

چکیده

اطلاع سریع، دقیق و جامع از موقعیت ساختمانهای آسیب دیده، پس از وقوع زلزله، مبنای بسیاری از مراحل مطرح در روند مدیریت بحران از قبیل امداد و نجات، اسکان، آواربرداری و حتی بازسازی است. در سالهای اخیر استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی زیاد، یکی از اصلی‌ترین منابع اطلاعاتی به شمار می‌رود. هدف از این پژوهش استخراج خودکار ساختمانها و برآورد میزان آسیب لرزه‌ای آنها توسط پردازش تصاویر ماهواره‌ای است. به منظور اجرای روش پیشنهادی در این پژوهش، از تصاویر ماهواره QuickBird در قبل و بعد از زلزله 1382م استفاده شد. پس از انجام عملیات پیش‌پردازش نظیر هم مرجع کردن، انطباق هیستوگرام‌ها و تلفیق تصاویر، روش قطعه‌بندی شیء‌گرا با استفاده از سه پارامتر مقیاس، شکل و فشردگی انجام شد و با استفاده از الگوریتم نزدیکترین همسایه، عوارض شهری، به صورت مدیریت شده طبقه‌بندی شدند. سپس با مقایسه نقشه پارس‌های ساختمانی (بانک داده‌های مرجع)، ارزیابی صحت نقشه استخراج ساختمانها صورت گرفت. نتایج ماتریس خطا صحت کلی را برابر 91% گزارش داده است. برآورد میزان تخریب ساختمانهای منطقه و تولید نقشه خسارت در سه درجه "سالم تا آسیب دیدگی جزئی"، "خرابی زیاد" و "ویرانی کامل" بر اساس میزان تغییرات نسبی در شاخصهای بافتی مرتبه اول و شاخص بافتی مرتبه دوم هارالیک بر روی ساختمانها، در تصاویر قبل و بعد از زلزله انجام شد. طبقه‌بندی فوق با استفاده از بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی به دست آمده چهار ویژگی بافتی کنتراست، گشتاور دوم، میانگین و آنتروپی به عنوان ویژگیهای بافتی بهینه مرتبه دوم انتخاب شدند. صحت کلی نقشه تهیه شده تخریب برای ویژگیهای بهینه مرتبه دوم برابر 73% به دست آمده است.

کلمات کلیدی: قطعه‌بندی شیء‌گرا، طبقه‌بندی، آنالیز بافت، آشکارسازی تخریب، شبکه عصبی مصنوعی

استخراج شیء‌گرای ساختمانها از تصاویر ماهواره‌ای VHR و آشکارسازی تخریب لرزه‌ای آنها بر مبنای آنالیز بافتی و استفاده از شبکه عصبی

بابک منصوری (نویسنده مسؤول)

استادیار و مدیر گروه مدیریت شرایط اضطرار، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله

mansouri@iiees.ac.ir

موناالسادات مصطفی‌زاده

فارغ‌التحصیل کارشناسی ارشد، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله

1- مقدمه

زلزله سانحه‌ای طبیعی است که در صورت عدم آمادگی، موجب ویرانی و مرگ و میر فراوانی می‌شود. غیر قابل پیش‌بینی بودن زمان وقوع و لحظه‌ای بودن رخداد زلزله‌ها موجب شده که آنها را از سایر سوانح طبیعی متمایز سازد. افزایش روز افزون جمعیت از طرفی و توسعه مناطق شهری از طرف دیگر باعث رشد فراوان منابع و خدمات شهری شده است. ساختمان مهمترین عارضه شهری، به دلیل تهدید جان ساکنان و نیز در معرض خطر قرار گرفتن ثروت انسانی،

مهمترین عارضه شهری، به حساب می‌آید. در نتیجه تلاش بیشتری برای ارائه روشهای خودکار و یانیمه خودکار برای شناسایی ساختمانها در سالهای گذشته انجام شده است. هدف از استخراج خودکار ساختمانها، موقعیت‌یابی صحیح آنها و به دست آوردن اطلاعات دقیق (شامل میزان تخریب) و به‌روز برای مدیریت سوانح طبیعی است.

استفاده از مشاهدات زمینی، یکی از روشهای تهیه این

و دقت نتایج حاصل در تعدادی از تحقیقات و روشهای نیمه خودکار و خودکار از جمله تحقیق حاضر استفاده شده است.

