



سجش از دور

GIS ایران

سنجش از دور و GIS ایران
Iranian Remote Sensing & GIS

۱-۱۶
مقاله پژوهشی



ترکیب تصاویر چندطیفی و SAR با قدرت تفکیک مکانی بالا به منظور آشکارسازی ساختمان‌ها در مناطق شهری

مریم تیموری^{۱*}، مهدی مختارزاده^۲، محمدجواد ولدان‌زوج^۳
۱. دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۲. دانشیار دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی
۳. استاد دانشکده نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۷/۰۵/۱۳

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۲۳

چکیده

در این مقاله، به منظور رفع برخی محدودیت‌های شناسایی ساختمان در تصاویر چندطیفی، از داده SAR به‌منزله داده مکمل استفاده می‌شود. در روش پیشنهادی، برای استفاده هم‌زمان از اطلاعات مفید در تصاویر رادار و چندطیفی، استراتژی مبتنی بر تلفیق تصاویر، با هدف شناسایی ساختمان، مطرح می‌شود. همچنین، از آن‌جاکه انتخاب ویژگی نقش بسزایی در شناسایی و طبقه‌بندی عوارض دارد، اغلب روش‌های مرسوم و رایج در این زمینه، مانند الگوریتم ژنتیک، نیازمند داده‌های آموزشی‌اند؛ اما در دسترس نبودن همیشگی این نوع داده‌های آموزشی یکی از دغدغه‌های مهم محققان به‌شمار می‌آید. پس در این تحقیق، دو روش انتخاب ویژگی فیلترمبنا بررسی می‌شود تا مشخص شود آیا روش‌های یادشده می‌توانند، در مواقع لازم (نبود داده آموزشی)، جایگزین الگوریتم ژنتیک شوند؟ بنابراین، در پژوهش حاضر، ابتدا بردار ویژگی بهینه از تصویر چندطیفی و SAR، با سه روش MNF و PCA و ژنتیک، تعیین و هریک جداگانه وارد هر دو طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی و SVM می‌شود. سپس به‌منظور رفع مشکلاتی، همچون تشابه طیفی پشت‌بام‌ها با پوشش آسفالت خیابان‌ها، در تصاویر چندطیفی و بهبود نتایج، دو تصویر چندطیفی و SAR در سطح ویژگی تلفیق می‌شود. در نهایت و در مرحله بعدی، بهترین تصاویر طبقه‌بندی‌شده با شبکه عصبی و SVM، در تمامی بررسی‌های صورت‌گرفته تا به این مرحله، وارد تلفیق در سطح تصمیم‌گیری می‌شوند. نحوه تلفیق در سطح تصمیم‌گیری بدین‌صورت است که اطلاعات همسایگی هر پیکسل در قالب پنجره مکانی متحرک در ابعاد متفاوت، با هدف تصمیم‌گیری در مورد ماهیت هر پیکسل، استفاده می‌شود. بنابراین، نتایج حاصل‌شده در این تحقیق، با صحت کلی و دقت شناسایی ساختمان، به‌ترتیب ۹۲.۸۲٪ و ۸۰.۱۴٪ بیانگر عملکرد مناسب این روش است.

کلیدواژه‌ها: آشکارسازی ساختمان، انتخاب ویژگی، SVM، شبکه عصبی.

* نویسنده مکاتبه‌کننده: تهران، خیابان ولیعصر، بالاتر از میدان ونک، تقاطع میرداماد، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، کد پستی

۱۹۹۶۷-۱۵۴۳۳. تلفن: ۰۲۱ ۸۸۸۷۷۰۷۱. شماره: ۸۸۷۸۶۲۱۳

۱- مقدمه

با ظهور نسل جدیدی از سنجنده‌های راداری و نوری همچون TerraSAR-X و Quickbird, Ikonos با قدرت تفکیک مکانی بالا، فرصتی جدید در زمینه شناسایی و استخراج ساختمان ایجاد شده است. تصاویر چندطیفی از ماهواره‌های نوری اطلاعات مکانی و طیفی متفاوتی فراهم می‌آورند. دستیابی هم‌زمان به اطلاعات مکانی و طیفی با قدرت تفکیک بالا، به دلایل محدودیت‌های ساخت سنجنده‌های ماهواره‌ای، امکان‌پذیر نیست. همچنین، این تصاویر، با وجود فراهم کردن اطلاعاتی مناسب، ضعف‌هایی همچون شباهت‌های طیفی عوارض و سایه در شناسایی ساختمان دارند (Teimouri et al., 2016).

داده‌های SAR اطلاعات مفیدی (هندسی و رادیومتریک) در مناطق شهری و روستایی، به‌ویژه در شرایط اضطراری و آب‌وهوایی (مانند هوای ابری، بارانی) که مانعی برای تصاویر نوری وجود دارد، فراهم می‌کند. با وجود این، شناسایی ساختمان با استفاده از تصاویر SAR، به دلیل وجود نویز اسپیکل، سایه، وارونگی و دیگر موارد، دشوار است (Simonetto et al., 2005). بنابراین، هریک از منابع داده (چندطیفی، رادار) دارای ضعف و توانایی‌هایی در زمینه شناسایی ساختمان‌اند. وجود ویژگی‌های منحصربه‌فرد هریک از این منابع می‌تواند ایده‌ای برای به‌کارگیری مزایای هر منبع، برای بهبود نتایج، با استفاده از تلفیق تصاویر، ایجاد کند.

تا به امروز، الگوریتم‌های گوناگونی برای استخراج ساختمان از تصاویر نوری توسعه یافته است. برخی روش‌ها با استفاده از استخراج ویژگی (Zhang, 1999; Benediktsson et al., 2003)، تبدیل فوریه (Sohn & Dowman, 2001)، الگوریتم‌های بخش‌بندی شیء‌گرا (Shackelford & Davis, 2003)، اپراتورهای مورفولوژی (Benediktsson et al., 2003; Jin & Davis, 2005;) و استخراج مرز ساختمان (Taubenböck et al., 2010; Lefèvre et al., 2007) Wang et al., 2015;) استخراج مرز ساختمان (Cote & Saeedi, 2013; Turker & Koc-San, 2015) به شناسایی و استخراج ساختمان اقدام کرده‌اند. آنسلن

و بویر^۱ (۲۰۰۵) سیستمی جدید برای تولید اتوماتیک نقشه از تصاویر چندطیفی آیکونوس پیشنهاد دادند. آنها، با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی Kmeans و تصویری باینری که شامل شبکه‌ای از خیابان‌های در دسترس و خانه‌هاست، تصاویر بخش‌بندی شده را تولید کردند. این تصاویر، با استفاده از یک الگوریتم balloon براساس مورفولوژی باینری ریاضی، از طریق یک گراف وزن‌دار تجزیه شدند. آنها، در نهایت، به استخراج شبکه‌های خیابان و ساختمان‌ها پرداختند. در سال ۲۰۱۲، تورلپتی^۲ و همکارانش، با در نظر گرفتن زاویه دیدهای متفاوت تصاویر WorldView-2 و طبقه‌بندی کننده SVM، به استخراج سه‌بعدی ساختمان پرداختند. کوت و سعیدی^۳ (۲۰۱۳)، با ترکیب گوشه‌های مشخص و مجموعه قواعد سطوح تغییرات، خطوط ساختمان را استخراج کردند. وانگ^۴ و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از خطوط مستقیم و متقاطع ساختمان‌ها و به‌کارگیری یک گراف جست‌وجو، به شناسایی ساختمان‌ها پرداختند. در این زمینه، با روش پیشنهادی ترکر و کاک-سن^۵ (۲۰۱۵)، با به‌کارگیری تبدیل هاف و طبقه‌بندی کننده SVM و گروه‌بندی ادراکی، ساختمان‌های مستطیلی و دایره‌ای از تصاویر نوری با قدرت تفکیک بالا استخراج شد.

روش‌هایی با استفاده از تصاویر SAR منجر به شناسایی و استخراج ساختمان شدند. برخی روش‌ها فقط با یک تصویر SAR، با استفاده از روش‌های ناحیه‌مبنا و لبه‌مبنا (Wang et al., 2008)، پراکندگی دوگانه (Tupin et al., 1998; Michaelsen et al., 2006)، ویژگی بافت (Zhao et al., 2013; Dong et al., 2011; Bennett & Blacknell, 2003; Tupin, 2003) به استخراج ساختمان اقدام کردند. برخی از طریق طول

1. Ünsalan & Boyer
2. Turlapaty
3. Cote & Saeedi
4. Wang
5. Turker and Koc-San

قبل، ساختمان‌های موجود در تصویر شناسایی شدند. برای آشکارسازی و استخراج ساختمان با استفاده از تلفیق تصاویر نوری و راداری نیز، مطالعاتی صورت گرفته است. اسپورتاژ^۹ و همکارانش (۲۰۱۱) در سه مرحله شناسایی، برآورد ارتفاع و ارزیابی به استخراج سه‌بعدی ساختمان پرداختند. در همین سال، پولین^{۱۰} و همکارانش نیز، به‌قصد تولید و به‌روزرسانی ساختمان‌ها از یک پایگاه داده، از تلفیق تصاویر نوری و راداری بهره بردند. قنبری و صاحبی^{۱۱} (۲۰۱۴) روشی جدید برای بهبود کیفیت طیفی الگوریتم IHS، با استفاده از ترکیب تصاویر Terra-SAR و نوری در مناطق شهری، پیشنهاد دادند. بدین‌منظور، تصویر با حد تفکیک مکانی بالاتر و تصویر شدت روشنایی، براساس اطلاعات آماری، ادغام شد. در نهایت، تصویر ادغامی جایگزین تصویر شدت روشنایی شد و تبدیل معکوس IHS صورت گرفت. در سال ۲۰۱۶، تیموری^{۱۲} و همکارانش، با استفاده از تلفیق تصاویر SAR و نوری، روشی بهینه برای شناسایی ساختمان مطرح کردند. آنها در این روش پیشنهادی، با استفاده از ویژگی‌های استخراج‌شده از هر دو منبع داده که با سعی و خطای بسیار به‌دست آمده بود، با استفاده از شبکه عصبی، این دو داده را در دو سطح متفاوت تلفیق کردند.

