طبقه‌بندی کننده باینری می‌باشد. الگوریتم‌های یک در مقابل یک<sup>۱</sup> و یک در مقابل مابقی<sup>۲</sup>، دو الگوریتم پرکاربرد در این زمینه می‌باشد.

در روش یک در مقابل یک، برای هر زوج کلاس ممکن از یک ماشین بردار پشتیبان باینری استفاده می‌شود. به این ترتیب برای  $M$  کلاس،  $\frac{M(M-1)}{2}$  طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان باینری نیاز است. در نهایت همه ماشین‌های بردار پشتیبان باینری با روش رأی‌گیری حداکثر تلفیق می‌شود.

روش یک در مقابل مابقی، روش مرسوم دیگر می‌باشد که در آن هر ماشین بردار پشتیبان باینری، داده‌های یک کلاس را از داده‌های کلاس‌های دیگر جدا می‌کند. در این روش، برای  $M$  کلاس،  $M$  طبقه‌بندی کننده باینری نیاز است. پس از طبقه‌بندی داده جدید با  $M$  طبقه‌بندی کننده، داده به کلاسی که بیشترین نتیجه مثبت را داشته باشد، نسبت داده می‌شود.

### ۳- پیاده‌سازی و ارزیابی نتایج

در این بخش توانایی روش ارائه شده به منظور طبقه‌بندی منطقه مورد مطالعه، ارزیابی شده است.

#### ۳-۱- مجموعه داده

شهر سانفرانسیسکو پس از نیویورک متراکم‌ترین شهر آمریکا از نظر جمعیت است. شهر سانفرانسیسکو در شمالی‌ترین نقطه شبه‌جزیره سانفرانسیسکو و در کنار خلیج سانفرانسیسکو قرار دارد. مختصات منطقه در سیستم UTM، طول جغرافیایی "122°25'09" غربی و عرض جغرافیایی "37°46'29" شمالی می‌باشد. در این تحقیق

1- One Against One

2- One Against All

در رابطه (۲۱)،  $C$  پارامتر تنظیم در ماشین‌های بردار پشتیبان و  $\xi_i$  به منظور در نظر گرفتن نویز موجود در داده و تداخل بین داده‌های آموزشی استفاده می‌شود. سطح تصمیم‌گیری بهینه با حل مسئله رابطه (۲۱) بر مبنای روش لاگرانژ طبق رابطه (۲۲) محاسبه می‌شود.

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^{N_S} y_i \alpha_i (x * x_i) + b\right) \quad (22)$$

در رابطه (۲۲)، ضرایب لاگرانژ است که در پروسه بهینه‌سازی متناظر با بردارهای پشتیبان بزرگتر از صفر در نظر گرفته می‌شود. در حالت غیرخطی، اولین راه حل آن است که ابرصفحه‌ای مناسب برای داده نویزی ایجاد شود. راه حل دوم، که منحصر به الگوریتم ماشین‌های بردار پشتیبان است، آن است که از کرنل استفاده شود. کرنل تابعی است که داده را در فضای ویژگی با بعد بالاتر تصویر می‌کند ( $\Phi: K^n \rightarrow H$ ). در فضای جدید، داده‌ها به صورت خطی قابل جداسازی می‌شوند. برای این کار، مطابق با رابطه (۲۳)، تابع کرنل جایگزین ضرب نقطه‌ای  $(x_i \cdot x_j)$  می‌شود (Camps-Valls, and Bruzzone., 2005).

$$K(x, x_i) = \langle \Phi(x), \Phi(x_i) \rangle \quad (23)$$

در نتیجه تابع جدید برای طبقه‌بندی داده‌ها به شکل رابطه (۲۴) تبدیل می‌شوند.

$$f(x) = \text{sign}\left(\sum_{i=1}^{N_S} y_i \alpha_i K(x * x_i) + b\right) \quad (24)$$

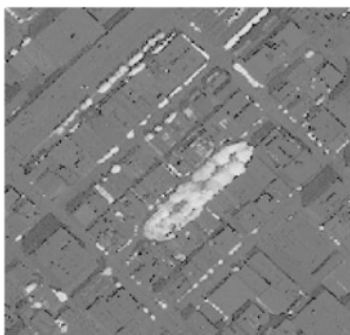
اغلب سه نوع کرنل مورد استفاده قرار می‌گیرند:

#### جدول ۳: کرنل‌های پرکاربرد در ماشین بردار پشتیبان

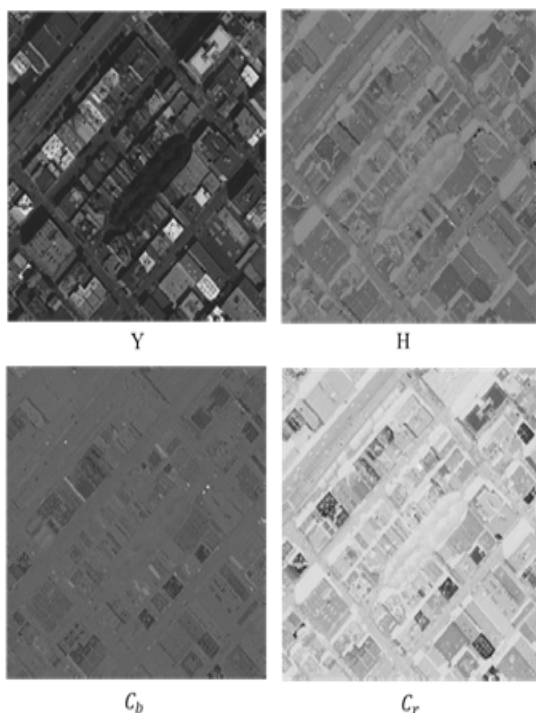
روابط ریاضی	کرنل
$K(x, x_i) = ((x \cdot x_i) + 1)^p$	چند جمله‌ای
$K(x, x_i) = \tanh((x \cdot x_i) + 1)$	سیگموئید
$K(x, x_i) = \exp\left(-\frac{ x - x_i ^2}{2\sigma^2}\right)$	شعاع مینا

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۶۹)  
 بهبود طبقه‌بندی منطقه شهری با استفاده از تلفیق تصاویر ... / ۶۹

بخش (۱-۲) پرداخته شده است. تعداد ویژگی‌های تولید شده از این داده‌ها ۳۶۱ ویژگی شامل ۹ ویژگی رنگی، یک شاخص گیاهی و ۱۴۴ ویژگی بافت آماری مرتبه اول و ۱۹۲ ویژگی بافت آماری مرتبه دوم از داده اپتیک چندباندی و ۱۴ ویژگی از داده لیدار است. چند نمونه از ویژگی‌های محاسبه شده از منطقه مورد مطالعه در نگاره‌های (۳) تا (۷) آمده است.



نگاره ۳: شاخص گیاهی تفاضلی نرمال



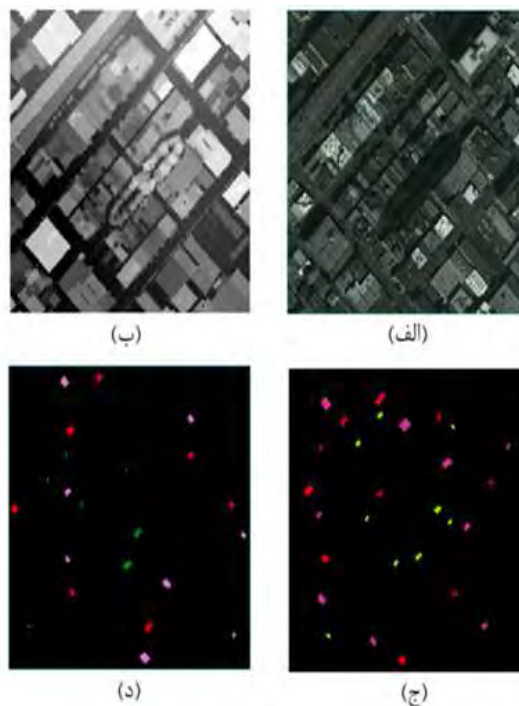
نگاره ۴: تعدادی از ویژگی‌های فضای رنگی شامل  $Y$  از  $YIQ$  ،  $H$  از  $HSI$  و  $C_r$  و  $C_b$  از  $YCbCr$ .

از داده‌های اپتیک چندباندی و لیدار هوایی برگرفته از مجموعه داده GRSS Data Fusion Contest 2012 استفاده شده است (Berger, et al., 2013).

جدول ۴: مشخصات مجموعه داده

سنسور	زمان داده	قدرت تفکیک مکانی
WorldView-2	October 2011	2m
LIDAR	June 2010	1m

منطقه مورد مطالعه دارای ابعاد  $416 \times 420$  پیکسل که شامل عوارضی از قبیل ساختمان، گیاه و جاده می‌باشد در نظر گرفته شده است.

