

شناسایی ساختمان‌های تخریب شده بعد از زلزله سرپل ذهاب با استفاده از آنالیز چند سنسوری و یادگیری ماشینی

صدرا کریم زاده *

استادیار دانشکده برنامه‌ریزی و علوم محیطی - دانشگاه تبریز
sa.karimzadeh@tabrizu.ac.ir

(تاریخ دریافت دی ۱۳۹۸، تاریخ تصویب مهر ۱۳۹۹)

چکیده

ارزیابی سریع مناطق تخریب شده بعد از هر فاجعه طبیعی مخصوصاً زلزله از اهمیت ویژه‌ای در پاسخ به بحران برخوردار است که در صورت استفاده از الگوریتم‌های مناسب با چشم انداز ماهواره‌های بلادرنج می‌تواند کمک شایان توجهی در کاهش تلفات زلزله داشته باشد. زیرا که گسیل نیروهای امداد و نجات هدفمند به سمت و سوی ساختمان‌های تخریب شده خواهد بود و در نتیجه زمان بلاتکلیفی آنها کاهش خواهد یافت. در این مطالعه از ۳ تصویر رادار با گشودگی مصنوعی (SAR) اخذ شده از ماهواره ALOS-2 با قدرت تفکیک مکانی ۱۰ متر در دو پلاریزاسیون HH و HV و همچنین ۲ تصویر اپتیکی مرتبط با ماهواره WorldView-2 با قدرت تفکیک مکانی ۰.۴۶ متر در چهار باند برای ارزیابی تخریب لرزه‌ای ناشی از زلزله سرپل ذهاب (ازگله) سال ۱۳۹۶ شمسی با پنج الگوریتم (naive Bayes (NB)، support vector machine (SVM)، k-nearest neighbors (KNN)، regression tree (RT) و random forests (RDF) مورد بررسی قرار گرفتند. مجموعاً ۲۴ پارامترهای در روش یادگیری ماشینی برای داده‌های SAR از آنالیز بافت، مقادیر ضریب بازپراکنش و همدوسی تولید شده تداخل سنجی راداری (InSAR) مورد استفاده قرار گرفتند. در تصاویر اپتیکی نیز ۲۰ پارامتر صرفاً از مؤلفه‌های مستخرج از آنالیز بافت استفاده شدند. کلاسه بندی نتایج بر اساس دو گروه ساختمان‌های تخریب شده و ساختمان‌های تخریب نشده انجام پذیرفت که صحت کلی کلاسه بندی برای هر دو دسته نشان می‌دهد که الگوریتم RDF قابلیت و صحت بالاتری برای ارزیابی تخریب ارائه می‌نماید.

واژگان کلیدی: رادار با گشودگی مصنوعی، ارزیابی تخریب، یادگیری ماشینی، آنالیز بافت

* نویسنده رابط

۱- مقدمه

زلزله ها و عواقب ناشی از آنها بایستی با دقت مطالعه شوند تا بتوان خسارات و تلفات ناشی از آنها را کاهش داد. از آغاز قرن بیست و یکم تا کنون بیش از ۸۰۰ هزار نفر کشته بر اثر فعالیت های لرزه ای گزارش شده است که بیشتر آنها روی کمر بند لرزه ای آلپ-هیمالیا قرار داشته اند [۱]. زلزله بم در سال ۲۰۰۳ میلادی در ایران مرکزی با حدوداً ۲۶ هزار کشته، زلزله اقیانوس هند در سال ۲۰۰۴ میلادی با حدوداً ۲۰۰ هزار کشته، زلزله سیچوان چین در سال ۲۰۰۸ میلادی با بیش از ۹۶ هزار کشته و زلزله هائیتی در سال ۲۰۱۰ میلادی با بیش از ۳۰۰ هزار کشته تنها چند نمونه از زلزله های مخرب قرن اخیر هستند [۱]. مرگ آنی پس از هر زلزله بدلیل برخورد فیزیکی افراد در داخل یا خارج ساختمان با مواد و مصالح فرو ریخته و یا در حرکت بعنوان فاز اولیه آسیب انسانی شناخته می شود. فاز ثانویه این آسیب نیز ناشی از خفگی، جراحات عمیق و گرفتار شدن افراد در زیر آوار ساختمان ها ناشی می شود [۲]. اگر چه تلفات ناشی از فاز اولیه اجتناب ناپذیر به نظر می رسد، اما تلفات ثانویه می تواند با اتخاذ تدابیر و روش های مناسب در مسائل مرتبط با پاسخ سریع بحران^۱ و تلفیق و گسترش کاربردهای مرتبط با مشاهدات زمینی با استفاده از سنجش از دور کاهش یابد. این موضوع مخصوصاً در ارتباط با زلزله های رخ داده در شب با استفاده از داده های SAR که توانایی تصویربرداری در شب را دارند عمل پذیرتر خواهد بود [۳].

تخمین آسیب لرزه ای راداری در ابتدا با دو شاخص اولیه ساده بعنوان اختلاف ضریب بازپراکنش^۲ و ضریب همبستگی^۳ شروع شد به نحوی که تعامل انرژی بازگشتی در دو پریود مجزا (قبل و بعد از رویداد) به صورت تفاضلی یا بصورت برآورد همبستگی آن دو تصویر محاسبه می شد بطوری که بعنوان مثال با کاهش انرژی بازگشتی به ماهواره در تصویر بعد از رویداد، اینچنین استدلال می شد که آن عارضه (ساختمان) دچار تغییر شکل یا اصطلاحاً آسیب شده است [۴]. چند نمونه از کاربردهای اختلاف ضریب بازپراکنش و ضریب همبستگی برای زلزله کوبه (سال ۱۹۹۵ میلادی) و

زلزله پرو (سال ۲۰۰۷ میلادی) گزارش شده اند [۵]. علاوه بر دو شاخص اولیه ذکر شده، شاخص همبستگی فاز^۴ بین دو تصویر SAR مستخرج از روش تداخل سنجی راداری^۵ نیز بعنوان شاخص اولیه مورد استفاده قرار گرفت. فیلدینگ و همکاران [۶] با استفاده از سه تصویر ماهواره ای ENVISAT توانستند تخریب سازه ای ارگ بم و نواحی اطراف آن را تخمین بزنند. اگر چه بدلیل قدرت تفکیک پایین داده های SAR در آن مقطع زمانی امکان تخمین ساختمان های تخریب شده با دقت بالا امکان پذیر نبود. ماتسوکا و نوجیما توانستند با تلفیق تصاویر SAR و مقیاس شدت لرزه ای، مدلی جدید از ارزیابی تخریب لرزه ای ارائه دهند [۵]. در روشهای جدیدتر و توسعه یافته تر از تصاویر چند زمانه SAR با پلاریزاسیون دوگانه برای ارزیابی بهتر تخریب با توجه به قابلیت های پلاریزاسیون دوگانه در تشریح توجیه ساختمان ها بعد از زلزله آماتریچه (سال ۲۰۱۶ میلادی) استفاده شد [۷]. همچنین از ترکیب تصاویر بالاگذر^۶ و پایین گذر^۷ در انجام آنالیز تمایز به منظور بهبود نتایج مربوط به زلزله آماتریچه نیز استفاده شد [۸]. در سنجش از دور اپتیکی، ارزیابی تخریب لرزه ای با مقایسه بصری تصویر قبل و تصویر بعد از رویداد آغاز شد [۹-۱۱]. اگر چه با فرض دستیابی به دقت کمتر، استفاده از یک تصویر بعد رویداد نیز می تواند کافی باشد [۱۲]. از اینرو تفسیر بصری برای تخمین آسیب لرزه ای ساختمان ها بیشتر از الگوریتم های خودکار تشخیص تغییرات مورد استفاده قرار گرفته است [۱۰]. سایتو و همکاران با بررسی و تفسیر بصری سه تصویر ماهواره ای IKONOS، قبل و بعد از زلزله گوجرات (سال ۲۰۰۱ میلادی) توانستند میزان ساختمان های تخریب شده را با داده های میدانی درست نمایی کنند [۱۰]. سایتو و اسپنس با بررسی تنها یک تصویر QuickBird مرتبط با زلزله گوجرات و مقایسه آن با یافته های مرتبط با تصاویر IKONOS به این نتیجه رسیدند که تعداد کمتری از ساختمان های تخریب شده در هنگام استفاده از یک تصویر شناسایی می شوند [۱۲]. آدامز و همکاران برای زلزله بم، از یک سیستم بهم پیوسته و تصاویر QuickBird قبل و بعد از رویداد برای ارزیابی تخریب و هدایت تیم های امدادی به مناطق با آسیب

۴ Coherence

۵ SAR interferometry (InSAR)

۶ Ascending

۷ Descending

۱ Rapid disaster response

۲ Differential backscattering coefficient

۳ Correlation coefficient

ساختمان های مسکن مهر در غرب سرپل ذهاب در یافتند که مهمترین عامل فروپاشی این ساختمان ها وجود خاک نرم در منطقه و خاک پر شده بوده است [۱۳].