منصوری و همکاران در سال 2007 با استفاده از تصاویر قبل و بعد از زلزله و پایگاه داده‌ای از ساختمانهای شهری به‌عنوان داده‌های کمکی و بکارگیری یک الگوریتم تغییرسنجی جدید با استفاده از منطق فازی توانستند میزان تخریب ساختمانهای ناشی از زلزله 1382 شهر بم را تعیین نمایند. سپس شاخصهای طیفی و مکانی مؤثر تصاویر در طبقه‌بندی فازی استخراج و در نهایت با بکارگیری توابع عضویت فازی بر روی شاخصهای مؤثر، تخریب ساختمانها در سه سطح آسیب (آسیب جزئی، متوسط و شدید) طبقه‌بندی شد. با مقایسه نتایج روش حاضر با نتایج نقشه آسیب حاصل از تفسیر چشمی انطباق قابل قبول 72% در سطح آسیب شدید مشاهده شد [4]. صمدزادگان و همکاران در سال 2008 از روش تحلیل بافت بر روی تصاویر زلزله بم برای ارزیابی خسارت به ساختمان پس از وقوع زلزله استفاده کردند. پس از پیش پردازش داده‌ها از ویژگیهای بافتی تصاویر در تصاویر قبل و بعد از زلزله، ویژگیهای آماری مرتبه اول، مرتبه دوم هارالیک، فیلتر گابور و semivariogram را استخراج و با استفاده از الگوریتم ژنتیک، ویژگیهای بهینه انتخاب شدند. ویژگیهای بافتی بهینه به عنوان ورودی وارد یک سیستم استنتاج فازی شدند که خروجی این سیستم، درجه تخریب اختصاص یافته به هر ساختمان بوده است. این روش با دقت کلی 72% و ضریب کاپای 63% گزارش شده است [5].

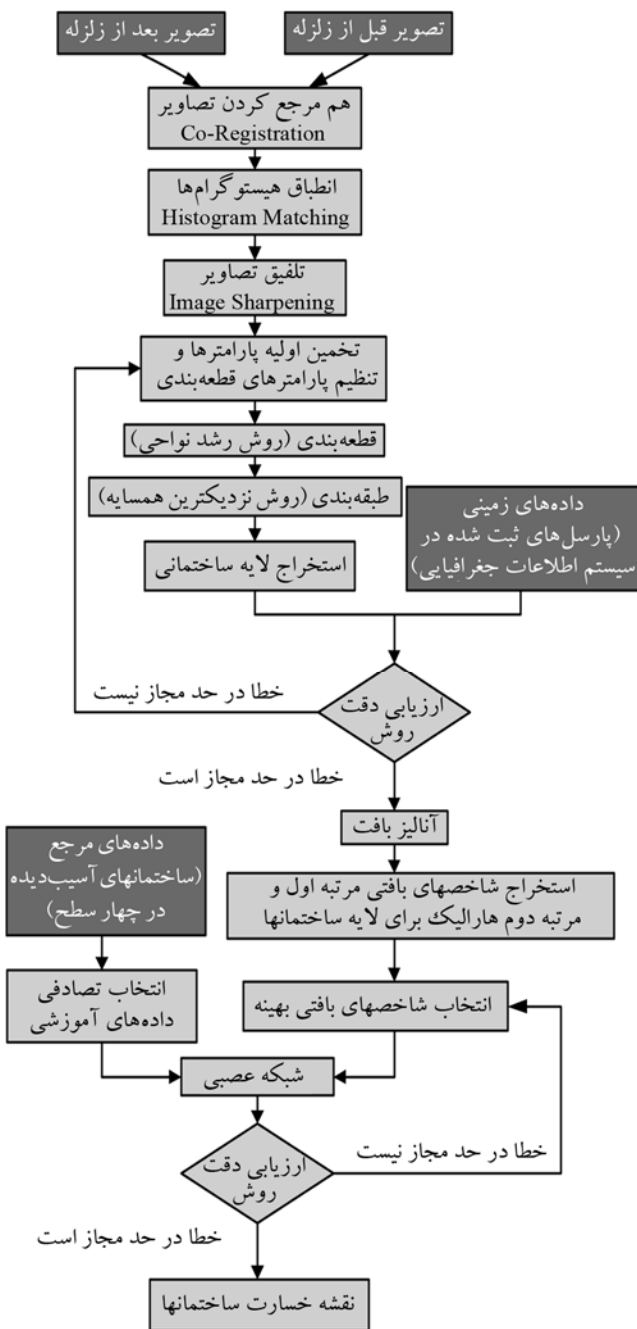
هدف عمده این پژوهش استخراج شی‌گرای عوارض ساختمانی به صورت خودکار برای تهیه نقشه اولیه خسارت ساختمانها به منظور تسریع در آشکارسازی مناطق ویران شده و کمک به روند و مدیریت امداد و نجات و سایر بحثهای مدیریت بحران است. با توجه به تحقیقات انجام شده، توانایی زیاد تحلیل بافت در تشخیص میزان تخریب ساختمانها به اثبات رسیده است. در این پژوهش از طبقه‌بندی و طبقه‌بندی شی‌گرای (Object Oriented) برای استخراج ساختمانها استفاده شده است. این روش استفاده از اطلاعات شکل را علاوه بر اطلاعات طیفی امکانپذیر می‌کند. در مرحله اول، از روش رشد نواحی (Region Growing) برای طبقه‌بندی تصاویر و از روش نزدیکترین همسایه برای طبقه‌بندی عوارض