با بررسی اجمالی مطالعات انجام‌شده در زمینه آشکارسازی ساختمان، با استفاده از تصاویر نوری و راداری، این موارد برداشت می‌شود: در وهله نخست، با تلاش‌های بسیاری که در این‌باره روی تصاویر نوری صورت گرفته است، هنوز مشکلاتی همچون شباهت‌های طیفی (آسفالت ساختمان‌ها و راه‌ها) و سایه دیده می‌شود. به‌علاوه، تصاویر رادار این توانایی را دارند که براساس ویژگی‌هایی مانند زبری و رطوبت و

سایه (Bennett & Blacknell, 2003) و وارونگی (Dubois et al., 2016; Tupin, 2003) ارتفاع ساختمان را بازیابی کردند. در سال ۲۰۰۴، تیسون^۱ و همکارانش روشی را بر مبنای تجزیه و تحلیل سایه در داده‌های InSAR و مناسب برای ساختمان‌های بلند و تک‌ساختمان‌ها، مطرح کردند. در سال ۲۰۰۸، هیل^۲ و همکاران روشی نیمه‌نظارت‌شده را برای برآورد ابعاد ساختمان، در تصاویر با قدرت تفکیک بالا از سری زمانی SAR و بر مبنای تجزیه و تحلیل شکل سایه ساختمان‌ها، پیشنهاد دادند. ونگر^۳ و همکاران (۲۰۱۱)، با استفاده از ویژگی‌های خطوط گوشه ساختمان‌ها و توزیع فاز اینترفرومتری در امتداد خطوط گوشه‌ای، داده‌های ارتوفتو و داده InSAR را با چارچوب میدان تصادفی شرطی ترکیب کردند. لی‌یو^۴ و همکارانش (۲۰۱۴)، با استفاده از ویژگی وارونگی در ساختمان‌ها، ارتفاع ساختمان‌ها را طبق داده TerraSAR-X به‌دست آوردند و سپس، با استفاده از GIS، میزان جابه‌جایی ردپاهای ساختمان‌ها را محاسبه و اصلاح کردند. دوبویس^۵ و همکارانش (۲۰۱۴)، برای برآورد پارامترهای ساختمان براساس تجزیه و تحلیل پدیده وارونگی در ساختمان‌ها در تصویر فاز اینترفرومتری از داده TanDEM-X، روشی را مطرح کردند. گو و ژو^۶ (۲۰۱۴) ویژگی‌های ساختمان‌های بلند، ماسک ساختمان و جهت‌گیری و نیز ویژگی‌های جدید از خطوط مرتفع را استخراج کردند. ژای^۷ و همکارانش (۲۰۱۶)، به‌منظور بهبود دقت شناسایی ساختمان طبق تصاویر PolSAR، روشی جدید پیشنهاد دادند. این شیوه در سه مرحله اصلی اجرا شد: ابتدا، با استفاده از طبقه‌بندی نظارت‌نشده ویشارت^۸، تصویر را به شانزده کلاس طبقه‌بندی کردند. سپس با استفاده از روش‌های سلسله‌مراتبی بر مبنای حداقل عدم تشابه، کلاس‌ها با یکدیگر ادغام شدند. در مرحله دوم، با استفاده از ویژگی‌های بافت ماتریس هم‌رخداد، طبقه‌بندی نظارت‌نشده انجام شد و در مرحله نهایی، از راه طبقه‌بندی متقابل و با ترکیب دو طبقه‌بندی مرحله

- | | |
|-------------------------|----------------|
| 1. Tison | 2. Hill |
| 3. Wegner | 4. Liu |
| 5. Dubois | 6. Guo and Zhu |
| 7. Zhai | 8. Wishart |
| 9. Sportouche | 10. Poulain |
| 11. Ghanbari and Sahebi | 12. Teimouri |

سطح تصمیم‌گیری تصاویر SAR و چندطیفی، است. با این هدف، به دلیل ماهیت متفاوت رادیومتریکی و هندسی تصویر رادار، این داده به‌منزلهٔ مکمل تصویر چندطیفی برای حذف مشکلاتی همچون سایه، انسداد و شباهت‌های طیفی عوارض شهری در نظر گرفته می‌شود. همچنین، به‌منظور بهره‌گیری از توانایی هریک از روش‌های انتخاب ویژگی و طبقه‌بندی‌کننده‌ها و تأثیر بسزای آنها در شناسایی ساختمان، روش‌های گوناگون انتخاب ویژگی مانند PCA، MNF و ژنتیک و طبقه‌بندی‌کننده‌های عصبی و SVM بررسی و ارزیابی می‌شود تا، با ترکیب آنها، بتوان از توانایی‌شان در شناسایی ساختمان سود جست. شکل ۱ فلوجارت روش پیشنهادی را نشان می‌دهد که شامل پنج مرحلهٔ اصلی است.

مرحلهٔ ۱، پیش‌پردازش: از فرایندهای مهم در تلفیق تصاویر، پیش‌پردازش است که با توجه به نوع داده‌های ورودی، بر تصاویر اعمال می‌شود. مهم‌ترین پیش‌پردازشی که در تمامی روش‌های تلفیق لازم‌الاجراست هم‌مرجع کردن تصاویر با یکدیگر است. همچنین، اندازهٔ پیکسل‌های تصاویر ورودی باید، با استفاده از فرایند نمونه‌برداری مجدد، یکسان‌سازی شود.

در نگاه نخست، کاهش اثر اسپیکل یکی از پیش‌پردازش‌های لازم در تصاویر SAR است. از سوی دیگر، اعمال آن امکان کاهش کیفیت مکانی نتایج تلفیق را در پی دارد. در این زمینه، الگوریتم تلفیقی یک‌بار با نویز و بار دیگر، بدون نویز انجام و مقایسه می‌شود.

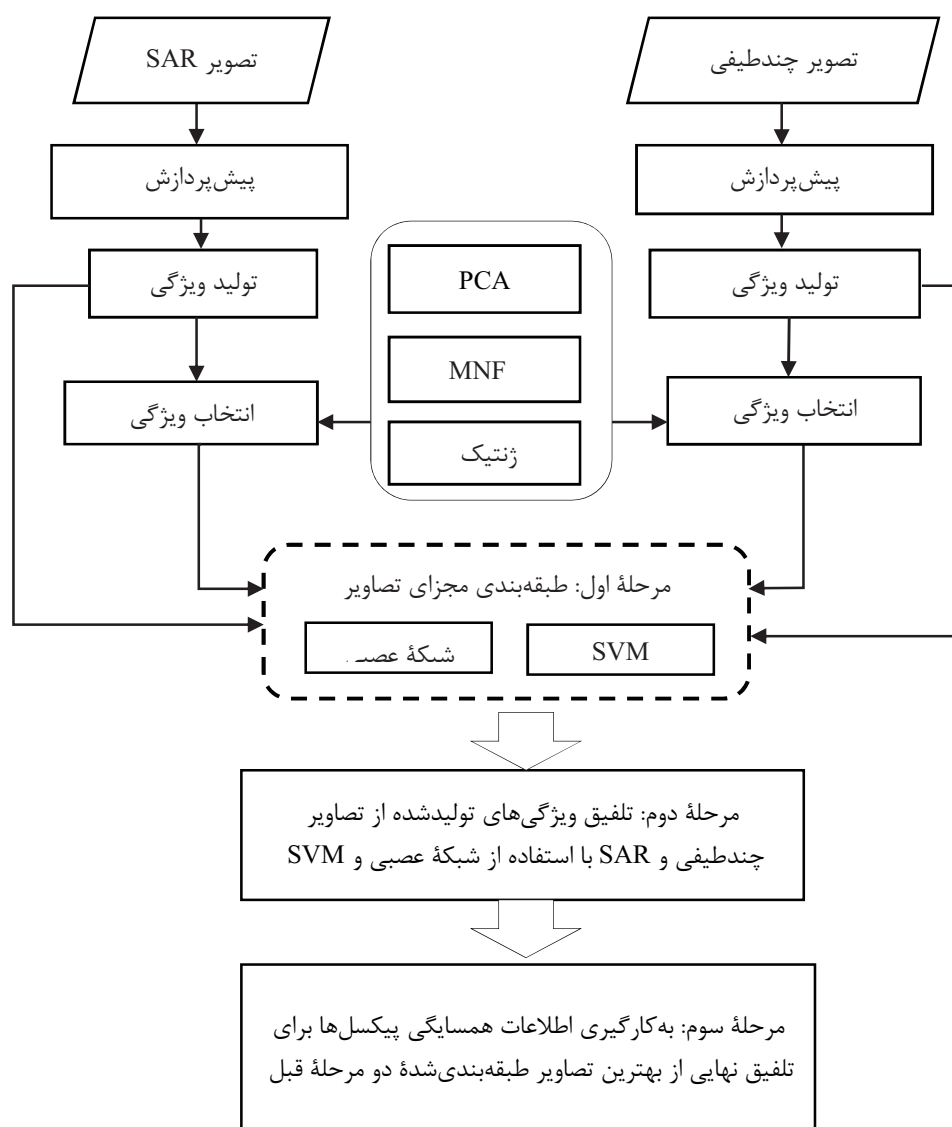
مرحلهٔ ۲، استخراج ویژگی: برای این منظور، از اطلاعات طیفی چهار باندهای تصویر چندطیفی استفاده می‌شود. همچنین، به دلیل وجود شباهت‌های طیفی عوارض در مناطق شهری (مانند پشت‌بام‌ها و جاده‌ها)، پارامترهای فیلتر گابور (Haghighat et al., 2013) و توصیفگرهای آماری مرتبهٔ دوم (ماتریس هم‌رخداد گام‌های خاکستری) (Haralick & Shanmugam, 1973) از تصویر چندطیفی استخراج شد. دلیل به‌کارنگرفتن توصیفگرهای مرتبهٔ اول را می‌توان چنین بیان کرد که با بررسی‌های دیگر