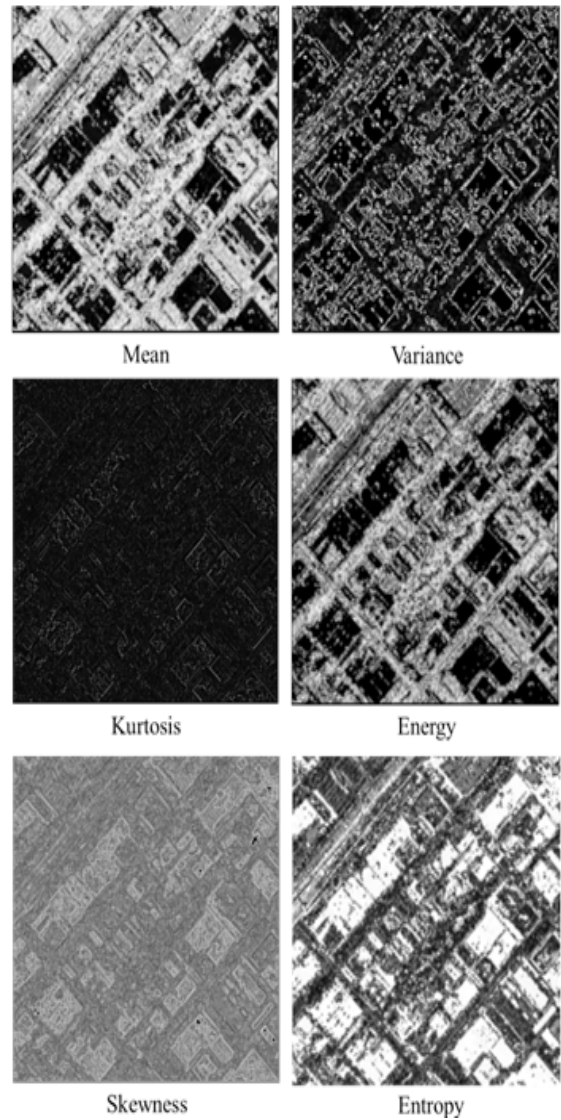
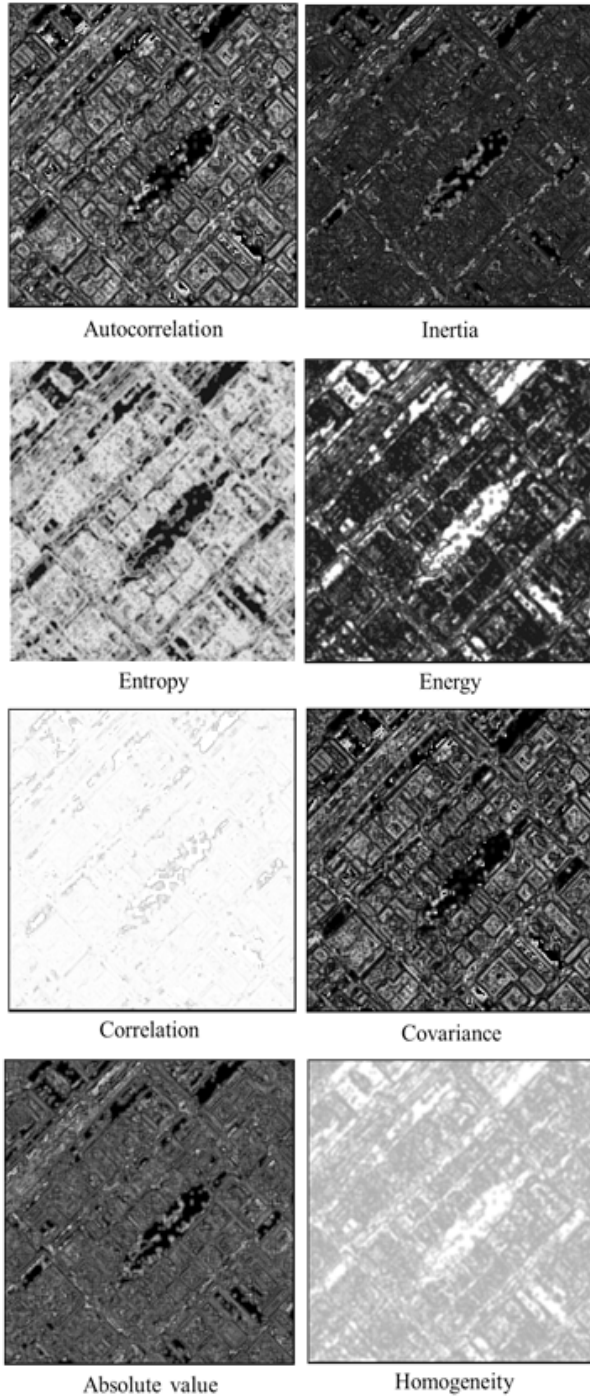


نگاره ۵: منطقه مطالعاتی. (الف) تصویر اپتیک چندباندی، (ب) تصویر ارتفاعی اول لیدار، (ج) داده آموزشی و (د) داده تست.