بیشینه شتاب زمین در ایستگاه شتاب نگاری سرپل ذهاب بوده است که مولفه های L ، T و V به ترتیب cm/s^2 ۶۸۱، cm/s^2 ۵۶۲ و cm/s^2 ۴۰۴ بوده که این ایستگاه در مسیر رو به جلوی انتشار امواج لرزه ای گزارش شده است. دومین ایستگاه شتاب نگاری با بیشینه شتاب نیز مربوط به ایستگاه گورسفید بود که مولفه های L (Longitude)، T (Transverse) و V (Vertical) آن به ترتیب cm/s^2 ۳۰۹، cm/s^2 ۲۷۷ و cm/s^2 ۲۳۳ بوده است [۱۳]. رکوردهای ایستگاههایی همچون سرپل ذهاب، کردند و گورسفید نشان می دهند که حرکت امواج از شمال به جنوب بوده است پس فارغ از فاصله مناطق مسکونی به رومرکز زلزله، اغلب مناطق مسکونی تخریب شده در مسیر انتشار امواج لرزه ای قرار داشتند و لزوماً نزدیک به رومرکز زلزله نبوده اند.

در منطقه ای با ابعاد ۱۱۰ در ۱۲۰ کیلومتر حدود ۱۷۰۰ پس لرزه ها با بزرگای ۲٫۵ و بالاتر تا انتهای سپتامبر سال ۲۰۱۸ میلادی توسط شبکه لرزه نگاری ایران ثبت شد که پنج مورد آنها بزرگایی بالاتر از ۴٫۸ داشتند. مطالعات راداری برای استخراج جابجایی های تکتونیکی نشان می دهد که جابجایی زمین ناشی از مکانیزم فشاری حدود ۹۰ سانتی متر در خط دید ماهواره بوده است. واجدیان و همکاران اقدام به استخراج میدان جابجایی با استفاده از داده های Sentinel-1 و ALOS-2 کردند و علاوه بر مدلسازی جابجایی هایی تکتونیکی، جابجایی های ناشی از ریزش صخره ها و زمین لغزش ها را نیز از روی اینترفروگرام های تولید شده و بازدید های میدانی شناسایی کردند [۱۵]. در این مطالعه حاضر سه تصویر SAR ماهواره ALOS-2 در حالت عکسبرداری SM3^۳ برای ارزیابی اولیه تخریب و همچنین محاسبه جابجایی پوسته زمین از طریق آژانس اکتشافات هوا و فضای ژاپن^۴ موسوم به JAXA اخذ شدند. قدرت تفکیک مکانی SM3 حدود ۱۰ متر می باشد که برای پردازش تداخل سنجی راداری برای حفظ قدرت مکانی در مرحله چندمنظر سازی^۵ برای منظرهای آزمون و رنج، مقدار ۱ در نظر گرفته شدند.

دیدگی شدید برای حمایت بهینه از یک طراحی مسیر استفاده کردند [۹]. یامازاکی و همکاران نیز ساختمان های شهر بم را بعد از زلزله بم در چهار دسته متفاوت براساس مقیاس مه لرزه ای اروپا^۱ (EMS98) طبقه بندی کردند که در مقایسه با داده های زمینی نشان می داد که تصویر قبل از رویداد کمک بیشتری در تشخیص ساختمان ها با درجه آسیب پذیری کمتر می کند [۱۱].

در این مقاله کاربرد پنج الگوریتم یادگیری ماشینی^۲ naive Bayes (NB)، k-nearest neighbors (KNN)، support vector machine (SVM)، regression tree (RT) و randome forests (RDF) برای دسته بندی ساختمان های فروپاشیده و سالم مورد استفاده قرار گرفتند که ۲۴ پارامتر توضیحی برای داده های SAR برای پلاریزاسیون HH و HV و ۲۰ پارامتر توضیحی برای داده های اپتیکی در ۴ باند استفاده شدند تا ۹۵۵۶ ساختمان موجود در سرپل ذهاب را کلاسه بندی نمایند. که برای تمامی الگوریتم ها، ۷۰٪ ساختمان ها به عنوان داده های آموزشی مورد استفاده قرار گرفت.

۲- منطقه مورد مطالعه و توصیف داده

۲-۱- زلزله سرپل ذهاب

در ساعت ۲۱:۴۵ به وقت محلی ایران در ۲۱ آبان ۱۳۹۶ شمسی (۲۰۱۷ میلادی) زلزله ای با بزرگای ۷٫۳ در مرز ایران و عراق در ۵ کیلومتری شهر ازگله استان کرمانشاه بوقوع پیوست که باعث تخریب ساختمان های در شهرهایی همچون سرپل ذهاب، گیلان غرب، ثلاث باباجانی و قصر شیرین شد [۳]. علاوه بر شهرها، هزاران روستا نیز تحت تاثیر اثرات این زلزله قرار گرفتند. بدلیل اینکه میزان تخریب گزارش شده از شهر سرپل ذهاب بیشتر از بقیه شهرها بود زلزله مذکور از این به بعد بعنوان زلزله سرپل ذهاب نام برده می شود. عمق زلزله بر اساس گزارش سازمان زمین شناسی ایالات متحده (USGS) ۱۸ کیلومتر بوده و مرگبارترین زلزله سال ۲۰۱۷ میلادی نام گرفت بطوری که ۶۰۰ کشته، ۷ هزار زخمی و ۱۵ هزار بی خانمان تنها بخشی از خسارات انسانی زلزله سرپل ذهاب بود [۳]. میاجیما و همکاران در مطالعه میدانی خود از منطقه با انجام مشاهدات میکروتیرمور و آنالیز پریود طبیعی خاک در نزدیکی

^۳ StripMap3

^۴ Japan Aerospace Exploration Agency

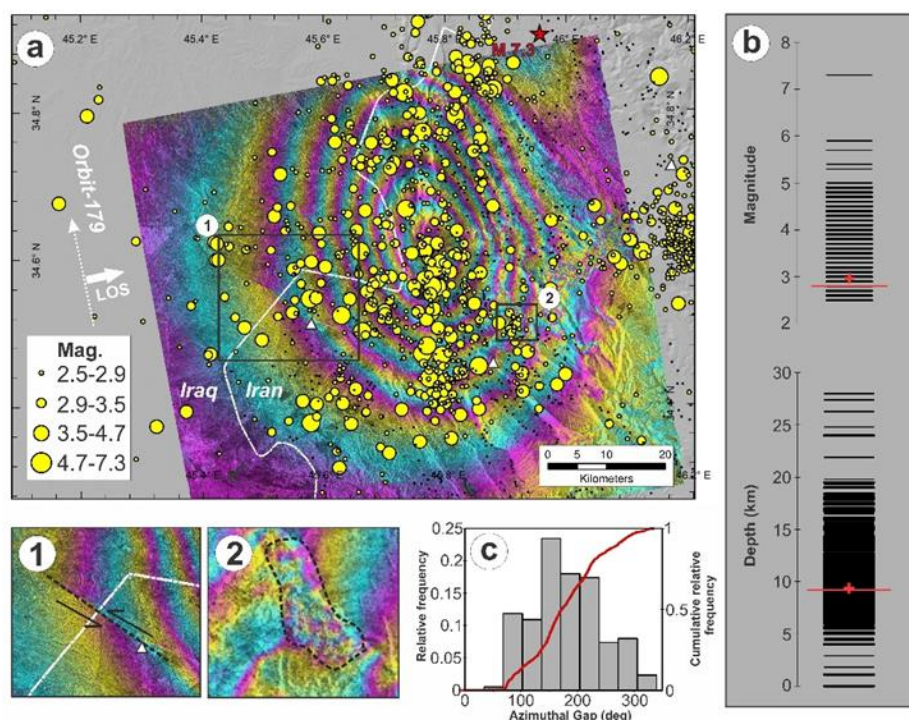
^۵ multilooking

^۱ European macroseismic scale

^۲ Machine learning

با استفاده از تداخل سنجی راداری جفت تصویر ALOS-2 در دو تاریخ ۲۰۱۷،۱۲،۲۳ و ۲۰۱۷،۱۰،۱۲ (جزئیات تمام تصاویر استفاده شده در جدول ۱ درج شده است)، جابجایی‌های تکتونیکی و غیرتکتونیکی مورد مطالعه قرار گرفتند. همانطور که در شکل ۱a نمایش داده شده است حدود ۸ فرینج (نوار رنگین کمائی) برای زلزله سرپل ذهاب قابل رؤیت می باشد که حدوداً ۹۶ سانتی متر جابجایی در راستای خط دید ماهواره می باشد. شکل ۱b اطلاعات آماری عمق و بزرگای پس لرزه های منطقه

مطالعاتی را نشان می دهد که میانگین و میانه (علامت + و خط قرمز در در شکل ۱b) عمق پس لرزه های به ترتیب ۹،۲ و ۹،۳ کیلومتر می باشند. میانگین میانه بزرگای پس لرزه ها هم به ترتیب ۳ و ۲،۸ می باشند. در شکل ۱c هیستوگرام رخداد پس لرزه های منطقه نسبت به گپ آزیموتی پس لرزه ها را نشان می دهد. معمولاً پس لرزه ها با گپ آزیموتی کوچکتر از ۱۸۰ درجه دارای درجه اطمینان بالاتری هستند که با دقت بالاتری در روی زمین تعیین موقعیت شده اند.