پراکنش، اطلاعاتی را از عوارض گوناگون در اختیار محققان قرار دهند (Ulaby et al., 1986) که این اطلاعات کاملاً متفاوت با اطلاعات مستخرج از تصاویر نوری است. بنابراین، در این تحقیق، به دلیل پتانسیل بالا و ماهیت متفاوت دادهٔ رادار در مقابل تصویر چندطیفی به‌منظور رفع مشکلات شناسایی ساختمان، تصویر رادار به‌منزلهٔ مکمل دادهٔ چندطیفی استفاده شد. همچنین، در تحقیقات صورت گرفته در مورد تلفیق تصاویر نوری راداری برای شناسایی ساختمان، هیچ‌یک تأثیر عملکرد الگوریتم‌های متفاوت انتخاب ویژگی را در روند تلفیق این تصاویر بررسی و مقایسه نکرده است؛ درحالی‌که انتخاب ویژگی‌های مناسب در شناسایی عوارض نقش بسزایی دارد. بنابراین، در تحقیق حاضر، از هر دو گروه انتخاب ویژگی فیلترمینا و پوششی‌مینا استفاده شده است تا مشخص شود، در صورت نبود داده‌های آموزشی، نحوهٔ عملکرد روش‌های فیلترمینایی که بدون دادهٔ آموزشی کار می‌کنند چگونه است و آیا این شیوه‌ها را می‌توان جایگزین مناسبی برای روش‌هایی همچون الگوریتم ژنتیک به‌شمار آورد یا خیر. همچنین، این تحقیق به مقایسهٔ بین روش‌های متفاوت طبقه‌بندی، تلفیق در سطح ویژگی و تصمیم‌گیری می‌پردازد. سرانجام، با طرح روشی مناسب، بهبود ضعف موجود در تصاویر نوری (شباهت‌های طیفی) را با استفاده از تصاویر رادار، بررسی می‌کند.

چارچوب ادامهٔ مقاله به شرح زیر است: روش پیشنهادی در بخش دوم توضیح داده می‌شود. در بخش سوم، اجرا و ارزیابی نتایج بیان شده است و به ترتیب، دادهٔ مورد استفاده و پیش‌پردازش‌ها، انتخاب و استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر، طبقه‌بندی مجزای تصاویر، ترکیب ویژگی‌های تصاویر و تلفیق در سطح تصمیم‌گیری مطرح می‌شود.

۲- روش پیشنهادی

هدف اصلی این مقاله بیان استراتژی در شناسایی موقعیت و حدود ساختمان، با استفاده از تلفیق در



شکل ۱. فلوجارت روش مطرح شده در این تحقیق

ویژگی های دامنه و بافت (توصیفگرهای آماری مرتبه اول (Anys et al., 1994)، توصیفگرهای مرتبه دوم، گابور) از دو پلاریزاسیون HH و VV استخراج شد. مرحله ۳: نکته مهم، در طبقه بندی داده ها، تولید و انتخاب ویژگی مناسب است (Liu et al., 2017). در روش های تولید و انتخاب ویژگی، تلاش بر آن است که

محققان از جمله تیموری^۱ و همکارانش (۲۰۱۶) و خصالی و همکارانش (۲۰۱۶) روی این تصاویر، مشخص شد که ویژگی های به دست آمده از توصیفگرهای مرتبه اول برای تصاویر نوری این منطقه به منظور شناسایی عوارضی همچون ساختمان و راه مناسب نیست؛ بنابراین، از به کارگیری این توصیفگرها روی تصاویر چندطیفی خودداری شد. همچنین، از تصویر TerraSAR-X

1. Teimouri

طول جغرافیایی "۵۱' ۲۹° ۵۲" تا "۱۹' ۳۰' ۵۲° قرار دارد. داده‌های ورودی در شکل ۲ نشان داده شده است. به‌منظور استفاده از تصاویر چندطیفی و SAR، برخی پیش‌پردازش‌ها روی تصاویر مورد استفاده اعمال شد. روی تصویر SAR به‌کاررفته در این تحقیق، فرایند multi look در محیط نرم‌افزاری GAMMA انجام شد که این روش موجب کاهش سطح نویز در تصاویر راداری کاربردی می‌شود (Moreira, 1991). سپس هندسه تصویر SAR از مایل به هندسه زمینی تبدیل شد.

هم‌مرجع‌سازی تصاویر بر مبنای چندجمله‌ای درجه دوم انجام شد. بدین منظور، دوازده نقطه کنترل زمینی انتخاب و مقدار مجذور مربعات خطای معادل ۰.۵۴ پیکسل به‌دست آمد. همچنین، روش نمونه‌برداری مجدد نزدیک‌ترین همسایگی روی تصویر چندطیفی اعمال شد. در نتیجه، اندازه پیکسل‌های تصویر چندطیفی از ۴ متر به ۱ متر تبدیل شد.

برای ارزیابی نتایج نیز، تصویر باینری با اندازه پیکسل یک متر، با استفاده از نقشه‌های موجود و تصویر Pan-Sharpned IKONOS با قدرت تفکیک کمتر از یک متر، تولید شد که در شکل ۲-د نشان داده می‌شود.

۳-۲- انتخاب و استخراج ویژگی‌های مناسب از تصاویر

علاوه بر اطلاعات طیفی چهار باند، پارامترهای بافت با استفاده از توصیفگرهای مرتبه دوم و فیلتر گابور تولید شد. ویژگی‌های تولیدشده با استفاده از توصیفگرهای یادشده از تصویر چندطیفی شامل پارامترهای کنتراست، آنتروپی، همگنی، واریانس، میانگین و عدم شباهت می‌شود. این شش پارامتر از چهار باند طیفی در ابعاد پنجره ۳×۳ استخراج شدند. پارامترهای فیلتر گابور در پنج مقیاس و هشت جهت، در ابعاد پنجره ۳×۳ از هر باند، تولید شد. از تمامی جهات میانگین گرفته شد که در نهایت، بیست ویژگی با استفاده از فیلتر گابور تولید شد. در مجموع، ۴۸ ویژگی (۴۸=۴+۴×۶+۸/(۵×۸)) از تصویر چندطیفی استخراج شد.

1. Principal Component Analysis
2. Minimum Noise Fraction

بیشترین میزان اطلاعات مهم برای جداسازی کلاس‌ها از تصویر استخراج و در نهایت، ویژگی‌های بهینه انتخاب شود. تا به امروز، محققان الگوریتم‌های گوناگونی در این زمینه پیشنهاد داده‌اند. برخی از این الگوریتم‌ها، با انتقال تصویر به فضای دیگر (PCA, MNF و دیگر موارد) و براساس مقادیر ویژه، به کاهش فضای ویژگی می‌پردازند (Gao et al., 2017). اما برخی دیگر، برخلاف الگوریتم‌های گروه پیشین، در همان فضای تصویر اقدام به انتخاب ویژگی (مانند ژنتیک، حداقل افزونگی- حداکثر ارتباط و موارد مشابه) می‌کنند. در این تحقیق، قابلیت هر دو شیوه بر تصاویر چندطیفی و راداری و تلفیقی تصویر چندطیفی و راداری برای شناسایی ساختمان بررسی شده است. بدین منظور و برای انتخاب ویژگی‌های بهینه، روی ویژگی‌های استخراج‌شده در مرحله دوم، الگوریتم‌های آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۱ و تبدیل MNF^۲ و ژنتیک اعمال شد.