نقشه‌هاست که به دلیل سرعت کم جمع‌آوری اطلاعات، دشوار بودن و یا دسترسی نداشتن به تمام مناطق آسیب‌دیده از مهمترین مشکلات مطرح در این زمینه است. فناوری سنجش از دور، با غلبه بر مشکل دسترسی و سرعت زیاد اخذ اطلاعات، می‌تواند ابزاری مهم در امر جمع‌آوری اطلاعات تلقی شود. در روشهای غیر خودکار یا دستی، مرز ساختمانها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا به صورت دستی توسط کاربر در سیستم اطلاعات جغرافیایی ثبت می‌شود که این امر فرآیندی زمانبر است؛ بنابراین استخراج ساختمانها با بکارگیری روشهای خودکار اهمیت و پتانسیل زیادی دارد. در این زمینه، الگوریتم‌هایی ارائه شده‌اند که هر کدام محدودیتهای ویژه‌ای داشته‌اند.

استاسولا (Stasolla) و همکاران در تحقیقی به منظور استخراج ساختمانها، از تصاویر ماهواره‌ای QuickBird در قبل و بعد از زلزله 1382 بم استفاده کردند. پس از هم مرجع کردن و تلفیق باند پانکروماتیک و باند چند طیفی تصویر برای به دست آوردن تصویری با جزئیات طیفی مناسب و قدرت تفکیک مکانی بیشتر، تصویر را به چهار کلاس شامل ساختمان، زمین بایر، پوشش گیاهی و خیابان طبقه‌بندی کردند که قطعه‌بندی تصویر با استفاده از تحلیل ریخت‌شناسی (Morphology) و سپس اعمال الگوریتم Watershed انجام شد. در نهایت، با به دست آوردن نسبت مساحت ساختمان در قبل و بعد از زلزله، میزان تخریب ساختمانها با توجه به مقیاس درجات تخریب (EMS-98) در دو سطح تخریب برای زلزله شهر بم به دست آمد. دقت این روش 80% گزارش شده است [1]. وارشنی (Varshney) و همکاران در تحقیقی با استفاده از تکنیک ادغام نواحی (Region Merging)، نوفه‌های موجود در تصویر را کاهش دادند و در نهایت از الگوریتم Watershed، تصویر QuickBird شهر کالیفرنیا را طبقه‌بندی کردند [2].

به منظور دستیابی به نقشه تخریب لرزه‌ای، یامازاکی (Yamazaki) و همکاران با تفسیر بصری تصاویر قبل و بعد از زلزله بم میزان و وسعت نواحی آسیب‌دیده را بر مبنای مقیاس مهلرزه اروپایی (EMS-European Macro Seismic Scale 98) مشخص کردند [3]. لازم به ذکر است که این نقشه به صورت داده مبنای مقایسه کارآیی روش

قسمت طبقه‌بندی از روش نظارت شده (نزدیکترین همسایه) استفاده شد. ساختمانهای استخراج شده از مرحله قبل به صورت ماسک روی تصاویر پس از زلزله قرار گرفت و با کمک تحلیل بافت و از اختلاف نسبی تغییرات در توصیفگرهای بافتی مرتبه اول و مرتبه دوم هارالیک، نقشه خسارت ساختمانهای شهر بم به کمک شبکه عصبی مصنوعی در سه درجه خرابی به دست آورده شد. روش اجرای کار در شکل (1) به طور خلاصه نشان داده شده است.



شکل (1): فلوجارت روش اجرا

شهری (ساختمانها، خیابانها، فضای سبز و ...) استفاده شده است. در مرحله طبقه‌بندی تخریب در ساختمانها، برای ساده‌سازی فرآیند، افزایش سرعت تشخیص خرابی و از طرفی به دلیل نبود رابطه خطی بین پارامترهای مسأله، از الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد میزان تخریب استفاده شده است.

2- موقعیت جغرافیایی منطقه مورد مطالعه

زمین‌لرزه بم با بزرگای گشتاوری 6/6 پنجم دی 1382 در ساعت 05:26 بامداد به وقت محلی در منطقه‌ای به مختصات جغرافیایی 29/01 درجه شمالی و 58/26 درجه شرقی در نزدیکی شهر بم و روستاهای مجاور آن (استان کرمان در جنوب شرقی ایران) به وقوع پیوست. خرابی این زلزله تا شعاع بیش از 50 کیلومتر را در بر گرفت و باعث ویرانی بسیاری از خانه‌ها، ادارات، مزارع، طرحهای عمرانی، کشاورزی، فرهنگی و ورزشی، تخریب حدود 85 درصد شهر بم، بروات و مناطق همجوار با مجموع جمعیت نزدیک به 143000 نفر، کشته شدن بیش از 26 هزار نفر، زخمی شدن حدود 10000 نفر و بی‌خانمانی بیش از 75000 نفر شد [6].