شکل ۱- a: اینترفروگرام هم لرزه بدست آمده از زلزله سرپل ذهاب همراه با پس لرزه ها (دوایر زرد)، b: پلات نواری بزرگا و عمق پس لرزه ها. علامت + و خط قرمز به ترتیب میانه و میانگین هستند. c: هیستوگرام نرمالیزه شده پس لرزه ها و گپ آزیموتی. کادر های ۱ و ۲ نمایانگر جابجایی های غیر تکتونیکی می باشند.

۲-۲- تصاویر SAR و اپتیکی

ماهواره ALOS-2 در باند L با طول موج تقریبی ۲۳،۵ سانتی متر از سال ۲۰۱۴ میلادی شروع به جمع آوری داده های SAR کرد. از مزیت های سنسور راداری نصب شده بر این ماهواره می توان به تصویربرداری در تمام طول شبانه روز و همچنین مستقل بودن آن از شرایط آب و هوایی اشاره کرد بطوری که بعنوان مثال وجود برف و ابر مانعی در تصویربرداری ایجاد نمی کند. زلزله سرپل ذهاب و همینطور شهر سرپل ذهاب گزینه های ایده آل مطالعاتی برای داده های SAR ماهواره ALOS-2 می باشند زیرا: ۱- زلزله مذکور در هنگام شب رخ داده است

که امکان سنجی استفاده بهینه داده های SAR را میسر می کند و ۲- استفاده از طول موج بلند در باند L مشکلات ناشی از عدم هبستگی فاز مرتبط با رشد گیاهی در مناطق شهری را کاهش می دهد. همانطور که قبلا ذکر شد در این مطالعه از سه تصویر ماهواره ALOS-2 از مدار بالاگذر به شماره ۱۷۹ در حالت SM3 برای کلاسه بندی ساختمان ها استفاده می شود که دو تصویر آن مربوط به قبل از رویداد و یک تصویر مربوط به بعد از رویداد می باشد (جدول ۱). حالت SM1 این ماهواره نیز امکان تصویربرداری با قدرت تفکیک مکانی ۳ متر را هم فراهم می آورد اما این حالت فقط برای موارد ضروری و یا قلمروی کشور ژاپن قابل دسترس است [۳].

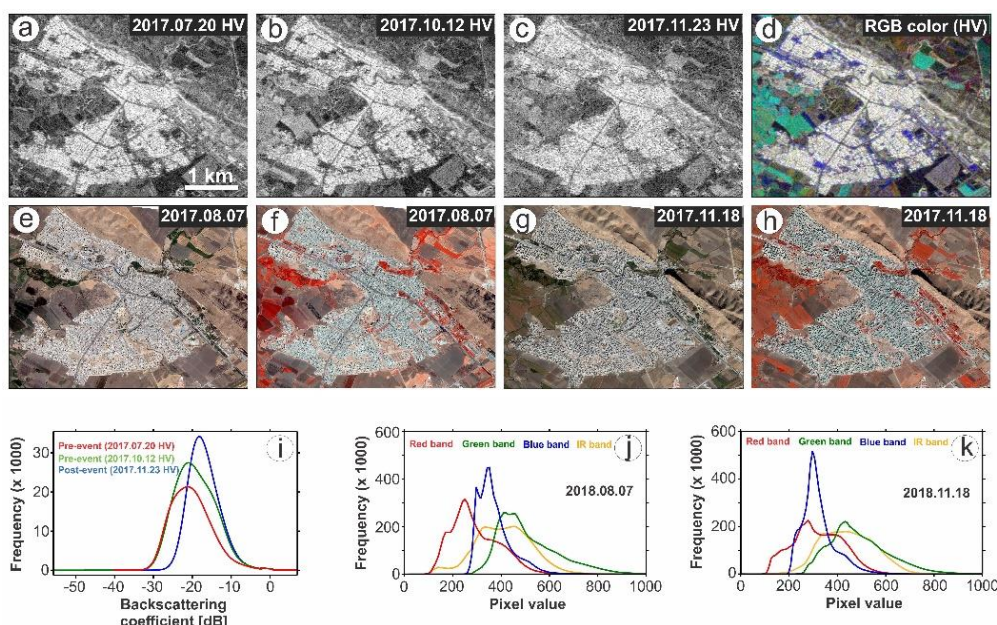
پارکینگ ساختمانی و همچنین چادرهای اسکان موقت می باشد که هر دو عامل احتمالاً باعث ایجاد پراکنش double bounce شده است.

داده های اپتیکی این مطالعه از ماهواره WorldView-2 (WV2) 2 سفارش داده شده اند که باند پانکروماتیک آن دقت مکانی حدوداً ۰,۴۶ متر و باند چندطیفی (۴ باند قرمز، آبی، سبز و مادون قرمز) آن دقتی در حدود ۱,۸۴ متر دارد. شکل ۲e و ۲g تصاویر رنگ طبیعی سرپل ذهاب قبل و بعد رویداد می باشند که به ترتیب در تاریخ های ۲۰۱۷,۰۸,۰۷ و ۲۰۱۷,۱۱,۱۸ اخذ شده اند. شکل ۲f و ۲h نیز تصاویر رنگ کاذب شهر سرپل ذهاب را قبل و بعد از رویداد نشان می دهند که رنگ قرمز بدلیل بازتابش بیشتر از پوشش گیاهی مشخص می کند که محصولات کاشته شده در اطراف شهر در زمان های مختلف متفاوت بودند، موضوعی که در ترکیب رنگی کامپوزیت تصاویر SAR نیز مشخص شده بود. مقایسه هیستوگرام تصاویر اپتیکی قبل و بعد از رویداد (شکل ۲k و ۲j) نشان می دهد که تیزی قله در باند قرمز کاهش یافته که احتمالاً به علت جذب حداکثری این باند در مناطق خارج از شهری است در حالی که در باند آبی تیزی قله افزایش یافته است. تغییرات باند سبز و باند مادون قرمز نیز با تفسیر بصری نامحسوس به نظر می رسند.

جدول ۱- مشخصات و اطلاعات تصاویر SAR در این مطالعه. اختصارات θ و P به ترتیب زاویه برخورد (درجه) و پلاریزاسیون هستند (* نمایانگر تصویر Master می باشد)

سنسور	تاریخ	$\theta(^{\circ})$	P
ALOS-2	۲۰۱۷,۰۷,۲۰	۳۶,۲	HH & HV
ALOS-2*	۲۰۱۷,۱۰,۱۲	۳۶,۲	HH & HV
ALOS-2	۲۰۱۷,۱۱,۲۳	۳۶,۲	HH & HV