### ۲-۳- استخراج ویژگی

در این بخش، با استفاده از داده‌های اپتیک چندباندی و لیدار منطقه مورد مطالعه به تولید ویژگی‌های تشریح شده در

۳۰ کروموزوم و شرط خاتمه ۲۰۰ تکرار در نظر گرفته شده است.



نگاره ۵: ویژگی بافتی آماری مرتبه اول با پنجره ۷×۷ از باند آبی

### ۳-۳- انتخاب ویژگی‌های بهینه

در این بخش، از الگوریتم ژنتیک به منظور استخراج ویژگی‌های بهینه استفاده شده است. ابتدا پیش از کاهش ویژگی، لازم است تمامی خروجی‌ها نرمالیزه شوند زیرا دامنه ویژگی‌های مختلف، متفاوت است.

سپس از تابع ارزیابی براساس تعداد ویژگی‌ها و دقت کلی طبقه‌بندی ویژگی‌های بهینه مطابق با رابطه (۱۹) استفاده شده است.

لازم به ذکر است در این تحقیق جمعیت اولیه دارای

نگاره ۶: ویژگی بافتی آماری مرتبه دوم با پنجره ۱۱×۱۱ از باند قرمز

فصلنامه علمی - پژوهشی اطلاعات جغرافیایی (ص ۷۱)  
 بهبود طبقه‌بندی منطقه شهری با استفاده از تلفیق تصاویر ... / ۷۱

همانطور که تابع ارزیابی مشخص است هدف الگوریتم ژنتیک شناسایی حداقل تعداد ویژگی‌های بهینه با مناسب‌ترین دقت کلی طبقه‌بندی است.

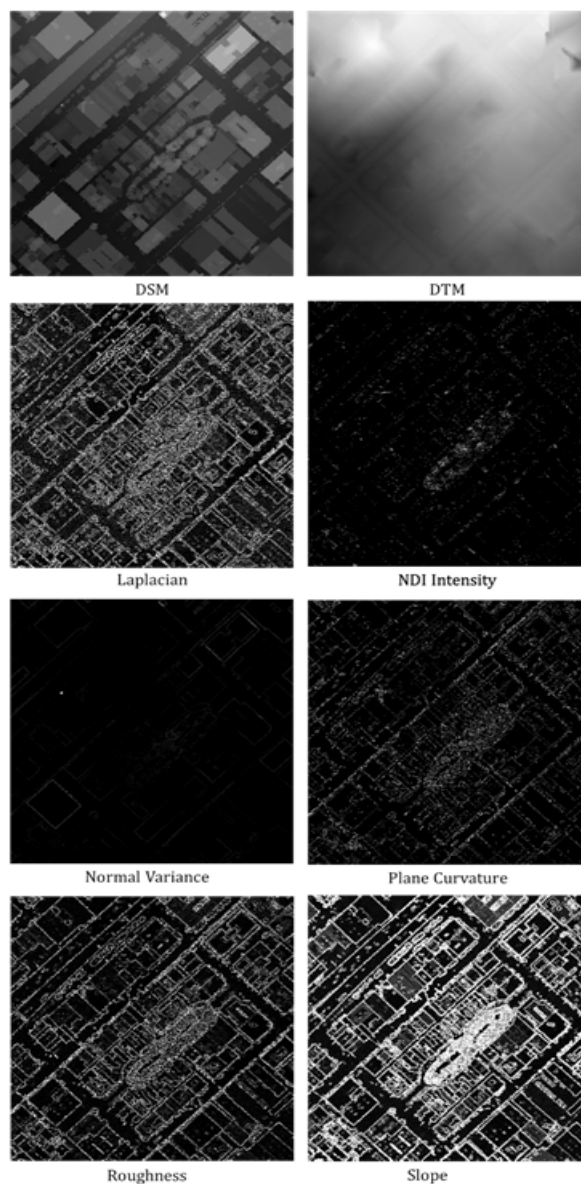
جدول ۵. ویژگی‌های بهینه استخراجی توسط الگوریتم ژنتیک