3- نوع ساختمانهای منطقه

ساختمانهای موجود در شهر بم به شش گروه خشتی-گلی، مصالح بنایی، ساختمان بنایی نیمه اسکلت فلزی، بنایی با کلاف بتنی مسلح، اسکلت فلزی و بتنی مسلح طبقه‌بندی شده است. از این میان، بخش وسیعی از سازه‌های موجود در بافت بسیار قدیمی و فرسوده از شهر بم را ساختمانهای خشت و گلی تشکیل می‌دهد که این ساختمانها از نظر آسیب-پذیری جزء ساختمانهای آسیب‌پذیر و غیر مهندسی‌ساز محسوب می‌شوند.

4- روش پیشنهادی

در ابتدا تصویر QuickBird بعد از زلزله با تصویر قبل از زلزله هم مرجع شدند و هیستوگرام دو تصویر برای همسان‌سازی، انطباق یافتند. با استفاده از روش تلفیق تصاویر، باندهای پانکروماتیک و چند طیفی (Multi-Spectral) تصویر قبل از زلزله با هم به روش Pan-sharpening ترکیب شدند. پس از آن تصویر قبل از زلزله با استفاده از روش شیء‌گرا تحلیل شد که شامل قطعه‌بندی و پس از آن طبقه‌بندی است. در مرحله قطعه‌بندی از روش ادغام نواحی و در

5- داده‌های مورد استفاده

طور ایده‌آل مطابق با عوارض روی زمین باشد [7]. در این پژوهش از روش قطعه‌بندی Multi-resolution استفاده شد که روش ادغام نواحی تلقی می‌شود. در این روش از یک پیکسل به نمایندگی از یک شیء شروع شده و دو شیء تا زمانی که به معیاری از عدم تجانس برسند با هم ادغام می‌شوند. با توجه به روابط (1) تا (5)، معیار عدم تجانس یا مقیاس به ترکیبی از وزن شکل و وزن طیف بستگی دارد [8]. مهمترین مرحله در پردازش داده‌ها، انتخاب پارامترهای مناسب قطعه‌بندی برای استخراج ساختمان است. این پارامترها شامل مقیاس به نمایندگی از اندازه شیء، "وزن شکل" به نمایندگی از اهمیت طیفی و "وزن فشردگی" به نمایندگی از اهمیت شکل است.

$$Scale = w_{Spectral} \cdot h_{Spectral} + w_{Shape} \cdot h_{Shape} \quad (1)$$

$$w_{Spectral} + w_{Shape} = 1$$

$$Scale = w_{Spectral} \cdot h_{Spectral} + w_{Shape} \cdot h_{Shape} \quad (2)$$

$$w_{Spectral} + w_{Shape} = 1$$

$$h_{Shape} = w_{Compt} \cdot h_{Compt} + w_{Smooth} \cdot h_{Smooth} \quad (3)$$

$$w_{Compt} + w_{Smooth} = 1$$

$$h_{Compt} = l / \sqrt{n} \quad (4)$$

$$h_{Smooth} = l / b \quad (5)$$

در این روابط، $w_{Spectral}$ وزن طیف، w_{Shape} وزن شکل، $h_{Spectral}$ اختلاف عدم تجانس طیفی، h_{Shape} توصیف شکل با توجه به یکنواختی و فشردگی از یک شیء، n تعداد پیکسل‌های شیء مورد نظر، b طول مرز مشترک بین شیء، l محیط شیء مورد نظر، w_{Compt} وزن فشردگی و w_{Smooth} وزن یکنواختی شیء است.

در این قسمت چند نمونه قطعه‌بندی اجرا و نتایج با تصویر ماهواره‌ای مقایسه شد. در شکل (2) به ازای مقیاسهای 10، 20، 30 و 50 قطعه‌بندی انجام شده است. در این شکل مشاهده می‌شود که با کاهش پارامتر مقیاس، تصویر به قطعات کوچکتری تقسیم و در واقع با کاهش این پارامتر، اهمیت ویژگی طیفی بیشتر می‌شود. در نتیجه، با مقایسه تصویر اصلی و تصاویر قطعه‌بندی شده، تصویر قطعه‌بندی شده با مقیاس 30 نزدیکترین تقسیم‌بندی به واقعیت را دارد. برای انتخاب "وزن فشردگی" و "وزن شکل" مناسب نتایج سه مورد در شکل (3) نشان داده شده است:

با توجه به اینکه هدف اول این پژوهش استخراج ساختمان از تصویر بود، از تصاویر با کیفیت مطلوب ماهواره‌ای QuickBird در تاریخ 30 سپتامبر 2003 مربوط به سه ماه قبل از زلزله بم و تاریخ 3 ژانویه 2004، یک هفته بعد از زلزله که از شرکت DigitalGlobe تهیه شده، استفاده شد. قدرت تفکیک مکانی این ماهواره در باند پانکروماتیک 0/6 متر و در باند چند طیفی 2/6 متر است. برای ارزیابی دقت ساختمانهای استخراج شده، از نقشه پارسل‌ها یا پلاک‌های ساختمانی ثبت شده در سیستم اطلاعات جغرافیایی (Geographic Information System, GIS) [4] استفاده شد. برای راستی‌آزمایی برآورد خسارت از داده‌های مرجع، که از مشاهدات بصری میزان تخریب در تصاویر قبل و بعد از زلزله به دست آمده [3]، بهره گرفته شد.