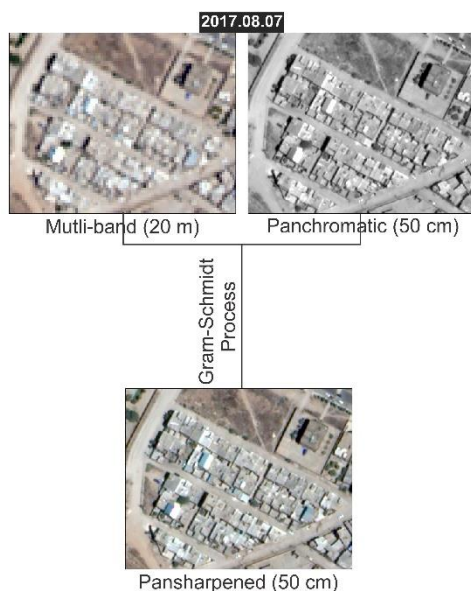
شکل ۲a تا ۲c نمایی از تصاویر SAR مرتبط با شهر سرپل ذهاب را در تاریخ های مختلف نشان می دهند. شکل ۲d نیز تصویر کامپوزیت رنگی سرپل ذهاب را نشان می دهد که در آن مناطق پایدار شهری به رنگ سفید از بقیه عوارض متمایز می باشند. مناطق با رنگ آبی در داخل شهر که در تصویر بعد از زلزله بارز شده اند فضاهای آزاد و یا سبز شهری هستند که با خودرو و چادرهای امدادی پوشیده شده اند. مناطق سبز و ارغوانی خارج از حوزه شهری نیز زمین های کشاورزی با کشت محصول متفاوت را نمایش می دهند. شکل ۲i نمایانگر هیستوگرام مقادیر ضریب بازپراکنش را برای سه تصویر در پلاریزاسیون HV نمایش می دهد. همانطور که دیده می شود نقطه قله (پیک) در بصورت توزیع نرمال برای هر تصویر تشکیل شده است و به مرور زمان توزیع مقادیر از تصویر اول به تصویر دوم و تصویر سوم به سمت مقادیر بیشتر سوق داده شده است. بعنوان مثال تصویر بعد از زلزله (باند آبی) دارای مقادیر بیشتری است که این موضوع احتمالاً بدلیل خارج کردن خودروها از



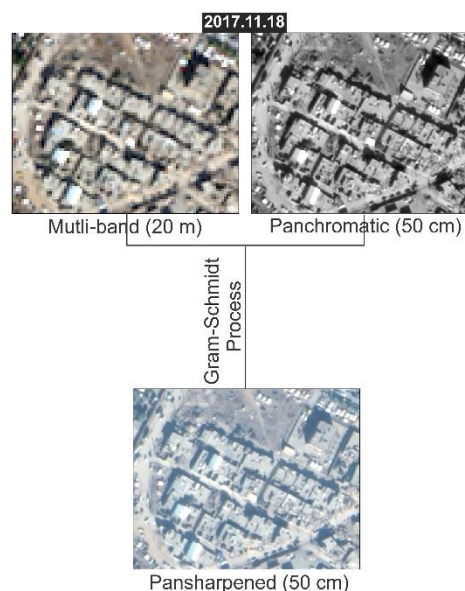
شکل ۲- a تا c: شهر سرپل ذهاب در تصاویر SAR مربوط به سنسور ALOS-2 در سه زمان متفاوت. d: تصویر رنگی کامپوزیت که دو تصویر قبل از رویداد در باند R و G و تصویر بعد از رویداد در باند B قرار گرفتند. e تا h به ترتیب تصاویر رنگ طبیعی و کاذب قبل و بعد رویداد از سنسور WV2 می- باشند. i تا k هیستوگرام های تصاویر

در اینجا برای انجام Pan Sharpening با استفاده از روش Gram-Schmidt، از باند پانکروماتیک برای بالا بردن قدرت تفکیک مکانی باند چند طیفی استفاده می کند. روش Gram-Schmidt نتایج دقیقتری را در مقایسه با روش های

دیگر از جمله روش Principal component ارائه می دهد که دلیل آن استفاده از تابع پاسخ طیفی سنسور مربوطه برای تخمین داده پانکروماتیک می باشد [۱۶].



شکل ۳- افزایش قدرت تفکیک مکانی تصاویر و Pan Sharpening شهر سرپل ذهاب قبل و بعد از رویداد



۳- روش ها

۳-۱- پارامترهای اصلی و آنالیز بافت

در این مقاله برای ارزیابی تخمین و استخراج الگوی تخریب از ۲۴ پارامتر برای تصاویر SAR و ۲۰ پارامتر برای تصاویر اپتیکی استخراج شدند. پارامتر اول در تصاویر SAR، یکی از مهمترین پارامترهای ارزیابی تخریب می باشد تفاضل همدوسی حاصل از تداخل سنجی راداری می باشد و معمولاً بصورت نرمالیزه شده هم از فرمول زیر محاسبه می شود.

$$D_{cc} = \frac{\gamma_{pre} - \gamma_{co}}{\gamma_{pre} + \gamma_{co}} \quad (1)$$

که در آن D_{cc} همدوسی تفاضلی بین همدوسی جفت تصویر قبلا از زلزله (γ_{pre}) و همدوسی جفت تصویر هم لرزه (γ_{co}) می باشد. این پارامتر برای دو پلاریزاسیون HH و HV محاسبه می شود. این پارامتر همانطور که در بخش اول توضیح داده شد، به عنوان یک شاخص درجه اول در برخی مطالعات آسیب لرزه ای از جمله زلزله بم استفاده شده است [۶]. پارامتر بعدی اصلی تفاضل بازپراکنش (D_i) است که در این جا بازپراکنش تفاضلی فقط برای جفت هم

لرزه با بیس لاین زمانی کوچک (یعنی تصویر ۲۰۱۷،۱۰،۱۲ و ۲۰۱۷،۱۱،۲۳) مورد استفاده قرار می گیرد. این پارامتر نیز برای هر دو پلاریزاسیون HH و HV محاسبه می شود. در مورد تصاویر اپتیکی، تفاضل مقادیر پیکسلی برای هر ۴ باند محاسبه شده و سپس مؤلفه های مرتبط با بافت^۱ استخراج می شوند. آنالیز بافت بطور مشابه برای نتایج تفاضل همدوسی و تفاضل بازپراکنش در تصاویر SAR نیز محاسبه می گردد. مؤلفه های مستخرج از آنالیز بافت contrast، dissimilarity، entropy، homogeneity و variance می باشند که معمولاً با نام آماره های مرتبه دوم نیز شناخته می شوند و می توانند جنبه های مختلفی از آسیب سازه ای (مثلاً درجات آسیب ذکر شده در EMS98) را منعکس نمایند. معمولاً ماتریس های مرتبه دوم رابطه بین جفت پیکسل ها را آنالیز می کنند پس لازم است که ابتدا ماتریس هم رویداد^۲ GLCM محاسبه شود. این ماتریس تابعی است که از رابطه زاویه ای و رابطه فاصله ای دو پیکسل همسایه تشکیل می شود که پس از تشکیل ماتریس فوق، مؤلفه های مذکور نیز محاسبه می شوند [۱۷].

^۱ Texture

^۲ Gray level co-occurrence matrix

Diff. Coh. Entropy HV	Diff. band3 Dissimilarity	۱۲
Diff. Coh. Homogeneity HV	Diff. band3 Entropy	۱۳
Diff. Coh. Variance HV	Diff. band3 Homogeneity	۱۴
Diff. Int. Contrast HH	Diff. band3 Variance	۱۵
Diff. Int. Dissimilarity HH	Diff. band4 Contrast	۱۶
Diff. Int. Entropy HH	Diff. band4 Dissimilarity	۱۷
Diff. Int. Homogeneity HH	Diff. band4 Entropy	۱۸
Diff. Int. Variance HH	Diff. band4 Homogeneity	۱۹
Diff. Int. Contrast HV	Diff. band4 Variance	۲۰
Diff. Int. Dissimilarity HV	-	۲۱
Diff. Int. Entropy HV	-	۲۲
Diff. Int. Homogeneity HV	-	۲۳
Diff. Int. Variance HV	-	۲۴

جدول ۳- معادلات استفاده شده در آنالیز بافت که در روابط فوق μ میانگین در P می باشد و N_g تعداد سطوح خاکستری در تصویر می باشد

معادله استفاده شده	پارامتر بافت	ردیف
$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 P(i, j)$	Variance	۱
$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \frac{1}{1 + (i - j)^2} P(i, j)$	Homogeneity	۲
$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j)(i - j)^2$	Contrast	۳
$\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j) i - j $	Dissimilarity	۴
$-\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P(i, j)\log(p(i, j))$	Entropy	۵

۳-۲- الگوریتم های یادگیری ماشینی

از یادگیری ماشینی می توان به عنوان زیر مجموعه ای از هوش مصنوعی یاد کرد که به تنظیم شیوه هایی می پردازد که رایانه بتواند قدرت درک را بواسطه داده های آموزشی بدست آورد. هدف روش های مرتبط با یادگیری ماشینی این است که رایانه بتواند به مرور زمان با افزایش داده های آموزشی بتواند یادگیری خود را افزایش داده و کارایی بهتری در حوزه های مختلف علم و فناوری نشان دهد. در این مطالعه سعی شده است تا از این قابلیت یادگیری ماشینی برای آموزش تشخیص ساختمان های سالم و تخریب شده استفاده شود. تعداد الگوریتم های توسعه یافته در یادگیری ماشینی خیلی زیاد هستند که در این مطالعه بر پنج مورد از الگوریتم های یادگیری ماشینی یعنی naive Bayes (NB)، k-nearest neighbors