مرحله ۴، طبقه‌بندی مجزای تصاویر: در این روش، ابتدا با استفاده از منابع داده (چندطیفی، رادار) و روش‌های طبقه‌بندی‌کننده نظارت‌شده شبکه عصبی SVM، موقعیت ساختمان‌ها شناسایی شد. در نتیجه، نقاط ضعف و قوت هریک از تصاویر شناسایی می‌شود.

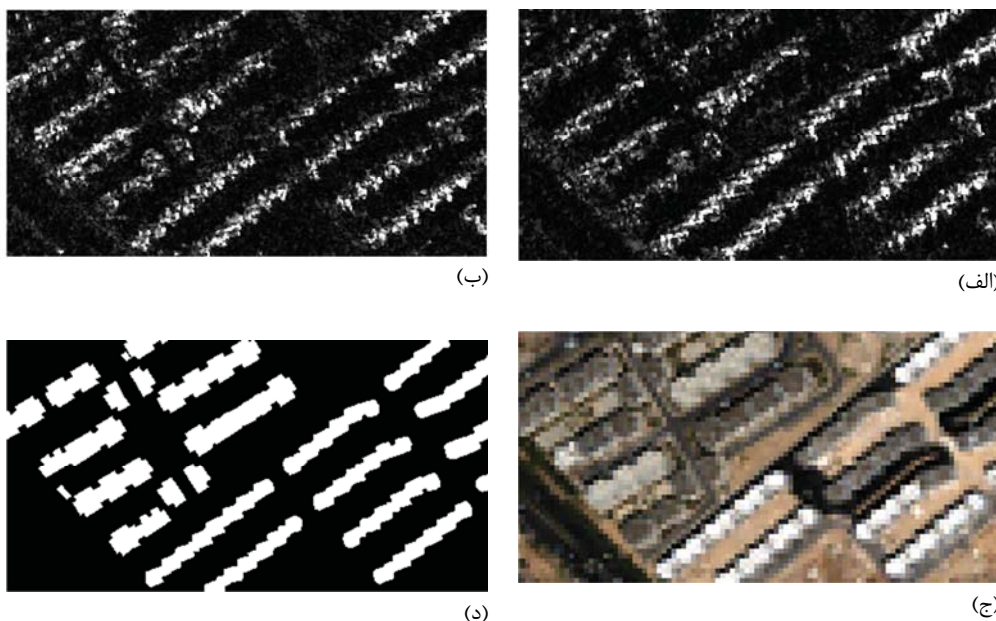
مرحله ۵، تلفیق: به‌منظور بهبود و رفع ضعف‌های منابع داده، منابع داده (چندطیفی، رادار) در دو سطح ویژگی و تصمیم‌گیری تلفیق می‌شود.

برای ارزیابی، نتایج سه معیار صحت کلی و ضریب کاپا و دقت شناسایی ساختمان در نظر گرفته می‌شود.

۳- اجرا، ارزیابی و بحث نتایج

۳-۱- داده مورد استفاده و پیش‌پردازش

در این پژوهش، از تصویر چندطیفی آیکونوس و دامنه تصویر TerraSAR_X در دو پلاریزاسیون HH و VV استفاده شده است. تصویر TerraSAR_X چندطیفی، به‌ترتیب، دارای قدرت تفکیک ۱ و ۴ متر هستند. تصاویر استفاده‌شده متعلق به شهر شیراز است که در عرض جغرافیایی "۵۶' ۳۶° ۲۹" تا "۴۷' ۳۷° ۲۹"



شکل ۲. دامنه تصویر Terrasar_x در پلاریزاسیون HH (الف)؛ دامنه تصویر Terrasar_x در پلاریزاسیون VV (ب)؛ تصویر چندطیفی آیکونوس (ج)؛ تصویر باینری تولیدشده برای ارزیابی نتایج (د)

MNF ویژگی‌های جدید از ویژگی‌های اولیه به دست آمد. سپس با دو روش یادشده، از بین ویژگی‌های تولیدشده، ویژگی‌هایی انتخاب شدند که دارای مقادیر ویژه بیشتری بودند و عملکرد مناسب‌تری داشتند. روش دیگری که در این تحقیق به کار گرفته شد انتخاب ویژگی، با استفاده از الگوریتم ژنتیک، است و در نهایت، مجموعه ویژگی‌های منتخب دارای بیشترین صحت کلی به منزله ویژگی بهینه در نظر گرفته شد. در انتها، روش‌های به کاررفته در این تحقیق، به منظور تعیین ویژگی‌های بهینه با حالت پایه خود (بدون انتخاب ویژگی بهینه)، مقایسه و ارزیابی شدند.

۳-۳- طبقه‌بندی مجزای تصاویر

در این تحقیق، از یک شبکه عصبی feed forward با یک لایه میانی استفاده شده است. تعداد نورون‌ها در لایه ورودی برابر با تعداد ویژگی‌های بهینه هر مرحله است. نورون‌ها در لایه خروجی شامل دو نورون، به ترتیب، کلاس ساختمان و زمینه است. تعداد نورون‌های لایه‌های میانی طبق تعداد ورودی‌ها، تعداد

پارامترهای بافت تولیدشده از تصویر رادار شامل دامنه داده، میانگین، واریانس، آنتروپی و عدم شباهت از توصیفگرهای مرتبه اول و شش پارامتر معرفی شده از توصیفگرهای مرتبه دوم می‌شوند. پارامترهای فیلتر گابور نیز، دقیقاً مانند تصاویر اپتیک، برای هر پلاریزاسیون استخراج شدند و از جهات متفاوت آن، همانند تصویر چندطیفی، میانگین‌گیری شد. تمامی پارامترهای بافت در پنجره‌ای با ابعاد 3×3 از دو پلاریزاسیون HH و VV استخراج شدند. از دیگر ویژگی‌های در نظر گرفته شده از تصویر SAR، اطلاعات دامنه در دو پلاریزاسیون است. در مجموع، ۳۴ ویژگی از تصویر SAR، به منظور شناسایی ساختمان، استخراج شد. همچنین، به دلیل ابعاد بالای فضای ویژگی در تصویر چندطیفی و رادار، برای کاهش این فضا و بررسی برخی روش‌های موجود در انتخاب ویژگی مناسب، با هدف شناسایی ساختمان، اقدام شد. برای این کار، با استفاده از دو روند انتخاب ویژگی بدون داده‌های آموزشی و با داده‌های آموزشی، سعی شد ویژگی بهینه انتخاب شود. به همین منظور، ابتدا، با دو روش PCA و

آموزشی از سطح تصویر به‌طور همگن انتخاب شده است تا در مرحله آموزش به‌کار روند. با بررسی‌های انجام‌شده روی ویژگی‌های تولیدشده با دو روش PCA و MNF، به‌ترتیب، هفت و دوازده ویژگی دارای مقادیر ویژه مناسب بودند و عملکردی بهتر از دیگر ویژگی‌های تصویر چندطیفی داشتند. همچنین، با استفاده از الگوریتم ژنتیک، ده و شانزده بردارهای ویژگی به‌ترتیب برای تصاویر رادار و چندطیفی انتخاب شدند. این تعداد بردارهای ویژگی برای هر یک از این تصاویر دارای بالاترین صحت کلی بودند. در این راستا، ویژگی‌های بهینه منتخب هر روش جداگانه به شبکه عصبی و SVM داده شد. جدول ۱ نتایج به‌دست‌آمده از شبکه عصبی را با در نظر گرفتن بهترین تعداد نورون در لایه میانی و جدول ۲ مقادیر بهینه پارامترهای C و گاما (تعیین‌شده با الگوریتم ژنتیک) را در طبقه‌بندی‌کننده SVM، که سبب افزایش صحت کلی شده‌اند، نشان می‌دهند.

نمونه‌های آموزشی، الگوریتم آموزش شبکه، ساختار و ماهیت داده‌ها، تعداد خروجی‌ها و مواردی دیگر تعیین می‌شود و نمی‌توان رابطه‌ای کلی بین این متغیرها پیدا کرد (Ojaghi et al., 2015). بدین ترتیب، بیشتر مدل‌ها تجربی‌اند و یا به‌روش سعی و خطا طراحی می‌شوند. در این پژوهش، تعداد نورون‌های متفاوتی (۵، ۱۰، ...، ۳۵، ۴۰) در لایه میانی طراحی شد.