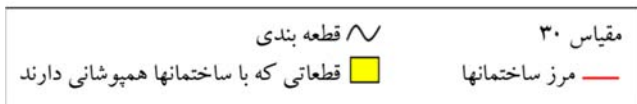
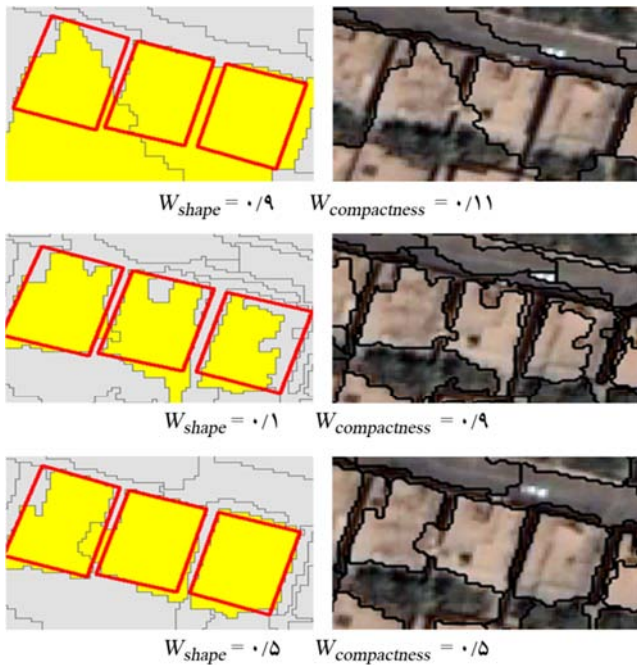
5-1- پیش پردازش و آماده‌سازی داده‌ها

در روش پیشنهادی، برای محاسبات بهتر و دقیقتر، قبل از پردازش اصلی بر روی تصویر، یک مرحله پیش پردازش بر داده‌های خام صورت گرفت. در این مرحله ابتدا برای هم مرجع کردن تصویر بعد از زلزله با تصویر قبل از زلزله، 49 نقطه کنترلی در تصویر انتخاب شد. پس از انتخاب نقاط کنترل کافی همراه با دقت لازم، تصحیح هندسی بر روی تصویر بعد از زلزله با استفاده از تبدیل چند جمله‌ای درجه اول انجام و تمامی این مراحل بر روی نقشه پارسل‌های ساختمانی برای هم مرجع کردن با تصویر قبل از زلزله اجرا شد پس از آن برای همسان‌سازی هیستوگرام دو تصویر با یکدیگر، تصویر قبل به عنوان مبنا قرار گرفت و سعی شد با هیستوگرام تصویر بعد تا حد ممکن با هیستوگرام تصویر مبنا انطباق یابد. به این ترتیب تصویری ایجاد شد که از لحاظ پراکندگی و فراوانی درجات خاکستری به تصویر مبنا شبیه‌تر بود. سپس به منظور دستیابی به تصویری با جزئیات طیفی مناسب و قدرت تفکیک مکانی بهتر، باند پانکروماتیک و چند طیفی تصویر با استفاده از تبدیل به روش تصویرسازی Pan Sharpening تلفیق شدند.

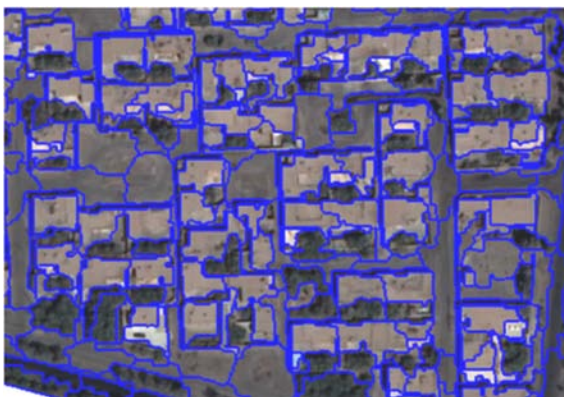
6- استخراج عوارض ساختمانی از روی تصویر قطعه‌بندی

قطعه‌بندی، تقسیم یک تصویر به بخشهای پیوسته‌ای است که به

در مورد اول زمانی که از اطلاعات طیفی بیشتر استفاده می شود تغییرات طیفی در قطعات ایجاد شده کمتر مشاهده می شود؛ در مورد دوم زمانی که از اطلاعات طیفی کمتر استفاده شود تغییرات طیفی در قطعات بیشتر مشاهده می شود؛ در مورد سوم قطعات تقسیم شده شباهت بیشتری به ابعاد ساختمان دارند. در نتیجه با انتخاب مقیاس 30، وزن شکل 0/5 و وزن فشردگی 0/5 تصویر قبل از زلزله بم با روش رشد نواحی قطعه بندی شد (شکل 4).