بایستی توجه شود که پنجره در حال حرکت برای آنالیز بافت و همچنین مؤلفه های تفاضلی همدوسی و بازپراکنش در این مطالعه 5×5 انتخاب شدند و پارامتر زاویه ای نیز 135° درجه انتخاب شد. این پارامترها برای بدست آوردن اطلاعات و جزییات بیشتر می توانند تغییر کنند. جدول ۲ خلاصه ای از پارامترهای توضیحی برای داده های SAR و اپتیکی را نشان می دهد. مؤلفه های آنالیز بافت نیز به شرح زیر می باشد که واریانس میزان پراکندگی مقادیر را پیرامون میانگین نشان می دهد. همگنی یا homogeneity نمایانگر همگنی بافت های تصویر می باشد و همگنی بالا نشان از عدم وجود تغییرات بین منطقه ای و توزیع همگن محلی می باشد و مقادیر آنها بین صفر و یک می باشد. کنتراست برعکس همگنی می باشد که از رابطه زیر محاسبه می گردد. عدم شباهت یا dissimilarity نیز همانند کنتراست عمل می کند و از رابطه زیر قابل محاسبه است. آنتروپی یا entropy یک معیار اندازه گیری محتوای اطلاعات می باشد که از رابطه زیر قابل محاسبه است (جزییات بیشتر در جدول ۳ ارائه گردیده است).

برای حفظ یکپارچگی در مقادیر بجز نتایج شدت از فرمول زیر استفاده شد:

$$|\hat{d}_i| = \frac{|d_i| - \min(|d_i|)}{\max(|d_i|) - \min(|d_i|)} \quad (2)$$

$|\hat{d}_i|$ شاخص نرمال شده برای تمامی مؤلفه ها می باشد، $|d_i|$ نقشه مربوطه، $\min(|d_i|)$ و $\max(|d_i|)$ نیز به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه در هر تصویر می باشد.

جدول ۲- پارامترهای توضیحی (نرمالیزه شده) مورد استفاده در این مطالعه

ردیف	پارامتر های استخراجی از داده های اپتیکی	پارامتر های استخراجی از داده های SAR
۱	Diff. band1 Contrast	Diff. Coh. HH
۲	Diff. band1 Dissimilarity	Diff. Coh. HV
۳	Diff. band1 Entropy	Diff. Int. HH
۴	Diff. band1 Homogeneity	Diff. Int. HV
۵	Diff. band1 Variance	Diff. Coh. Contrast HH
۶	Diff. band2 Contrast	Diff. Coh. Dissimilarity HH
۷	Diff. band2 Dissimilarity	Diff. Coh. Entropy HH
۸	Diff. band2 Entropy	Diff. Coh. Homogeneity HH
۹	Diff. band2 Homogeneity	Diff. Coh. Variance HH
۱۰	Diff. band2 Variance	Diff. Coh. Contrast HV
۱۱	Diff. band3 Contrast	Diff. Coh. Dissimilarity HV

(KNN)، support vector machine (SVM)، regression tree (RT) و random forests (RDF) برای دسته بندی ساختمان های کاملاً فروپاشیده و سالم تمرکز شده است. یعنی کلاسه بندی با تمام الگوریتم های ذکر شده بصورت باینری بین دو گروه کاملاً فروپاشیده (طبق EMS98 ساختمان های درجه ۵) و سالم انجام می پذیرد. توجه شود که در اینجا ساختمان های سالم ممکن است لزوماً سالم هم نباشند زیرا کلاسه های آسیب درجه ۱ تا درجه ۴ طبق استاندارد ESM98 همگی در گروه سالم فرض شدند.

۳-۲-۱- Regression tree

الگوریتم Regression tree یا رگرسیون درختی (RT) یک الگوریتم نظارت شده برای طبقه بندی می باشد که قادر به استفاده از متغیر های گسسته و پیوسته می باشد. مدل های درختی در جایی که ماهیت داده گسسته باشد "کلاسه بندی درخت" گفته می شوند. درخت های تصمیم گیری در مواجهه با داده های پیوسته "رگرسیون درختی" نامید می شوند. در این آنالیز برای تصمیم گیری، یک رگرسیون تصمیم، ابزاری برای به تصویر کشیدن روابط متغیرهای توضیحی استفاده می شود. در اینجا رگرسیون درختی بر روی متغیر های وابسته کمی (یعنی پارامترهای مستخرج از آنالیز بافت، همدوسی و ضریب بازپراکنش) بصورت باینری "بلی" و "خیر" اعمال می شوند تا کلاس مربوط به هر ساختمان (کاملاً فروپاشیده یا سالم) مشخص شود.

۳-۲-۲- k-nearest neighbors

این الگوریتم که با نام الگوریتم "k نزدیکترین همسایه" نیز شناخته می شود (KNN)، یک الگوریتم ساده یادگیری ماشینی نظارت شده می باشد که هم در حل مسائل رگرسیون و هم کلاسه بندی کاربرد دارد. اساس کار این الگوریتم بر شباهت اشیا در مجاورت یکدیگر تاکید می کند که این شباهت می تواند به عنوان نزدیکی، مجاورت یا فاصله تعبیر گردد. بعنوان مثال در این مطالعه، روش طبقه بندی به صورت فاصله بین هر عارضه یا ساختمان با سایرین در نظر گرفته شد. k در اینجا تعداد همسایگی های "رای گیری" در داده های مورد تست می باشد. بعنوان مثال اگر k برابر ۱ فرض شود در این صورت در داده های مورد تست برچسبی مشابه با نزدیکترین

نمونه داده های تمرینی اختصاص داده خواهد شد. اگر k برابر ۳ فرض شود، ۳ کلاس نزدیک مورد ارزیابی قرار می گیرد. بطور معمول برای نتیجه گیری مناسب و بهینه می توان مقدار k را برابر مجذور داده های تمرینی فرض کرد که در مقاله نیز به این گونه عمل می شود.

۳-۲-۳- naive Bayes

الگوریتم naive Bayes که با نام "الگوریتم بیز ساده" نیز شناخته می شود (NB)، بر اساس تئوری بیز و فرض بر احتمال استقلال بین ویژگی ها عمل می کند. به طور ساده می توان گفت که روش بیز روشی برای دسته بندی پدیده ها، بر پایه احتمال وقوع یا عدم وقوع یک پدیده است. در naive Bayes اگر توصیفات خوب باشند، کلاسه بندی با احتمال زیاد می تواند درست انجام شود. یک دلیل استفاده از این الگوریتم در کلاسه بندی ساختمان های تخریب شده و سالم، دسته بندی سریع داده های آزمایشی است بطوری که برای دسته بندی های بالاتر از دو گروه نیز عملکرد مناسبی دارد. دلیل دوم استفاده از آن این است که در صورت حفظ شرط مستقل بودن، الگوریتم NB می تواند حتی با وجود داده آموزشی کمتر، عملکرد بهتری از مدل های رگرسیون داشته باشد.

۳-۲-۴- support vector machine

الگوریتم support vector machine که با نام "الگوریتم ماشین بردار پشتیبان" نیز شناخته می شود (SVM)، یک روش طبقه بندی بر اساس جداکننده آبر صفحه ای^۱ نظارت شده می باشد. بطور ساده ماشین بردار پشتیبان یک جدا کننده یا مرزی است که بهترین حالت تفکیک داده ها را مشخص می کند. از مزایای روش SVM، آموزش ساده این الگوریتم با داده های با ابعاد بالا می باشد که با انتخاب یک کرنل مناسب می توان به عملکرد مناسب دست یافت.

۳-۲-۵- random forests

این الگوریتم نوعی الگوریتم ترکیبی می باشد که با نام "الگوریتم جنگل تصادفی" نیز شناخته می شود (RDF).