به‌منظور شناسایی ساختمان با روش SVM، از تابع کرنل RBF استفاده شد. تعیین بهینه پارامترهای گاما و C در تابع کرنل دارای اهمیت است. برای تعیین این پارامترها روش‌های بسیاری (مانند الگوریتم ژنتیک و Grid search) پیشنهاد شده اما این روش‌ها قادر به حل کامل نیاز کاربر نبوده است. در روش پیشنهادی این پژوهش، انتخاب پارامترهای تحلیلی براساس الگوریتم ژنتیک در نظر گرفته شده؛ همچنین، برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده‌ها، از ۱۷۲ پیکسل ساختمان و ۱۸۱ پیکسل زمینه به‌منزله داده‌های

جدول ۱. پارامترهای ارزیابی به‌دست‌آمده از شبکه عصبی برای منابع گوناگون داده

تصویر	انتخاب یا تولید ویژگی	بهترین نورون در لایه میانی	صحت کلی	ضریب کاپا	دقت شناسایی ساختمان
چندطیفی	۴۸ ویژگی	۲۵	۸۰.۵۹	۵۴.۰۴	۸۳.۲۵
	PCA	۳۵	۸۱.۰۳	۵۵.۶۷	۸۶.۳۷
	MNF	۱۰	۷۳.۷۰	۴۳.۶۶	۸۶.۵۹
	ژنتیک	۳۰	۸۴.۲۶	۵۹.۸۸	۷۸.۹۰
SAR	۳۴ ویژگی	۵	۸۱.۶۹	۴۹.۶۰	۶۱.۸۶
	PCA	۱۰	۸۲.۰۰	۴۸.۸۱	۵۷.۸۴
	MNF	۴۰	۷۶.۱۷	۴۴.۶۸	۷۷.۳۰
	ژنتیک	۱۰	۸۲.۹۹	۵۲.۴۴	۶۲.۲۹

جدول ۲. پارامترهای ارزیابی به‌دست‌آمده از SVM برای منابع گوناگون داده

تصویر	انتخاب ویژگی	بهترین پارامترهای g & c	صحت کلی	ضریب کاپا	دقت شناسایی ساختمان
SAR	۳۴ ویژگی	C=۵۰، گاما=۰.۰۰۱	۷۸.۲۱	۴۷.۸۶	۷۶.۴۴
	PCA	C=۱۰۱۳، گاما=۰.۰۰۶۴	۸۱.۱۷	۵۰.۴۹	۶۷.۶۰
	MNF	C=۱۰۰، گاما=۰.۰۹۱	۸۰.۶۶	۵۱.۷۷	۷۴.۸۲
	ژنتیک	C=۱۰۱۳، گاما=۰.۰۰۶۴	۸۳.۹۳	۵۲.۲۶	۵۵.۹۱
چندطیفی	۴۸ ویژگی	C=۵۰، گاما=۲۵	۸۰.۲۷	۴۳.۲۵	۵۲.۵۰
	PCA	C=۵۰، گاما=۵۰	۸۱.۷۶	۵۳.۶۷	۷۴.۱۲
	MNF	C=۵۰، گاما=۱۵۰	۸۱.۰۲	۴۶.۸۸	۵۷.۹۵
	ژنتیک	C=۶۵۵، گاما=۵۰	۸۵.۱۱	۵۶.۲۲	۵۹.۷۴

توانایی تصویر چندطیفی در شناسایی ساختمان، در هر دو طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی و SVM، به ترتیب، ۱۶.۵٪ و ۴٪ بیشتر از توانایی تصویر SAR در شناسایی این کلاس است. در مجموع و طبق نتایج، می‌توان نتیجه گرفت که شبکه عصبی توانایی بیشتری در تفکیک کلاس ساختمان دارد و طبقه‌بندی‌کننده SVM هم توانایی بیشتری در تفکیک کلاس زمین دارد؛ شاید به این دلیل که کلاس ساختمان الگویی مشخص‌تر از کلاس زمین دارد زیرا کلاس زمین متشکل از عوارض گوناگون منطقه، همچون خاک و راه و درخت، است و بنابراین، الگوی پیچیده‌تری دارد و از آن‌جا که قابلیت تعیین مرز SVM دقیق‌تر از شبکه عصبی است (مختاری و نجفی، ۱۳۹۳)، توانایی بیشتری در شناسایی کلاس زمین خواهد داشت. از دیگر نتایج این مرحله بهتر بودن قابلیت تصاویر SAR و چندطیفی، به ترتیب، در شناسایی کلاس زمین و ساختمان است و این نتیجه‌گیری با تحقیقات دیگری (Teimouri et al., 2016) نیز تأیید شده است. در نهایت، با مقایسه دو طبقه‌بندی‌کننده SVM و شبکه عصبی، مشخص شد عملکرد SVM در حدود ۱٪ بهتر از شبکه عصبی بوده است و دلیل آن را می‌توان توانایی SVM در تعیین دقیق‌تر مرز تفکیک‌کننده بین دو کلاس، در مقایسه با شبکه عصبی، دانست (مختاری و نجفی، ۱۳۹۳).

۳-۴- ترکیب ویژگی‌های تصاویر چندطیفی و راداری
در این بخش، ویژگی‌های به‌دست‌آمده از منابع گوناگون (چندطیفی و رادار)، با استفاده از طبقه‌بندی‌کننده‌های شبکه عصبی و SVM، با یکدیگر ادغام شدند. با توجه به فلوجارت ارائه‌شده (شکل ۱)، حالت‌های متفاوت تلفیق بررسی می‌شود. طبق بخش ۳-۳، پارامترهای بهینه در شبکه عصبی و SVM بررسی شده و بهترین نتایج در جدول ۳ آورده شده است.

همان‌گونه که در جدول‌های ۱ و ۲ مشخص است، عملکرد ژنتیک در انتخاب ویژگی بهینه، در دو تصویر چندطیفی و راداری، به مراتب بهتر از دیگر روش‌هاست. دلیل آن ممکن است به نحوه انتخاب ویژگی در الگوریتم ژنتیک برگردد؛ چرا که در این روش، همانند دیگر الگوریتم‌های پوشش‌مبنا، معیار انتخاب ویژگی افزایش دقت طبقه‌بندی است و از آن‌جا که معیار انتخاب ویژگی دو روش فیلترمبنا MNF و PCA چنین معیاری نیست، انتخاب ویژگی بدون توجه به نتایج طبقه‌بندی صورت می‌گیرد و مبنا انتخاب ویژگی در دو روش MNF و PCA به ترتیب طبق افزایش سطح سیگنال به نویز (Green et al., 1988) و افزایش واریانس کلاس‌ها در فضای جدید است. همچنین، از میان ویژگی‌های برگزیده طبق دو روش MNF و PCA، نتایج PCA به مراتب بهتر بوده است و در این تحقیق، در مقایسه با دیگر روش‌های مورد بررسی، MNF روش مناسبی برای داده‌های نوری و راداری محسوب نمی‌شود. شاید بتوان یکی از دلایل کم‌بودن صحت کلی در حالت استفاده از MNF را در قیاس با دیگر روش‌ها، کاهش نسبت سیگنال به نویز در تصاویر بالا دانست زیرا معیار تصمیم‌گیری روش MNF تأثیر نویز است (Gao et al., 2017). با توجه به کمبود داده‌های آموزشی و دشواری تهیه این نوع داده‌ها، به‌ویژه در شرایط خاص مانند زلزله، در صورت در دسترس نبودن داده‌های آموزشی برای انتخاب ویژگی بهینه، روش PCA می‌تواند جایگزین مناسبی برای الگوریتم ژنتیک، در انتخاب ویژگی از تصاویر نوری و راداری، به‌شمار رود. به دلیل وجود پتانسیل بالای تصاویر چندطیفی، هنگام استفاده از الگوریتم ژنتیک در تعیین ویژگی‌های بهینه بر این تصاویر، صحت کلی به‌دست‌آمده در حدود ۸۵٪ و در حدود ۱۰.۵٪ بهتر از به‌کارگیری الگوریتم ژنتیک بر ویژگی‌های تصویر SAR بوده است. همچنین،

جدول ۳. پارامترهای ارزیابی به دست آمده از ترکیب در سطح ویژگی، در منطقه اول

استراتژی تلفیق	طبقه بندی کننده	پارامترها	صحت کلی	ضریب کاپا	دقت شناسایی ساختمان
چندطیفی + SAR	شبکه عصبی	n=۲۵	۸۵.۵۴	۶۳.۳۸	۸۲.۶۵
چندطیفی + SAR	SVM	c=۸۹۵ eg=۰.۴۵۰۵	۸۵.۵۹	۶۳.۳۰	۸۲.۱۳

شهر شیراز نیز، که در این تحقیق به آن اشاره شده است، بررسی می شود. به همین منظور، برای آموزش و ارزیابی روش، به ترتیب ۷۶۰ و ۱۲۵۰ پیکسل آموزشی و تست، برای هر کلاس ساختمان و پس زمینه، انتخاب شده است. شکل ۳ تصاویر منطقه جدید با ابعاد ۱۱۰۰×۱۱۰۰ را نشان می دهد. جدول ۴ نیز نتایج به دست آمده از منطقه دوم را ارائه می دهد.

در مجموع، در هر دو منطقه مورد بررسی در این تحقیق، طبقه بندی کننده SVM، با اختلافی اندک، بهتر از طبقه بندی کننده شبکه عصبی عمل کرده است. همچنین، در مرحله تلفیق در سطح ویژگی این دو منبع داده در منطقه دوم، هر سه پارامتر صحت کلی، ضریب کاپا و دقت شناسایی ساختمان، به ترتیب، در حدود دست کم ۲٪، ۳.۵٪ و ۳.۵٪ افزایش دقت را در مقایسه با حالت به کارگیری مجزای دو منبع داده، داشته اند.