۱	لیدار - nDSM
۲	لیدار - لاپلاسیان
۳	لیدار - NDI Range
۴	لیدار - واریانس
۵	لیدار - شیب
۶	لیدار - خم پروفیل
۷	لیدار - DTM
۸	اپتیک - رنگ HSI - ویژگی H
۹	شاخص گیاهی تفاضلی نرمال
۱۰	بافت آماری مرتبه اول - میانگین آبی ۵×۵
۱۱	بافت آماری مرتبه اول - انرژی آبی ۵×۵
۱۲	بافت آماری مرتبه اول - انرژی سبز ۷×۷
۱۳	بافت آماری مرتبه اول - واریانس آبی ۷×۷
۱۴	بافت آماری مرتبه اول - کشیدگی NIR ۹×۹
۱۵	بافت آماری مرتبه دوم - انرژی قرمز ۷×۷
۱۶	بافت آماری مرتبه دوم - انرژی آبی ۷×۷
۱۷	بافت آماری مرتبه دوم - همستگی NIR ۷×۷

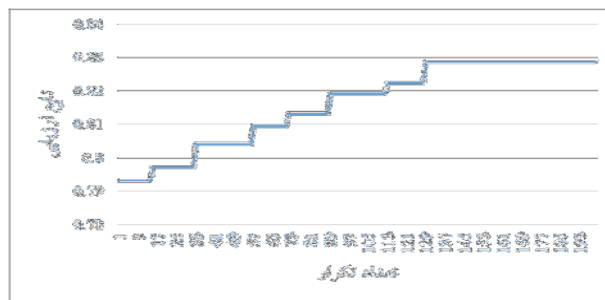
در جدول (۵) ویژگی‌های بهینه استخراجی پس از اعمال الگوریتم ژنتیک بر ویژگی‌های استخراجی از داده‌ها را مشاهده می‌کنید.

### ۳-۴- طبقه‌بندی نظارت شده و اعتبارسنجی

در این بخش ابتدا توسط الگوریتم طبقه‌بندی کننده ماشین‌بردار پشتیبان داده‌های لیدار و اپتیک چندباندی از منطقه مورد مطالعه را به صورت جداگانه طبقه‌بندی کرده، در انتها نیز به طبقه‌بندی ویژگی‌های بهینه که داده‌های اولیه لیدار و اپتیک چندباندی به آنها اضافه شده پرداخته شده است. در ادامه خروجی حاصل از طبقه‌بندی منطقه مطالعاتی



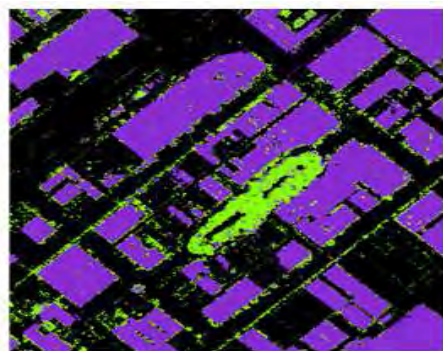
نگاره ۷: تعدادی از ویژگی‌های استخراجی از داده لیدار



نگاره ۸: نتیجه تابع ارزیابی به منظور انتخاب ویژگی‌های بهینه

جدول ۶: نتایج طبقه‌بندی کننده ماشین بردار پشتیبان بر روی داده‌های اولیه و تلفیق ویژگی با آنها

طبقه‌بندی کننده	کلاس‌ها	گیاه	جاده	ساختمان	دقت کاربر	دقت تولید کننده	دقت کلی	ضریب کاپا
ماشین بردار پشتیبان (داده اولیه اپتیک چندباندی)	گیاه	۹۶۸	۵۷	۱۷۲	۸۰/۸۶۸	۸۶/۷۳۸	۶۳/۲۹۶	۴۳/۴۲۰
	جاده	۶۲	۱۵۱۲	۱۲۴۹	۵۳/۵۶۰	۷۳/۲۹۱		
	ساختمان	۸۶	۴۹۴	۱۱۷۶	۶۶/۹۷۰	۴۵/۲۸۳		
ماشین بردار پشتیبان (داده اولیه لیدار)	گیاه	۷۵۸	۱۰۸	۳۷۵	۶۱/۰۸۰	۶۷/۹۲۱	۷۰/۴۹۸	۵۳/۹۳۰
	جاده	۱۴۸	۱۵۶۲	۴۷۰	۷۱/۶۵۱	۷۵/۷۱۵		
	ساختمان	۲۱۰	۳۹۳	۱۷۵۲	۷۴/۳۹۴	۶۷/۴۶۲		
ماشین بردار پشتیبان (تلفیق ویژگی‌های بهینه و داده‌های اولیه)	گیاه	۱۰۲۵	۶۷	۱۳۱	۸۳/۸۱۰	۹۱/۸۴۶	۸۸/۷۳۴	۸۲/۴۵۸
	جاده	۲۷	۱۸۴۴	۲۱۷	۸۸/۳۱۴	۸۹/۳۸۴		
	ساختمان	۶۴	۱۵۲	۲۳۸۷	۹۱/۷۰۲	۸۷/۲۷۶		