^۱ Hyperplane

مذکور پرداخته شد و نتایج همبستگی و همچنین نتایج آنالیز مولفه اصلی (PCA)^۱ در شکل ۵a و ۵b نمایش داده شده است. مطابق ماتریس همبستگی (شکل ۵a)، شماره ۱ با شماره ۲ و همچنین شماره ۸ بیشتر همبسته می باشد که نشان می دهد همدوسی با همگنی، همبستگی مثبت بیشتری دارد. این همبستگی برای بقیه شماره ها نیز قابل کنترل می باشد. مولفه اول (PC1) و مولفه دوم (PC2) به ترتیب حدود ۲۱٪ و ۱۴٪ از واریانس داده را توضیح می دهند که در شکل ۵b قابل مشاهده هست. همانطور که ملاحظه می شود مولفه های اصلی به رنگ آبی در پشت زمینه ای از ساختمان های تخریب نشده (سبز) و تخریب شده (قرمز) مشخص شده اند. جهت قرارگیری بردارهای آبی نشان دهنده ارتباط آن ها با یکدیگر می باشد. نتایج PCA نشان می دهد که به عنوان مثال شماره ۱ و ۲ که همان همدوسی تفاضلی تصاویر راداری HH و HV می باشند، در یک جهت هستند (همبستگی مثبت). مولفه های دیگری هم هستند که راستا و جهت آن ها همسو می باشند. بعنوان مثال شماره ۸ و ۱۳ نیز در یک جهت هستند. این دو مولفه مذکور هر دو بیانگر همگنی یا homogeneity مرتبط با همدوسی (جدول ۲) در پلاریزاسیون VV و VH می باشند.

مطابق نقشه مرجع تولید شده توسط UNITAR^۲، در شهر سرپل ذهاب از ۹۵۵۶ ساختمان این شهر، ۷۸۵ ساختمان تخریب شده بودند و ۵۷۹۹ ساختمان تخریب نشده بودند (یا آسیب جزئی دیده بودند). نتایج طبقه بندی های مختلف برای دو کلاس ذکر شده در شکل ۶ نمایش داده شده است. همانطور که ملاحظه می شود الگوریتم های مختلف عملکرد های متفاوتی داشته اند و میزان تجانس و همبستگی آنها در قسمت راست شکل ۶ قابل مشاهده است. صحت کلی هر کدام از الگوریتم ها در جدول ۳ نمایش داده شده است.

همانطور که در جدول ۴ و شکل ۶ مشاهده می شود، صحت کلی بدست آمده از الگوریتم RDF ۹۱٪ می باشد که در مقایسه با عملکرد سایر الگوریتم ها بهتر می باشد. برای الگوریتم RDF، صحت کلی در دسته تخریب نشده ها ۹۵٪ و در دسته تخریب شده ها ۴۷٪ می باشد که نشان

الگوریتم های ترکیبی از برخی الگوریتم های ساده طبقه بندی استفاده می کنند تا به بهبود نتایج کمک کنند. روش RDF نوع پیشرفته ای از الگوریتم RT می باشد که براساس تعداد درخت های تصمیم اقدام به طبقه بندی می کند. الگوریتم RT نیز بر اساس درخت تصمیم عمل می کند با این تفاوت که در الگوریتم RDF تعداد درختان بسیار بیشتر می باشد که به خاطر تعداد زیادی درخت تصمیم به آن جنگل گفته می شود که برای تصمیم گیری ماهیت تصادفی نیز اعمال می شود. در الگوریتم RDF به هر کدام از درخت ها یک زیر مجموعه ای از داده هایمان تعلق می گیرد. بعنوان مثال در این مطالعه ۲۴ پارامتر (ستون) برای داده های SAR و ۲۰ ستون برای داده های اپتیکی داریم که از آنالیز بافت بدست آمده اند. حال با احتساب تعداد ساختمان ها (سطر)، الگوریتم RDF به هر درخت تصادفی بطور پیش فرض ۱۰۰ سطر و ۵۰ ستون بطور تصادفی اختصاص می دهد و کلاسه بندی نهایی از بطن این درخت ها ایجاد می شود.

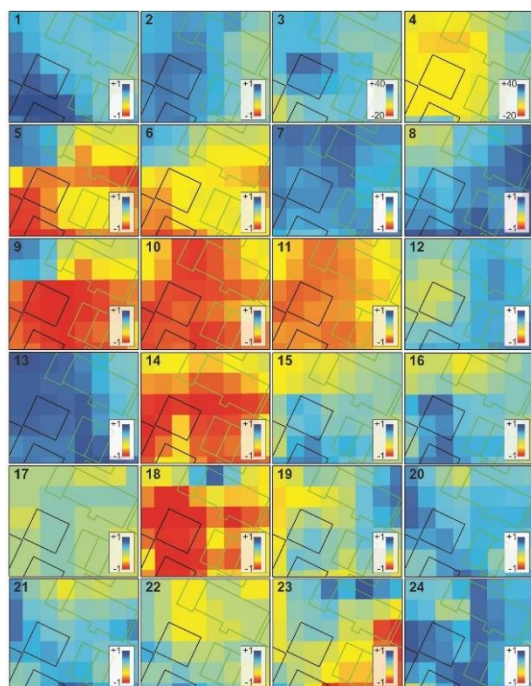
۴- نتایج

۴-۱- نتایج آنالیز بافت و طبقه بندی تصاویر SAR

همانطور که در جدول ۲ پارامتر های توضیحی تصاویر SAR مشخص شد، نتایج آنالیز تفاضلی بافت این مولفه ها به همان ترتیب در شکل ۴ نشان داده شده اند. شکل ۴ نمای نزدیکی از چند ساختمان سرپل ذهاب را نشان می دهد که پلیگون های سبز ساختمان های سالم و پلیگون های سیاه ساختمان های تخریب شده می باشند. در شکل ۴ شماره ۱ (HH) و ۲ (HV) که اختلاف همدوسی تصاویر قبل و بعد از زلزله هستند همبستگی بهتری برای نمایش تغییرات ساختمان های تخریب شده و سالم دارند بطوریکه پیکسل های با رنگ سرد (آبی) بیانگر ساختمان های تخریب شده هستند. در شکل ۴ شماره ۳ (HH) و ۴ (HV) نیز بیان کننده اختلاف شدت بین تصویر قبل زلزله (۲۰۱۷، ۱۰، ۱۲) و تصویر بعد زلزله (۲۰۱۹، ۱۱، ۲۳) می باشد. به نظر می رسد که پلاریزاسیون HH تغییرات ناشی از زلزله را بهتر نمایش می دهد. بررسی رفتار مقادیر پیسکل ها در سایر پارامترهای بدست آمده از آنالیز بافت آسان نیست. بنابراین به بررسی همبستگی بین ۲۴ پارامتر

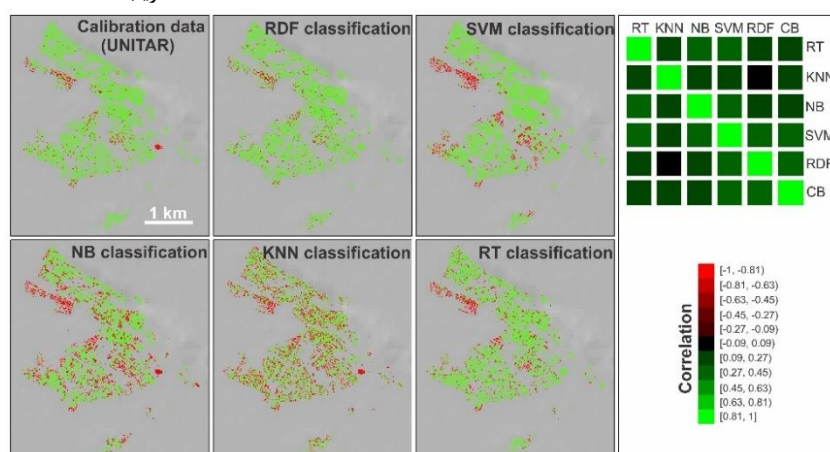
^۱ Principle Component Analysis

^۲ United Nations Institute for Training and Research

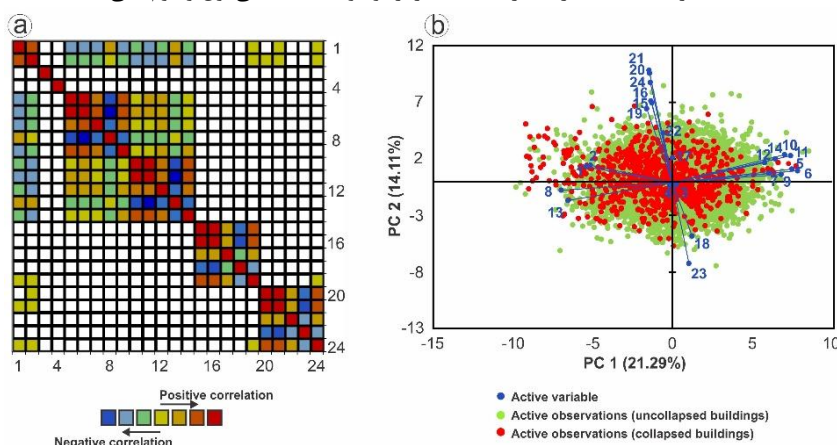


شکل ۴- نمونه ای از پارامترهای مستخرج از شدت، همدوسی و بافت تصاویر SAR. شماره های تصاویر در جدول ۲ توضیح داده شده است. پلیگون های سبز و سیاه به ترتیب ساختمان های تخریب نشده و تخریب شده هستند