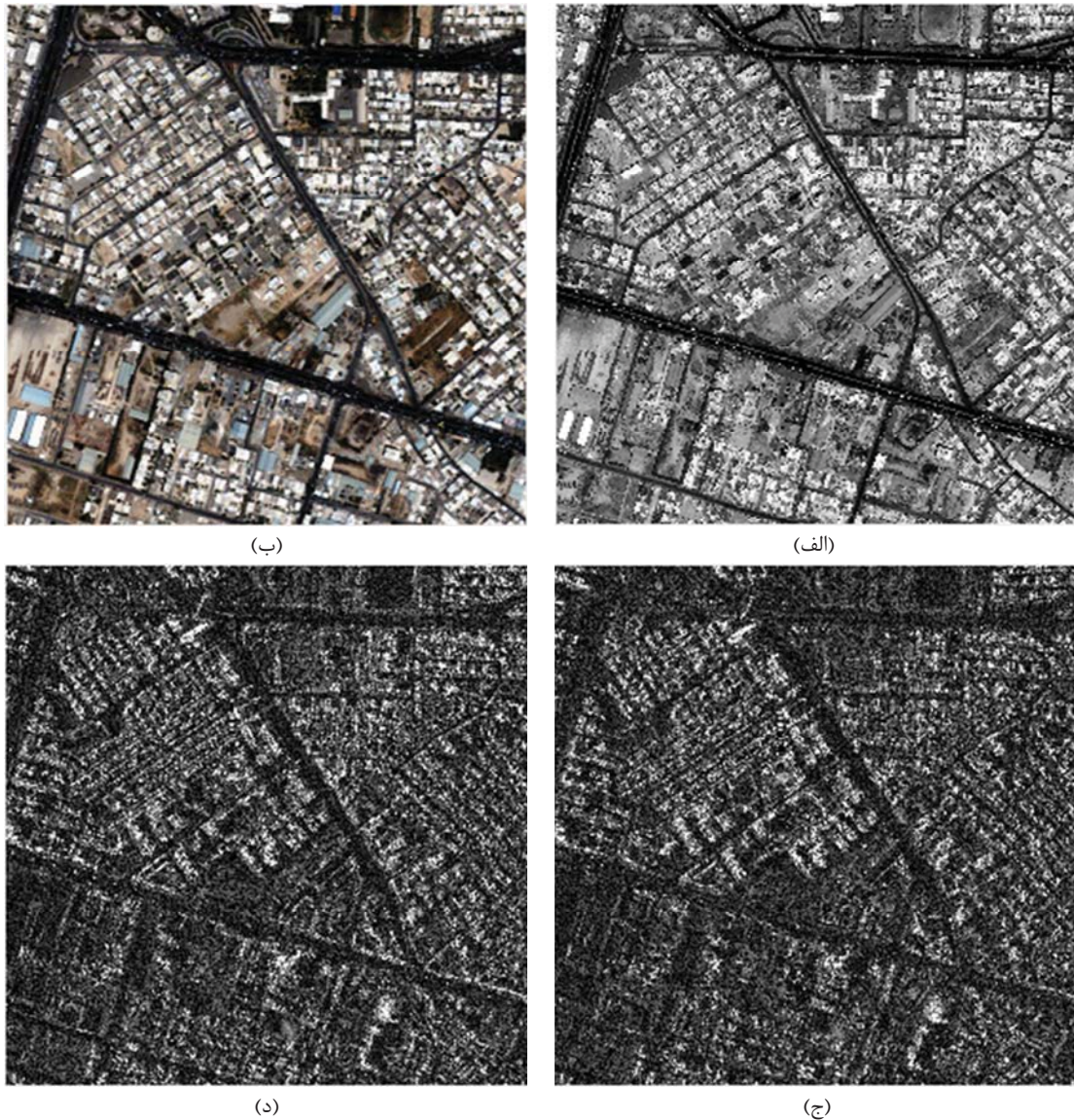
۳-۵- تلفیق در سطح تصمیم گیری

در این بخش، در مورد نتایج شناسایی ساختمان که از طبقه بندی مجزا و ترکیب ویژگی های تصاویر چندطیفی و رادار با استفاده از طبقه بندی کننده های متفاوت (شبکه عصبی- ژنتیک، SVM- ژنتیک) حاصل شده است، در پنجره ای متحرک با ابعاد متفاوت در هر منطقه، رأی گیری شد. از مزیت های این فرایند، در قیاس با رأی گیری پیکسل به پیکسل (Maghsoudi, 2011)، این است که امکان استفاده از اطلاعات مکانی پیکسل های همسایه را فراهم می کند. با توجه به تعداد پیکسل های مورد ارزیابی از طریق پنجره، امکان برابری آرای ساختمان و زمینه وجود دارد. در این شرایط، تصویر طبقه بندی شده با استفاده از SVM، که دقت بیشتری دارد، برای تصمیم نهایی در نظر گرفته شد. جدول ۵ نتایج به دست آمده در هر دو منطقه را نشان می دهد.

همان طور که پارامترهای ارزیابی جدول ۳ نشان می دهند، دقت شناسایی ساختمان در سطح تلفیق ویژگی بیشتر از به کارگیری مجزای تصاویر چندطیفی و راداری است. در واقع، می توان دلیل این بهبود را به کارگیری ویژگی های تصویر راداری در کنار ویژگی های تصویر چندطیفی دانست که باعث جبران ضعف این منبع داده شده است (Poulain et al., 2011; Teimouri et al., 2003; Tupin & Roux, 2016). یکی از دلایل ضعف تصویر راداری را می توان نبود ویژگی های طیفی و در تصویر چندطیفی، وجود مشکلاتی مانند شباهت های طیفی، سایه و انسداد، به خصوص در مجاورت عوارض مرتفع، بیان کرد که تلفیق این دو منبع داده سبب بهبود نتایج شناسایی می شود (Teimouri et al., 2016). با مقایسه نتایج تلفیق نیز، می توان نتیجه گرفت عملکرد دو طبقه بندی کننده شبکه عصبی و SVM تقریباً مشابه بوده است. بنابراین، هر دو روش، به منظور تلفیق این دو منبع داده، گزینه های مناسبی اند. همچنین، نتایج تلفیق در سطح ویژگی تصاویر چندطیفی و SAR با استفاده از طبقه بندی کننده SVM نشان می دهد که صحت کلی آن، در قیاس با زمانی که از طبقه بندی کننده SVM در تصویر چندطیفی استفاده شده، تفاوت چندانی نداشته است اما، در مجموع، نتایج بسیار مطمئن تر است زیرا ضریب کاپا در حدود ۷٪ افزایش یافته و مبنای محاسبه پارامتر ضریب کاپا نیز، علاوه بر پیکسل هایی که به درستی طبقه بندی شده اند، پیکسل هایی اند که به اشتباه طبقه بندی شده اند؛ از این رو، این پارامتر نقش شانس را در طبقه بندی در نظر می گیرد (Pontius Jr. & Millones, 2011) و به نسبت صحت کلی، بیشتر می توان به آن اطمینان کرد (کابلی زاده، ۱۳۸۷).

در این بخش، عملکرد روش پیشنهادی در منطقه جدید و بخش دیگری از تصاویر چندطیفی و راداری

ترکیب تصاویر چندطیفی و SAR با قدرت تفکیک مکانی بالا ...



شکل ۳. تصاویر منطقه دوم: تصویر پانکروماتیک ماهواره ایکونوس (الف)؛ تصویر چندطیفی ماهواره ایکونوس (ب)؛ تصویر SAR در پلاریزاسیون HH (ج)؛ تصویر SAR در پلاریزاسیون VV (د)

جدول ۴. پارامترهای ارزیابی به دست آمده از ترکیب در سطح ویژگی، در منطقه دوم

استراتژی	انتخاب ویژگی	نام طبقه بندی کننده	پارامترها	صحت کلی	ضریب کاپا	دقت شناسایی ساختمان
چندطیفی	ژنتیک	شبکه عصبی SVM	$n=35$ $c=886, g=0.1976$	۸۷.۰۸	۷۴.۱۶	۸۷.۱۲
SAR	ژنتیک	شبکه عصبی SVM	$n=20$ $c=916, g=10$	۷۵.۴	۵۰.۸۰	۶۸.۰۸
ترکیب در سطح ویژگی دو منبع داده	ژنتیک	شبکه عصبی SVM	$n=5$ $c=648, g=1.2821$	۸۹.۱۶	۷۸.۳۲	۸۹.۳۶
				۹۱.۱۶	۸۲.۳۲	۹۰.۴



الف



ب

شکل ۴. نتایج تلفیق در سطح تصمیم‌گیری: منطقه اول (الف)؛ منطقه دوم (ب)

۴- جمع‌بندی و نتیجه‌گیری

در این تحقیق، به‌منظور رفع مشکلات شناسایی ساختمان، از تصویر رادار به‌منزلهٔ مکمل دادهٔ چندطیفی استفاده شد. همچنین از آن‌جا که انتخاب ویژگی و یا، به‌عبارت‌دیگر، بردار ویژگی ورودی به طبقه‌بندی‌کننده‌ها نقش بسزایی در شناسایی عوارض ساختمانی دارد؛ در پژوهش پیش‌رو، از روش‌های متفاوتی برای استخراج و انتخاب ویژگی (PCA، MNF، ژنتیک) و طبقه‌بندی‌کننده‌هایی همچون شبکهٔ عصبی و SVM برای شناسایی ساختمان استفاده شد. در نهایت، با بررسی‌های صورت‌گرفته درمورد مقایسهٔ کمی و کیفی طبقه‌بندی‌کننده‌ها روی داده‌های تک‌منبعی و تلفیقی تصویر چندطیفی و راداری، این نتایج حاصل شد:

- در شناسایی پیکسل‌های ساختمان، تصویر چندطیفی و در شناسایی پیکسل‌های زمینه، تصاویر SAR توانایی بیشتری دارند؛

جدول ۵. پارامترهای ارزیابی حاصل از تلفیق در سطح تصمیم‌گیری

ابعاد پنجره	صحت کلی	ضریب کاپا	دقت شناسایی ساختمان	منطقه
۳×۳	۹۱.۲۷	۷۵.۶۸	۸۰.۲۷	منطقه اول
۵×۵	۹۲.۳۳	۷۸.۳۱	۸۰.۴۲	
۷×۷	۹۲.۸۲	۷۹.۵۲	۸۰.۱۴	
۹×۹	۹۲.۷۱	۷۹.۰۱	۷۸.۷۵	منطقه دوم
۳×۳	۹۲.۲	۸۴.۴	۹۱.۴۴	
۷×۷	۹۳.۴۴	۸۶.۸۸	۹۳.۱۲	
۹×۹	۹۳.۶	۸۷.۲	۹۳.۹۲	
۱۱×۱۱	۹۳.۶۸	۸۷.۳۶	۹۴.۴۸	
۱۳×۱۳	۹۲.۵۶	۸۵.۱۲	۹۳.۶۸	

طبق جدول ۵، ابعاد پنجرهٔ ۷×۷ در منطقهٔ اول و ۱۱×۱۱ در منطقهٔ دوم، در قیاس با دیگر ابعاد، بهبود بیشتری در شناسایی ساختمان داشته و تمامی پارامترهای حاصل از این تلفیق نیز عملکردی بهتر از طبقه‌بندی مجزا و تلفیق ویژگی‌ها داشته است. پس به‌طورکل، می‌توان گفت صحت کلی و ضریب کاپا در منطقهٔ اول مورد مطالعه، به‌ترتیب، حدود حداقل ۷ و ۲۰٪ افزایش دقت به‌نسبت حالت استفادهٔ مجزا از منابع داده داشته است. افزایش ۲۰ درصدی ضریب کاپا بسیار چشمگیر بوده و شانس طبقه‌بندی تصادفی را از بین برده است. در منطقهٔ مطالعاتی دوم، هر سه پارامتر ارزیابی صحت کلی، ضریب کاپا و دقت شناسایی ساختمان، به‌ترتیب، دست‌کم ۴.۴ و ۸.۸ و ۷.۵٪ افزایش دقت بیشتری در مقایسه با حالت پایهٔ خود نشان می‌دهند.

در نهایت، با تلفیق در سطح تصمیم‌گیری تصویر چندطیفی و SAR، با استفاده از پنجرهٔ متحرک، می‌توان نتیجه گرفت به‌کارگیری اطلاعات همسایگی، هنگام تلفیق در سطح تصمیم‌گیری، باعث بهبود دقت می‌شود. همچنین، از آن‌جا که یکی از ضعف‌های اصلی روش‌های پیکسل‌مبنا به‌کارنبردن اطلاعات همسایگی هر پیکسل است؛ استفاده از این اطلاعات سبب کاهش نویز می‌شود (Tarabalka et al., 2009; Zheng et al., 2014). شکل ۴ نتایج تلفیق را نشان می‌دهد.

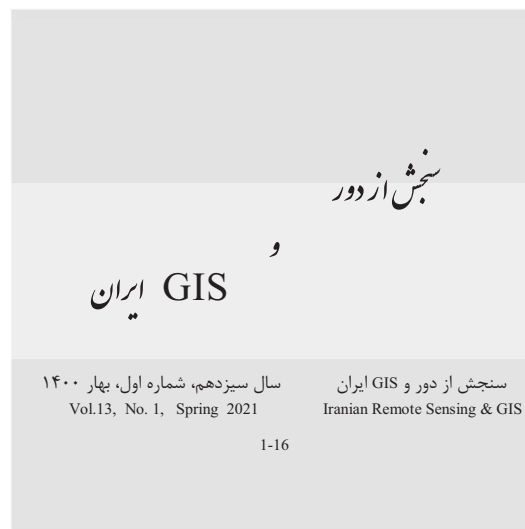
- Benediktsson, J.A., Pesaresi, M. & Amason, K., 2003, **Classification and Feature Extraction for Remote Sensing Images from Urban Areas Based on Morphological Transformations**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41, PP. 1940-1949.
- Bennett, A.J. & Blacknell, D., 2003, **The Extraction of Building Dimensions from High Resolution SAR Imagery**, Radar Conference, Proceedings of the International, 2003. IEEE, PP. 182-187.
- Cote, M. & Saeedi, P., 2013, **Automatic Rooftop Extraction in Nadir Aerial Imagery of Suburban Regions Using Corners and Variational Level Set Evolution**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 51, PP. 313-328.
- Dong, Y., Chen, H., Yu, D., Pan, Y. & Zhang, J., 2011, **Building Extraction from High Resolution SAR Imagery in Urban Areas**, Geo-spatial Information Science, 14, PP. 164-168.
- Dubois, C., Thiele, A. & Hinz, S., 2014, **Building Detection in TanDEM-X Data**, EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar, PP. 866-869.
- Dubois, C., Thiele, A. & Hinz, S., 2016, **Building Detection and Building Parameter Retrieval in InSAR Phase Images**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 114, PP. 228-241.
- Gao, L., Zhao, B., Jia, X., Liao, W. & Zhang, B., 2017, **Optimized Kernel Minimum Noise Fraction Transformation for Hyperspectral Image Classification**, Remote Sensing, 9(6), P. 548.
- Ghanbari, Z. & Sahebi, M.R., 2014, **Improved IHS Algorithm for Fusing High Resolution Satellite Images of Urban Areas**, Journal of the Indian Society of Remote Sensing, 42, PP. 689-699.
- Green, A.A., Berman, M., Switzer, P. & Craig, M.D., 1988, **A Transformation for Ordering Multispectral Data in Terms of Image Quality with Implications for Noise Removal**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 26, PP. 65-74.
- عملکرد الگوریتم ژنتیک، در مقایسه با دو روش مورد بررسی دیگر در این تحقیق (MNF, PCA)، برای تعیین ویژگی‌های بهینه از منابع داده تک‌منبعی، بهتر است؛
- در صورت در دسترس نبودن داده‌های آموزشی برای تعیین ویژگی‌های بهینه، تبدیل PCA جایگزین مناسبی برای الگوریتم ژنتیک به‌شمار می‌رود؛
- تلفیق ویژگی‌های بهینه به‌دست‌آمده از الگوریتم ژنتیک در سطح ویژگی، از تصاویر چندطیفی و رادار، در هر دو طبقه‌بندی‌کننده شبکه عصبی و SVM، سبب افزایش صحت کلی و دقت شناسایی ساختمان شد؛
- به‌کارگیری اطلاعات همسایگی هر پیکسل باعث بهبود تلفیق در سطح تصمیم‌گیری دو منبع شد؛
- تلفیق در سطح تصمیم‌گیری دو تصویر چندطیفی و راداری در شناسایی ساختمان، در قیاس با تلفیق در سطح ویژگی آن دو منبع، عملکرد بهتری دارد.
- ۵- منابع**
- کابلی‌زاده، م.، ۱۳۸۷، **طراحی و پیاده‌سازی یک سیستم اتوماتیک جهت استخراج عارضه ساختمان از تصاویر با قدرت تفکیک بالا با روش تلفیق داده‌های ارتفاعی با مدل Snake**، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، تهران.
- مختاری، م.ح.، نجفی، ا.، ۱۳۹۳، **مقایسه روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در استخراج کاربری‌های اراضی از تصاویر ماهواره ای لندست Tm**، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب‌و‌خاک، سال نوزدهم، شماره ۷۲، تابستان ۱۳۹۴، ص. ۳۵-۴۵.
- Anys, H., Bannari, A., He, D. & Morin, D., 1994, **Texture Analysis for the Mapping of Urban Areas Using Airborne MEIS-II Images**, Proceedings of the First International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition, PP. 231-245.