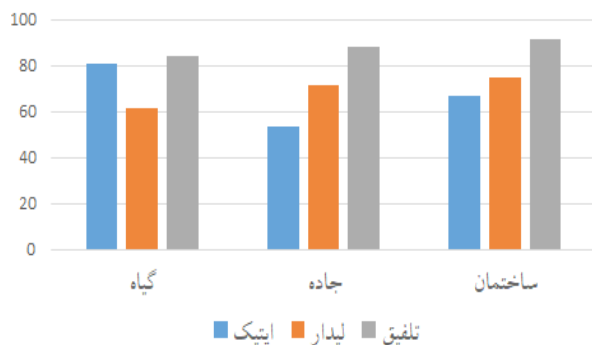


مورد نظر در نگاره‌های (۹) و (۱۰) ترسیم شده است. در این تصاویر رنگ مشکی، بنفش و سبز به ترتیب نشان دهنده جاده، ساختمان و گیاه است. همچنین در جدول (۶) نتایج حاصل از طبقه‌بندی را مشاهده می‌کنید.

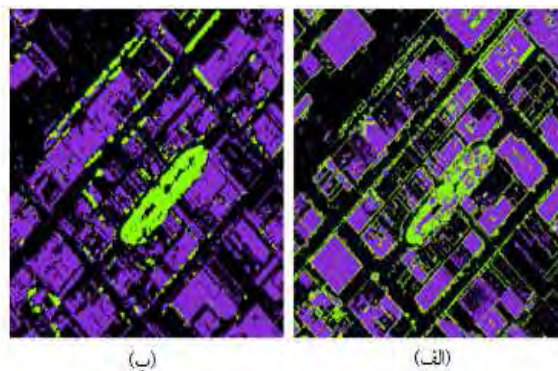
### ۳-۵- ارزیابی نتایج

همانطور که در جدول (۶) مشاهده شد، دقت کلی طبقه‌بندی پس از تلفیق ویژگی‌های بهینه با داده‌های اولیه اپتیک و لیدار افزایش یافته است.

نگاره ۱۰: طبقه‌بندی تلفیق ویژگی‌های بهینه و داده‌های اولیه



نگاره ۱۱: دقت کاربر طبقه‌بندی کلاس‌های تصاویر



نگاره ۹: طبقه‌بندی داده‌های (الف) اپتیک چندباندی و (ب) لیدار



مشکل بر می‌خورند که به این منظور اطلاعات ارتفاعی داده لیدار به شناسایی این عوارض از یکدیگر کمک می‌کند. در گام بعدی، طبقه‌بندی با استفاده از داده‌های اولیه اپتیک و لیدار و ویژگی‌های بهینه استخراجی توسط الگوریتم ژنتیک صورت گرفته است. نتایج بدست آمده نشان دهنده افزایش دقت طبقه‌بندی در هر کلاس و در دقت کلی طبقه‌بندی است. در این راستا طبقه‌بندی با استفاده از تلفیق داده‌های اولیه اپتیک، لیدار و ویژگی‌های بهینه استخراجی با دقت کلی ۸۸/۷۳۴ نسبت به داده اپتیک ۲۵/۴۳۸ درصد و نسبت به داده لیدار ۱۸/۲۳۶ درصد افزایش در دقت کلی طبقه‌بندی داشته است.

اهداف بعدی و پیشنهادهای این تحقیق، دو مورد است. اول اینکه داده‌های دیگر از قبیل تصاویر راداری و تصاویر حرارتی در کنار داده‌های این تحقیق به منظور شناسایی عوارض شهری در نظر گرفته شود. دوم اینکه تلفیق داده‌ها در سطح تصمیم‌گیری با تلفیق در سطح ویژگی مقایسه شوند.