می دهد عملکرد طبقه بندی در دسته ساختمان های تخریب نشده بالاتر می باشد. برای الگوریتم SVM، صحت کلی در دسته تخریب نشده ها ۸۸٪ و در دسته تخریب شده ها ۵۰٪ می باشد. در الگوریتم NB، صحت کلی در دسته تخریب نشده ها ۶۹٪ و در دسته تخریب شده ها ۵۶٪ می باشد. در الگوریتم KNN، صحت کلی در دسته تخریب نشده ها ۶۲٪ و در دسته تخریب شده ها ۶۶٪ می باشد که در مقایسه با سایر الگوریتم ها بهتر توانسته است طبقه بندی نادرست در گروه ساختمان های تخریب نشده، صحت کلی پایین آمده است. برای الگوریتم RT، صحت کلی در دسته تخریب نشده ها ۸۴٪ و در دسته تخریب شده ها ۴۸٪ می باشد. نتایج همبستگی الگوریتم ها نشان می دهد که همبستگی بین RDF و KNN از همه کمتر بوده و برای بقیه الگوریتم ها در بازه ای بین ۰٫۲۷ تا ۰٫۸۱ می باشند.



شکل ۵- a: همبستگی پارامترهای مستخرج (رنگ های گرم همبستگی مثبت و رنگ های سرد همبستگی منفی هستند). b: پلات پراکنده ساختمان های تخریب نشده (سبز)، تخریب شده (قرمز) و مولفه های اصلی اول و دوم (آبی)



شکل ۶- نتایج طبقه بندی SAR با الگوریتم های مختلف همراه با داده مرجع UNITAR (تعداد کل ساختمان های تصاویر: ۹۵۵۶ SAR)

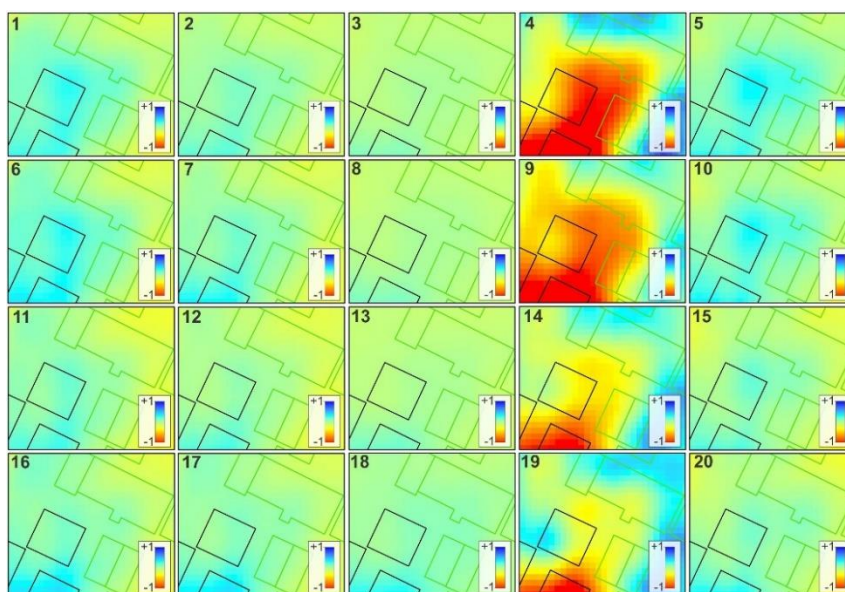
تفکیک مکانی بالا باعث تولید نتایج تفاضلی و آنالیز بافت بهتری شده است. اما بدلیل وجود پیکسل های متعدد در یک پلیگون ساختمانی روند یادگیری برخی الگوریتم ها چالشی بوده و نتایج تولید شده از قابلیت اطمینان کمتری برخوردار بودند. شکل ۸ همبستگی پارامترها و نتایج PCA را نشان می دهد. همانطور که دیده می شود حدود ۷۵٪ داده توسط مولفه اول و ۱۰٪ داده توسط مولفه دوم قابل توضیح می باشد.

جدول ۴- صحت کلی استخراج شده برای هر الگوریتم

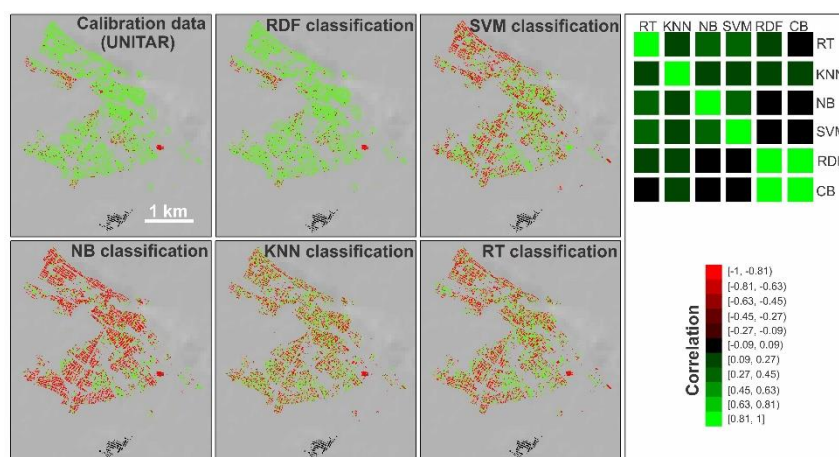
	RDF	SVM	NB	KNN	RT
صحت کلی	٪۹۱	٪۸۵	٪۶۸	٪۶۲	٪۸۱
تعداد ساختمان های درست طبقه بندی شده	۸۶۹۱	۸۱۳۲	۶۴۶۱	۵۹۶۰	۷۷۰۵

۴-۲- نتایج آنالیز بافت و طبقه بندی تصاویر اپتیک

بسیست پارامتر محاسبه شده بر اساس جدول ۲ در شکل ۷ قابل مشاهده می باشند. تصاویر اپتیک با قدرت



شکل ۷- نمونه ای از پارامترهای مستخرج از مقادیر پیکسلی تفاضلی در چهار باند R، G، B و مادون قرمز (جدول ۲). سبز و سیاه به ترتیب ساختمان های تخریب نشده و تخریب شده هستند



شکل ۸- a: همبستگی پارامترهای مستخرج (رنگ های گرم همبستگی مثبت و رنگ های سرد همبستگی منفی هستند). b: پلات پراکنده ساختمان های تخریب نشده (سبز)، تخریب شده (قرمز) و مولفه های اصلی اول و دوم (آبی)

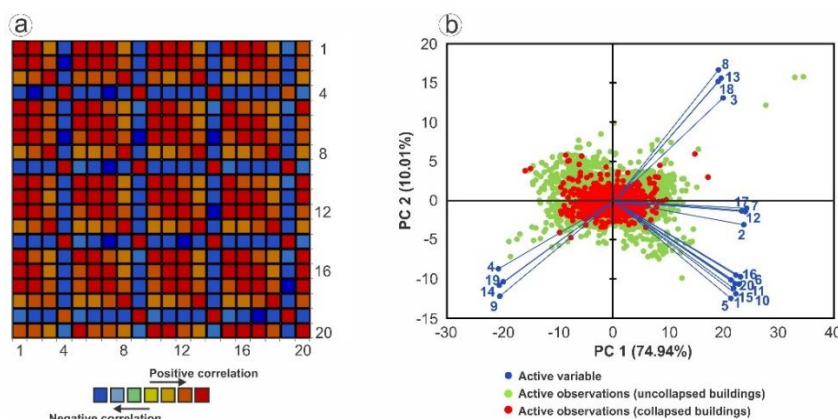
الگوریتم ها بوده است (۹۸٪). اما نتایج ارزیابی صحت برای بقیه الگوریتم ها نشان می دهد که این الگوریتم ها در مواجهه با داده های اپتیک با قدرت تفکیک مکانی بالا

جدول ۵ صحت کلی و تعداد ساختمان های درست طبقه بندی شده را نشان می دهد. صحت کلی بدست آمده از الگوریتم RDF، همانند نتایج قبلی بیشتر از بقیه

جدول ۵- صحت کلی استخراج شده برای هر الگوریتم

	RDF	SVM	NB	KNN	RT
صحت کلی	%۹۸	%۵۳	%۳۳	%۵۳	%۴۹
تعداد ساختمان - های درست طبقه بندی شده	۹۰۵۴	۴۹۰۴	۳۰۶۴	۴۹۴۴	۴۵۶۲

دچار سردگمی می شوند و نتایج قابل قبولی ارائه نمی کنند. همانطوری که ملاحظه می شود، صحت کلی برای SVM، NB، KNN و RT به ترتیب $\frac{53}{100}$ ، $\frac{33}{100}$ ، $\frac{53}{100}$ و $\frac{49}{100}$ می باشد (شکل ۹).