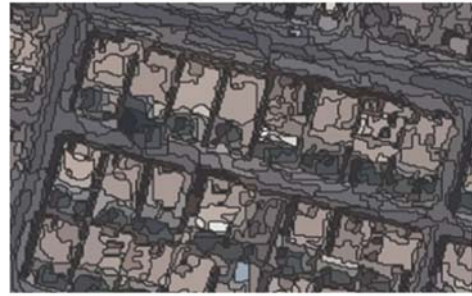
شکل (3): تأثیر "وزن شکل" و "وزن فشردگی" به ازای مقادیر مختلف



شکل (4): قسمتی از تصویر قطعه بندی شده شهر بم اجرا با استفاده از نرم افزار (eCognition)



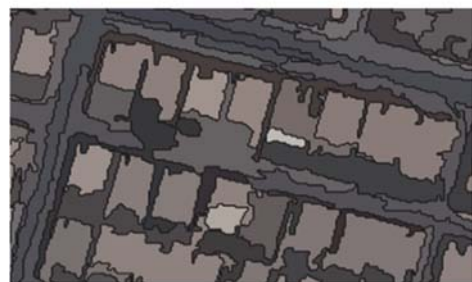
(1) تصویر اصلی



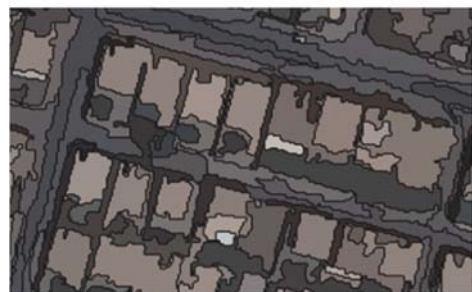
(2) قطعه بندی با مقیاس 10



(3) قطعه بندی با مقیاس 20



(4) قطعه بندی با مقیاس 30



(5) قطعه بندی با مقیاس 50

شکل (2): تأثیر مقیاس بر روی قطعه بندی تصویر

7- طبقه‌بندی

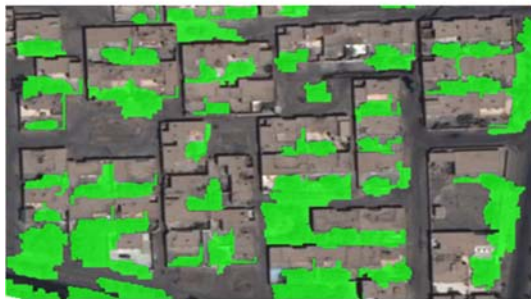
بعد از مرحله قطعه‌بندی، طبقه‌بندی روی تصویر آغاز می‌شود. چهار کلاس قابل تفکیک ساختمان، زمین خالی و جاده، پوشش گیاهی و سایه برای طبقه‌بندی تصویر در نظر گرفته شد. سپس به منظور طبقه‌بندی پوشش گیاهی، شاخص گیاهی تفاضلی نرمال شده (Normalized Difference Vegetation Index (NDVI)) طبق رابطه (6) با استفاده از باندهای قرمز و مادون قرمز نزدیک تصویر محاسبه شد [9].

$$NDVI = \frac{NIR - R}{NIR + R} \quad (6)$$

در رابطه (6)، NIR (باند مادون قرمز نزدیک) و R (باند قرمز) به ترتیب باند 4 و باند 3 سنجنده ماهواره QuickBird می‌باشند. با توجه به پوشش منطقه، قسمتهایی از تصویر که میانگین شاخص گیاهی (در آن شیء) بزرگتر از 0/1 دارند در کلاس پوشش گیاهی قرار گرفتند. همچنین به منظور طبقه‌بندی سایر کلاس‌ها (ساختمان، سایه، زمین خالی و جاده) تعدادی نمونه آموزشی به صورت بصری برای هر کلاس انتخاب و طبقه‌بندی به کمک روش نزدیکترین همسایه انجام شد (شکل 5).