#### منابع و مأخذ

- 1- Alonso, M. C., & Malpica, J. A. (2008, December). Classification of multispectral high-resolution satellite imagery using LIDAR elevation data. In International Symposium on Visual Computing (pp. 85-94). Springer, Berlin, Heidelberg.
- 2- Arefi, H., & Hahn, M. (2005). A morphological reconstruction algorithm for separating off-terrain points from terrain points in laser scanning data. International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, 36(3/W19), 120-125.
- 3- Axelsson, P. (1999). Processing of laser scanner data—algorithms and applications. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 54(2), 138-147.
- 4- Berger, C., Voltersen, M., Eckardt, R., Eberle, J., Heyer, T., Salepci, N., & Bamler, R. (2013). Multi-modal and multi-temporal data fusion: Outcome of the 2012 GRSS data fusion contest. IEEE Journal of Selected Topics in

در نگاره (۱۱) ملاحظه می‌شود که دقت کاربر در طبقه‌بندی کلاس‌ها با استفاده از تلفیق دارای دقت مناسب‌تری نسبت به دقت کاربر با استفاده از داده‌های اپتیک چندباندی و لیدار هستند. به این صورت که در کلاس گیاه ۲/۹۴۲٪ و ۲۲/۷۳۰٪، در کلاس جاده ۳۴/۷۵۴٪ و ۱۶/۶۶۳٪ و در کلاس ساختمان ۲۴/۷۳۲٪ و ۱۷/۳۰۸٪ افزایش دقت طبقه‌بندی به ترتیب نسبت به داده اپتیک چندباندی و لیدار داشته است. که این افزایش دقت در هر کلاس منجر به افزایش ۲۵/۴۳۸٪ نسبت به داده اپتیک و ۱۸/۲۳۶٪ نسبت به داده لیدار در دقت کلی طبقه‌بندی شده است.

#### ۴- نتیجه‌گیری و پیشنهادات

در این تحقیق با بکارگیری داده‌های اپتیک چندباندی و لیدار هوایی با قدرت تفکیک مکانی بالا به استخراج عوارضی از قبیل ساختمان، جاده و گیاه در مناطق شهری پرداخته شده است. در این راستا ویژگی‌های مختلفی بر اساس توانایی هر یک از این تصاویر استخراج شده و در کنار داده‌های اولیه به منظور طبقه‌بندی عوارض شهری استفاده شده است. در مجموع تعداد ویژگی‌های تولید شده از این داده‌ها ۳۶۱ ویژگی شامل ۹ ویژگی رنگی، یک شاخص گیاهی و ۱۴۴ ویژگی بافت آماری مرتبه اول و ۱۹۲ ویژگی بافت آماری مرتبه دوم از داده اپتیک چندباندی و ۱۴ ویژگی از داده لیدار است. هدف تحقیق تلفیق ویژگی‌های بهینه توسط الگوریتم ژنتیک به منظور شناسایی عوارض مدنظر است. در این راستا ۱۷ ویژگی مطابق جدول (۵) بدست آمده است. همانطور که در جدول (۶) مشاهده می‌شود بر اساس نتایج بدست آمده داده اپتیک چندباندی در طبقه‌بندی عارضه گیاه نسبت به داده لیدار، عملکرد مناسب‌تری داشته در صورتی که داده لیدار در طبقه‌بندی عوارض ساختمان و جاده، دارای عملکرد مناسب‌تری است. به این معنا که داده اپتیک چندباندی در شناسایی عوارض با اطلاعات رادیومتریکی متفاوت عملکرد مناسبی دارد اما در صورتی که این اطلاعات مشابه باشند همانند جاده و ساختمان به