شکل ۹- نتایج طبقه بندی ایتیکی با الگوریتم های مختلف همراه با داده مرجع UNITAR. تعداد ساختمان ها: ۹۲۶۳

۵- بحث و نتیجه گیری

اگر چه در مرحله آموزش تعداد داده های آموزشی از هر گروه برابر بودند اما همانطور که مشاهده شد، تعداد ساختمان های تخریب نشده بسیار بیشتر از ساختمان های تخریب شده بودند که به خاطر عدم بالانس در مقدار داده الگوریتم های SVM، NB، KNN و RT صحت کمتری تولید کردند. برای مطالعات آتی پیشنهاد نیز می شود که ارزیابی تخریب در مواردی که کلاسه ها از بالانس کافی برخوردار هستند امتحان شود تا صحت و عملکرد آنها را بهتر بتوان ارزیابی کرد. همچنین پیشنهاد می شود با توجه به ماموریت های بلادرنک و نزدیک به بلادرنک راداری و ایتیکی، با غنی سازی پایگاه داده و افزایش داده های زلزله های قبلی (نه صرفا استفاده از داده های راداری و ایتیکی یک زلزله مشخص) امکان استفاده از روش های یادگیری ماشین و یادگیری عمیق^۱ با جزییات بیشتر بررسی شود.

سپاسگزاری

تصاویر ALOS-2 از آژانس اکتشافات و هوافضای ژاپن (JAXA) در قالب کار مشترک تهیه شده اند. بخشی از حمایت محقق برا تهیه داده های ایتیکی بواسطه گرنت از پروژه پسادکتری در قالب طرح JSPS با شماره 16F16380 بوده است. بخشی از تصاویر در GMT^۲ تهیه شده اند.

در این مطالعه از دو سنسور SAR و ایتیکی با قدرت تفکیک بالا و خیلی بالا استفاده شدند. داده های SAR متعلق به ماهواره ALOS-2 در دو پلاریزاسیون HH و HV مورد ارزیابی قرار گرفتند که علاوه بر محاسبه میدان جابجایی بر اثر زلزله با استفاده از تداخل سنجی راداری، اقدام به تولید نتایج همدوسی تفاضلی و بازپراکنش تفاضلی نیز شد. تصاویر با قدرت تفکیک بسیار بالای ایتیکی نیز در چهار باند از ماهواره WorldView-2 اخذ شدند و پس از پیش پردازش های لازم در الگوریتم های یادگیری ماشین مورد استفاده قرار گرفتند.

برای تولید بهینه نتایج کلاسه بندی ۲۰ پارامتر بافت mean, variance, homogeneity, dissimilarity, entropy, contrast در یک پنجره 5×5 برای پلاریزاسیون های مختلف تصاویر SAR و همچنین باندهای مختلف تصاویر ایتیکی تولید شدند. نتایج حاصله نشان می دهد که الگوریتم های مختلف یادگیری ماشینی قابلیت پیش بینی و کلاسه بندی بین ساختمان های تخریب شده و تخریب نشده را دارند. این ویژگی در الگوریتم RDF بیشتر از بقیه به چشم می خورد. به نظر می رسد یکی از دلایل موفقیت این الگوریتم، انتخاب جنگل های متعدد و رای گیری اکثریت می باشد که در مواجهه با دنیای ناکامل ساختار مستحکم تری دارد. دلیل دوم رفتار این الگوریتم با داده های با بالانس کمتر می باشد.

^۱ Deep learning

^۲ Generic Mapping Tools

- [1] Nichols, J., Beavers, J. (2008). "World Earthquake Fatalities from the Past -- Implications for the Present and Future." *Natural Hazards Review*. 9(4).
- [2] Karimzadeh, S., Feizizadeh, B., Matsuoka, M. (2017). "From a GIS-based hybrid site condition map to an earthquake damage assessment in Iran: Methods and trends". *International Journal of Disaster Risk Reduction*. 22, 23–36.
- [3] Karimzadeh, S., Matsuoka, M., Miyajima, M., Adriano, B., Fallahi, A., Karashi, J. (2018) "Sequential SAR Coherence Method for the Monitoring of Buildings in Sarpole-Zahab, Iran." *Remote Sensing*. 2018, 10, 1255.
- [4] Matsuoka, M., Yamazaki, F. (2001). "Use of Satellite SAR Intensity Imagery for Detecting Building Areas Damaged Due to Earthquakes." *Earthquake Spectra*. 20, 975–994.
- [5] Matsuoka, M., Nojima, N. (2010). "Building Damage Estimation by Integration of Seismic Intensity Information and Satellite L-band SAR Imagery." *Remote Sensing*. 2, 2111-2126.
- [6] Fielding, E.J., Talebian, M., Rosen, P.A., Nazari, H., Jackson, J.A., Ghorashi, M.; Walker, R. (2005). "Surface Ruptures and Building Damage of the 2003 Bam, Iran, Earthquake Mapped by Satellite Synthetic Aperture Radar Interferometric Correlation." *Journal of Geophysical Research Solid Earth*. 110, B3.
- [7] Karimzadeh, S., Matsuoka, M. (2017). "Building Damage Assessment Using Multisensor Dual-Polarized Synthetic Aperture Radar Data for the 2016 M 6.2 Amatrice Earthquake, Italy." *Remote Sensing*, 9, 330.
- [8] Karimzadeh, S., Matsuoka, M. (2018). "Building damage characterization for the 2016 Amatrice earthquake using ascending–descending COSMO-SkyMed data and topographic position index." *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observation and Remote Sensing*. 1–15.
- [9] Adams, B.J., Mansouri, B., Huyck, C.K. (2005). "Streamlining post-earthquake data collection and damage assessment for the 2003 Bam, Iran earthquake using visualizing impacts of earthquakes with satellites (VIEWS)." *Earthquake Spectra*. 21 (S1), 213–218.
- [10] Saito, K., Spence, R.J., Going, C., Markus, M. (2004). "Using high-resolution satellite images for post-earthquake building damage assessment: a study following the 26 January 2001 Gujarat earthquake." *Earthquake Spectra*. 20 (1), 145–170.
- [11] Yamazaki, F., Yano, Y., Matsuoka, M. (2005). "Visual damage interpretation of buildings in Bam city using QuickBird images following the 2003 Bam, Iran earthquake." *Earthquake Spectra*. 21(S1): 329–336.
- [12] Saito, K., Spence, R.J.S. (2005). "Visual damage assessment using high-resolution satellite images following the 2003 Bam, Iran, earthquake." *Earthquake Spectra*. 21 (S1), S309–S318.
- [13] Miyajima, M., Fallahi, A., Ikemoto, T., Samaei, M., Karimzadeh, S., Setiawan, H., Talebi, F., Karashi, J. (2018). "Site Investigation of the Sarpole-Zahab Earthquake, Mw 7.3 in SW Iran of November 12, 2017." *JSCE Journal of Disaster Factsheets*. FS2018-E-0002; pp. 1–11.
- [14] Karimzadeh, S., Matsuoka, M., Kuang, J., Ge, L. (2019). "Spatial Prediction of Aftershocks Triggered by a Major Earthquake: A Binary Machine Learning Perspective." *ISPRS International Journal of Geo-Information*. 8, 462.
- [15] Vajedian, S., Motagh, M., Mousavi, Z., Motaghi, K., Fielding, E.J., Akbari, B., Wetzel, H.-U., Darabi, A. (201). Coseismic Deformation Field of the Mw 7.3 12 November 2017 Sarpol-e Zahab (Iran) Earthquake: A Decoupling Horizon in the Northern Zagros Mountains Inferred from InSAR Observations. *Remote Sensing*. 10, 1589.
- [16] Laben, C., Brower, B. (1998). Process for Enhancing the Spatial Resolution of Multispectral Imagery Using Pan-Sharpning, US Patent 6,011,875.
- [17] Haralick, R., Shanmugan, K., Dinstein, I. (1973). "Textural Features for Image Classification." *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*. 3(6), 610-621.