- Guo, R. & Zhu, X.X., 2014, **High-Rise Building Feature Extraction Using High Resolution Spotlight TanDEM-X Data**, EUSAR 2014; 10th European Conference on Synthetic Aperture Radar.
- Haghighat, M., Zonouz, S. & Abdel-Mottaleb, M., 2013, **Identification Using Encrypted Biometrics**, International Conference on Computer Analysis of Images and Patterns, Springer, PP. 440-448.
- Haralick, R.M. & Shanmugam, K., 1973, **Textural Features for Image Classification**, IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, PP. 610-621.
- Hill, R., Moate, C. & Blacknell, D., 2008, **Estimating Building Dimensions from Synthetic Aperture Radar Image Sequences**, IET Radar, Sonar & Navigation, 2, PP. 189-199.
- Jin, X. & Davis, C.H., 2005, **Automated Building Extraction from High-Resolution Satellite Imagery in Urban Areas Using Structural, Contextual, and Spectral Information**, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, PP. 1-11.
- Khesali, E., Zoj, M.J.V., Mokhtarzade, M., Dehghani, M., 2016, **Semi Automatic Road Extraction by Fusion of High Resolution Optical and Radar Images**, J Indian Soc Remote Sens, 44, PP. 21-29.
- Lefèvre, S., Weber, J. & Sheeren, D., 2007, **Automatic Building Extraction in VHR Images Using Advanced Morphological Operators**, Urban Remote Sensing Joint Event, 2007. IEEE, PP. 1-5.
- Liu, C., Wang, W., Zhao, Q., Shen, X. & Konan, M., 2017, **A New Feature Selection Method Based on a Validity Index of Feature Subset**, Pattern Recognition Letters, 92, PP. 1-8.
- Liu, W., Yamazaki, F., Adriano, B., Mas, E. & Koshimura, S., 2014, **Development of Building Height Data in Peru from High-Resolution SAR Imagery**, Journal of Disaster Research, Vol. 9, P. 1043.
- Maghsoudi, Y., 2011, **Analysis of Radarsat-2 Full Polarimetric Data for Forest Mapping**, Ph.D. Thesis, Department of Geomatics Engineering, University of Calgary.
- Michaelsen, E., Soergel, U. & Thoennessen, U., 2006, **Perceptual Grouping for Automatic Detection of Man-Made Structures in High-Resolution SAR Data**, Pattern Recognition Letters, 27, PP. 218-225.
- Moreira, A., 1991, **Improved Multilook Techniques Applied to SAR and SCANSAR Imagery**, IEEE Transactions on Geoscience and remote Sensing, 29(4), PP. 529-534.
- Ojaghi, S., Ebadi, H. & Ahmadi, F.F., 2015, **Using Artificial Neural Network for Classification of High Resolution Remotely Sensed Images and Assessment of Its Performance Compared with Statistical Methods**, American Journal of Engineering, Technology and Society, 2(11), PP. 1-8.
- Pontius Jr., R.G. & Millones, M., 2011, **Death to Kappa: Birth of Quantity Disagreement and Allocation Disagreement for Accuracy Assessment**, International Journal of Remote Sensing, 32, PP. 4407-4429.
- Poulain, V., Inglada, J., Spigai, M., Tourneret, J.-Y. & Marthon, P., 2011, **High-Resolution Optical and SAR Image Fusion for Building Database Updating**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49, PP. 2900-2910.
- Shackelford, A.K. & Davis, C.H., 2003, **A Combined Fuzzy Pixel-Based and Object-Based Approach for Classification of High-Resolution Multispectral Data over Urban Areas**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 41, PP. 2354-2363.
- Simonetto, E., Oriot, H. & Garello, R., 2005, **Rectangular Building Extraction from Stereoscopic Airborne Radar Images**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 43, PP. 2386-2395.
- Sohn, G. & Dowman, I., 2001, **Extraction of Buildings from High Resolution Satellite Data**, Automated Extraction of Man-Made Objects from Aerial and Space Images (III), Balkema Publishers, Lisse, PP. 345-355.
- Sportouche, H., Tupin, F. & Denise, L., 2011, **Extraction and Three-Dimensional Reconstruction of Isolated Buildings in Urban Scenes from High-Resolution Optical and**

- SAR Spaceborne Images**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 49, PP. 3932-3946.
- Tarabalka, Y., Benediktsson, J.A. & Chanussot, J., 2009, **Spectral-Spatial Classification of Hyperspectral Imagery Based on Partitional Clustering Techniques**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 47, PP. 2973-2987.
- Taubenböck, H., Esch, T., Wurm, M., Roth, A. & Dech, S., 2010, **Object-Based Feature Extraction Using High Spatial Resolution Satellite Data of Urban Areas**, Journal of Spatial Science, 55, PP. 117-132.
- Teimouri, M., Mokhtarzade, M. & Valadan Zoej, M.J., 2016, **Optimal Fusion of Optical and SAR High-Resolution Images for Semiautomatic Building Detection**, GIScience & Remote Sensing, 53, PP. 45-62.
- Tison, C., Tupin, F. & Maitre, H., 2004, **Retrieval of Building Shapes from Shadows in High Resolution SAR Interferometric Images**, 2004 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium.
- Tupin, F., 2003, **Extraction of 3D Information Using Overlay Detection on SAR Images**, 2nd GRSS/ISPRS Joint Workshop on Remote Sensing and Data Fusion over Urban Areas, Berlin, Germany, 22-23 May 2003.
- Tupin, F., Maitre, H., Mangin, J.-F., Nicolas, J.-M. & Pechersky, E., 1998, **Detection of Linear Features in SAR Images: Application to Road Network Extraction**, IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 36, PP. 434-453.
- Tupin, F. & Roux, M., 2003, **Detection of Building Outlines Based on the Fusion of SAR and Optical Features**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 58, PP. 71-82.
- Turker, M. & Koc-San, D., 2015, **Building Extraction from High-Resolution Optical Spaceborne Images Using the Integration of Support Vector Machine (SVM) Classification, Hough Transformation and Perceptual Grouping**, International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 34, PP. 58-69.
- Turlapaty, A., Gokaraju, B., Du, Q., Younan, N.H. & Aanstoos, J.V., 2012, **A Hybrid Approach for Building Extraction from Spaceborne Multi-Angular Optical Imagery**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 5, PP. 89-100.
- Ulaby, F.T., Moore, R.K. & Fung, A.K., 1986, **Microwave Remote Sensing- Active and Passive, Volume I- Microwave Remote Sensing Fundamentals and Radiometry**, Artech House Publishers.
- Ünsalan, C. & Boyer, K.L., 2005, **A System to Detect Houses and Residential Street Networks in Multispectral Satellite Images**, Computer Vision and Image Understanding, 98, PP. 423-461.
- Wang, J., Yang, X., Qin, X., Ye, X. & Qin, Q., 2015, **An Efficient Approach for Automatic Rectangular Building Extraction from Very High Resolution Optical Satellite Imagery**, IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 12, PP. 487-491.
- Wang, Y., Tupin, F., Han, C. & Nicolas, J.-M., 2008, **Building Detection from High Resolution POLSAR Data by Combining Region and Edge Information**, International Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IEEE, IV-153-IV-156.
- Wegner, J.D., Hansch, R., Thiele, A. & Soergel, U., 2011, **Building Detection from One Orthophoto and High-Resolution InSAR Data Using Conditional Random Fields**, IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 4, PP. 83-91.
- Zhai, W., Shen, H., Huang, C. & Pei, W., 2016, **Fusion of Polarimetric and Texture Information for Urban Building Extraction from Fully Polarimetric SAR Imagery**, Remote Sensing Letters, 7, PP. 31-40.
- Zhang, Y., 1999, **Optimisation of Building Detection in Satellite Images by Combining Multispectral Classification and Texture Filtering**, ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 54, PP. 50-60.
- Zhao, L., Zhou, X. & Kuang, G., 2013, **Building Detection from Urban SAR Image Using**

Building Characteristics and Contextual Information, EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2013, P. 1.

Zheng, L., Wan, L., Huo, H. & Fang, T., 2014, **A Noise Removal Approach for Object-Based Classification of VHR Imagery via Post-Classification**, 2014 International Conference on Audio, Language and Image Processing, 7-9 July, Shanghai, China.



Integration of high spatial resolution SAR and multispectral images for building detection in urban areas

Teimouri M.^{1*}, Mokhtarzade M.², Valadan Zoej M.J.³

1. Ph.d. Student of Remote Sensing, K. N. Toosi University of Technology
2. Associate Prof. of Photogrammetry and Remote Sensing, K. N. Toosi University of Technology
3. Prof. of Photogrammetry and Remote Sensing, K. N. Toosi University of Technology

Abstract

In this study, the SAR data is used as a supplementary data to overcome the limitations of the multispectral (MS) image in building detection. Therefore, the proposed method utilizes a multisensor data fusion to take the advantages of both MS and SAR data together. In addition, two different filter-based feature selection methods, MNF and PCA, are investigated as an alternative scenario when the training data is not accessible. In this respect, the optimum feature vector is selected using MNF, PCA and Genetic methods from MS and SAR data, separately. Thereafter, each selected feature vector is used to classify the images by implementing the support vector machine (SVM) and the artificial neural network classification methods. The experimental result shows that the PCA is able to select the feature vector without the need of training data as well as genetic algorithm. However, the MS classification result is poor where both roofs and streets are covered with asphalt. In this framework, the fusion of SAR and MS images in feature level was utilized to improve the classification results. Finally, to assign a label at the sample, a majority voting is calculated between the used classification methods results. However, according to the noisy result, using the neighborhood information in the form of a moving spatial window in different sizes is examined to determine the label of the central pixel more accurately. According to the experimental results, the overall accuracy and building detection accuracy are obtained 92.82% and 80.14%, respectively, which represent the satisfying performance of the proposed method.

Keywords: Building Detection, Feature Selection, SVM, Neural network.

* Correspondence Address: Faculty of Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, No. 1346, ValiAsr Street, Mirdamad Cross, Tehran, Postcode: 15433-19967. Tel: +98 21 88877071-2.
Email: mteimouri@mail.kntu.ac.ir