- using a finite element mesh decomposed according to vegetation and topographic features derived from airborne scanning laser altimetry. *Hydrological processes*, 17(10), 1979-2000.
- 14- Flood, M. (2001). LiDAR activities and research priorities in the commercial sector. *International Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 34(3/W4), 3-8.
- 15- Gerke, M., & Xiao, J. (2014). Fusion of airborne laserscanning point clouds and images for supervised and unsupervised scene classification. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 87, 78-92.
- 16- Gonzalez, R. C., Masters, B. R., & Woods, R. (2009). Digital image processing. *Journal of biomedical optics*, 14(2), 029901.
- 17- Guan, X., Liao, S., Bai, J., Wang, F., Li, Z., Wen, Q., He, J., & Chen, T. (2017). Urban land-use classification by combining high-resolution optical and long-wave infrared images. *Geo-spatial Information Science*, 20(4), 299-308.
- 18- Holland, J. H., & Miller, J. H. (1991). Artificial adaptive agents in economic theory. *The American economic review*, 81(2), 365-370.
- 19- Huang, B., Wang, J., Song, H., Fu, D., & Wong, K. (2013). Generating high spatiotemporal resolution land surface temperature for urban heat island monitoring. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 10(5), 1011-1015.
- 20- Koetz, B., Morsdorf, F., Curt, T., van der Linden, S., Borgniet, L., Odermatt, D., Alleaume, S., Lampin, C., Jappiot, M., & Allgöwer, B. (2007, March). Fusion of imaging spectrometer and LiDAR data using support vector machines for land cover classification in the context of forest fire management. In *Proc. 10th International Symposium on Physical Measurements and Signatures in Remote Sensing (ISPMSRS'07)*, Davos, Switzerland (pp. 12-14).
- 21- Kraus, K., & Pfeifer, N. (1998). Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser Applied Earth Observations and Remote Sensing, 6(3), 1324-1340.
- 5- Bigdeli, B., & Pahlavani, P. (2016). High resolution multisensor fusion of SAR, optical and LiDAR data based on crisp vs. fuzzy and feature vs. decision ensemble systems. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 52, 126-136.
- 6- Boser, B. E., Guyon, I. M., & Vapnik, V. N. (1992, July). A training algorithm for optimal margin classifiers. In *Proceedings of the fifth annual workshop on Computational learning theory* (pp. 144-152). ACM.
- 7- Brennan, R., & Webster, T. L. (2006). Object-oriented land cover classification of lidar-derived surfaces. *Canadian Journal of Remote Sensing*, 32(2), 162-172.
- 8- Camps-Valls, G., Gómez-Chova, L., Calpe-Maravilla, J., Martín-Guerrero, J. D., Soria-Olivas, E., Alonso-Chordá, L., & Moreno, J. (2004). Robust support vector method for hyperspectral data classification and knowledge discovery. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote sensing*, 42(7), 1530-1542.
- 9- Camps-Valls, G., & Bruzzone, L. (2005). Kernel-based methods for hyperspectral image classification. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 43(6), 1351-1362.
- 10- Cao, Y., Zhao, H., Li, N., & Wei, H. (2011, January). Land-cover classification by airborne LIDAR data fused with aerial optical images. In *Multi-Platform/Multi-Sensor Remote Sensing and Mapping (M2RSM)*, 2011 International Workshop on (pp. 1-6). IEEE.
- 11- Carleer, A., & Wolff, E. (2006). Region-based classification potential for land-cover classification with very high spatial resolution satellite data.
- 12- Clode, S., Kootsookos, P. J., & Rottensteiner, F. (2004). The automatic extraction of roads from LIDAR data. In *The International Society for Photogrammetry and Remote Sensing's Twentieth Annual Congress* (Vol. 35, pp. 231-236). ISPRS.
- 13- Cobby, D. M., Mason, D. C., Horritt, M. S., & Bates, P. D. (2003). Two dimensional hydraulic flood modelling

- 31- Zhang, J. (2010). Multi-source remote sensing data fusion: status and trends. *International Journal of Image and Data Fusion*, 1(1), 5-24.
- 32- Zhilin, Li., Zhu, C., & Gold, C. (2004). *Digital terrain modeling: principles and methodology*. CRC press.
- scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote Sensing*, 53(4), 193-203.
- 22- Li, H., Gu, H., Han, Y., & Yang, J. (2007, August). Fusion of high-resolution aerial imagery and lidar data for object-oriented urban land-cover classification based on SVM. In *ISPRS Workshop on Updating Geo-spatial Databases with Imagery & The 5th ISPRS Workshop on DMGISs*.
- 23- Mason, D. C., Cobby, D. M., Horritt, M. S., & Bates, P. D. (2003). Floodplain friction parameterization in two dimensional river flood models using vegetation heights derived from airborne scanning laser altimetry. *Hydrological processes*, 17(9), 1711-1732.
- 24- Ostir, K. (2008). *Application of Laser Scanning Data for Land Cover Classification*. MARS annual conference.
- 25- Rouse Jr, J., Haas, R. H., Schell, J. A., & Deering, D. W. (1974). Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS.
- 26- Salehi, B. (2012). *Urban Land Cover Classification and Moving Vehicle Extraction Using Very High Resolution Satellite Imagery* (Doctoral dissertation, University of New Brunswick, Department of Geodesy and Geomatics Engineering).
- 27- Sinagra, O., & Lim, S. (2014). Data Fusion and Supervised Classifications with Lidar Data and Multispectral Imagery. *14th SGEM GeoConference on Informatics, Geoinformatics and Remote Sensing*, 3(SGEM2014 Conference Proceedings, ISBN 978-619-7105-12-4/ISSN 1314-2704, June 19-25, 2014, Vol. 3), 129-136.
- 28- Vosselman, G. (2000). Slope based filtering of laser altimetry data. *International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing*, 33(B3/2; PART 3), 935-942.
- 29- Vozikis, G. (2004). *Application of High Resolution Remote Sensing Data – Part III Urban data collection: an automated approach in remote sensing*.
- 30- Warner, T. (2011). Kernel Based Texture in Remote Sensing Image Classification. *Geography Compass*, 5(10), 781-798.