8- استخراج ویژگی‌های بافتی

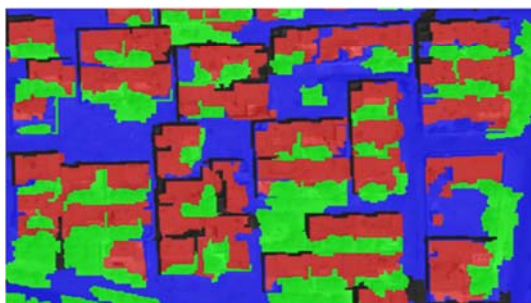
تحلیل بافت (Texture Analysis) روشی مؤثر در تعیین میزان آسیب‌دیدگی ساختمانها بر اثر رخدادهای طبیعی است. از آنجایی که ساختمانهای تخریب شده در مقایسه با ساختمانهای سالم بافت خشن‌تر و مقادیر درجات خاکستری کمتری داشته‌اند، روشهای استخراج ویژگی‌های بافت که روشی آماری است مناسب به نظر می‌رسند. بنا به تعریف، بافت ویژگی‌ای است که با پیکسل‌های مجاور معنی پیدا می‌کند. در نتیجه استخراج آن، جزء عملیات همسایگی محسوب می‌شود. اساس کار در این روش استفاده از یک پنجره متحرک با ابعاد مشخص و انجام محاسبات بر روی مقادیر عددی پیکسل‌های موجود در پنجره می‌باشد. روشهای آماری بسته به نحوه و به تعداد پیکسل‌های مورد استفاده، به روشهای آماری درجه اول (یک پیکسلی)، روشهای آماری درجه دوم (یک زوج پیکسل)، درجه سوم و بیشتر تقسیم‌بندی می‌شوند.



پوشش گیاهی



داده‌های آموزشی



تصویر طبقه‌بندی شده



ساختمانهای استخراج شده



شکل (5): مراحل طبقه‌بندی و استخراج ساختمانها

در این روش ویژگی‌های بافتی موجود در تصاویر استخراج و از آنها در تعیین میزان تخریب ساختمانها استفاده می‌شود. ویژگی‌های بافتی در نظر گرفته شده شامل ویژگی‌های آماری مرتبه اول (میانگین،

تعریف شود.

$$p(a,b) = p\{l(i,j) = a, l(m,n) = b \mid (i,j), (m,n) \in \text{window}\} \quad (7)$$

در این رابطه، $l(i,j)$ و $l(m,n)$ جفت پیکسل‌های موجود در تصویر به ترتیب در مکانهای (i,j) و (m,n) و a و b بیان کننده مقادیر سطوح خاکستری است. با استفاده از تخمین تابع احتمال (رابطه 7)، می‌توان به رابطه (8) رسید:

$$p(a,b) = \frac{N(a,b)}{M} \quad (8)$$

در رابطه (8)، M تعداد نقاط همسایگی پنجره و $N(a,b)$ مبنی تعداد جفت پیکسل‌هایی است که پیکسل اول دارای سطح خاکستری a و پیکسل دوم دارای سطح خاکستری b می‌باشند. از آنجایی که محاسبات مربوط به شاخصهای بافتی مرتبه دوم، با استفاده از تعاریف کلی مذکور، محاسبات طولانی و پیچیده‌ای دارد، از روشی مشابه به نام روش ماتریس هم رخداد درجه خاکستری (Gray Level Co-Occurrence Matrix (GLCM)) استفاده می‌شود. ماتریس هم رخداد درجه خاکستری را برای اولین بار هارالیک در سال 1973 پیشنهاد کرد که یک ماتریس مربعی با ابعاد $N_g \times N_g$ و N_g تعداد درجات خاکستری موجود در تصویر است. هر درایه این ماتریس مبنی تعداد زوج پیکسل‌هایی است که در سطح تصویر دارای درجات خاکستری i و j است و در راستای θ از یکدیگر به اندازه d پیکسل فاصله دارد. d بر اساس شمارش پیکسل‌ها به دست می‌آید [11]. به طور معمول این ماتریس برای چهار جهت اصلی صفر، 45، 90 و 135 درجه تعریف می‌شود و در شمارش زوجها، با توجه به در نظر گرفتن چهار جهت از هشت جهت ممکن، ترتیب قرارگیری زوج درجه خاکستری اهمیتی ندارد. با توجه به اینکه این ماتریس یک ماتریس متقارن است، می‌توان آن را برای چیدمانهای مختلف زوج پیکسل‌ها تعریف کرد که در این صورت دیگر متقارن نخواهد بود. پس از محاسبه ماتریس هم رخداد می‌توان ویژگیهای بافتی هارالیک را محاسبه کرد. زمانی که از تحلیل شیء مبنای تحلیل پیکسل مبنای استفاده می‌شود، به جای ماتریس مربعی $N_g \times N_g$ شیء مورد نظر به عنوان یک پنجره در نظر گرفته می‌شود و بقیه محاسبات مانند حالت پیکسل مبنای

واریانس، آنتروپی و دامنه داده‌ها) و ویژگیهای آماری مرتبه دوم (میانگین، واریانس، گشتاور دوم، کنتراست، وابستگی، آنتروپی، بی‌شبهی و تجانس) بر اساس ماتریس هم رخداد (Co-occurrence Matrix) هستند.

8-1- ویژگیهای آماری مرتبه اول

این ویژگیها را با در نظر گرفتن تنها یک پیکسل و درجه خاکستری آن و نادیده گرفتن ارتباط مکانی میان پیکسل‌های تصویر با استفاده از هیستوگرام روشنایی تصویر می‌توان استخراج نمود. میانگین (Mean)، واریانس (Variance)، آنتروپی (Entropy) و دامنه داده‌ها (Data range) از جمله ویژگیهای آماری مرتبه اول می‌باشند که سه مورد آن در جدول (1) آورده شده است [10].

جدول (1): ویژگیهای بافتی مرتبه اول

فرمول	ویژگی بافتی
$\mu = \frac{\sum_{i,j=0}^n I_{i,j}}{n}$	میانگین
$Entropy = \sum_{i=0}^n \sum_{j=0}^n I_{i,j} \times \ln(I_{i,j})$	آنتروپی
$\sigma^2 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I_{i,j} - \mu)^2}{n-1}$	واریانس

در جدول مذکور، $I_{i,j}$ مقدار رقمی پیکسل موجود در تصویر در مکان (i,j) و n تعداد پیکسل‌های موجود در پنجره انتخاب شده است.

8-2- ویژگیهای آماری مرتبه دوم بر اساس ماتریس هم رخداد

در استخراج ویژگیهای آماری مرتبه اول فراوانی پیکسل‌ها به صورت مجزا در نظر گرفته می‌شود؛ اما از آنجا که استفاده از روشهایی که فراوانی وقوع دو یا چند پیکسل را به صورت همزمان در نظر بگیرد، بر تعریف بافت منطبق‌تر است، عموماً "روشهای آماری مرتبه دوم روش کارآمدتری نسبت به روشهای آماری مرتبه اول در تحلیل بافت است.

ایده اصلی در روشهای آماری مرتبه دوم محاسبه احتمال وجود همزمان یک جفت پیکسل با درجه روشنایی یکسان است. برای ارائه تعاریف مربوط به ویژگیهای آماری مرتبه دوم لازم است که ابتدا احتمال همزمان وقوع دو پیکسل در تصویر مطابق رابطه (7)

حاوی اعدادی بین صفر و یک هستند و بزرگترین عدد نشان‌دهنده درجه متعلق به پارسل مربوط است. مبنای یادگیری در این روش استفاده از شبکه عصبی آموزش داده شده می‌باشد؛ بنابراین، برای طبقه‌بندی تصویر، ابتدا کاربر تعدادی نمونه با درجه خسارت معلوم را انتخاب و به شبکه معرفی می‌کند که با یک روند تکراری و با تغییر وزنها شبکه آموزش داده می‌شوند. سپس کل پارسل‌های ساختمانی تصویر به عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود و در نهایت خروجی شبکه عصبی مصنوعی آموزش‌دیده، درجه خسارت هر یک از پارسل‌هاست.

4-8- اجرا و نتایج برآورد خسارت

ابتدا پارسل‌های (Polygon) ساختمانی که در مرحله قبل به دست آمده، به صورت ماسک بر روی تصویر بعد از زلزله قرار گرفت. سپس توصیفگرهای مختلف بافتی در پارسل‌های ساختمانی تولید شدند. از روشهای آماری مرتبه اول توصیفگرهای میانگین، آنتروپی، بازه داده‌ها و واریانس برای تصاویر قبل و بعد از زلزله تولید شدند و از روشهای آماری مرتبه دوم، توصیفگرهای میانگین، واریانس، آنتروپی، کنتراست، هموزیته، گشتاور دوم، بی‌شبهتی و وابستگی، تولید شدند. از آنجایی که در درجات مورد نظر تخریب به معنای آسیب‌دیدگی جزئی، خرابی زیاد و ویرانی کامل، جهت خاصی مهم نبوده است، ماتریس هم‌رخداد در چهار جهت اصلی 0، 45، 90 و 135 درجه با فاصله یک پیکسل برای تصاویر قبل و بعد از زلزله تولید شدند و سپس چهار ماتریس حاصل میان‌گیری شد. پس از تولید توصیفگرهای بافتی اشاره شده برای تصاویر قبل و بعد از زلزله، اختلاف نسبی هر یک از توصیفگرهای بافتی برای تمام ساختمانهای موجود محاسبه شد.

برای دستیابی به نقشه تخریب و با داشتن اطلاعات درجه خسارت هر یک از ساختمانها، سه درجه خسارت آسیب‌دیدگی جزئی، خرابی زیاد و ویرانی کامل (مطابق با درجات تخریب در روش EMS-98) [12] مد نظر قرار گرفت و برای هر درجه از خسارت تعداد 100 ساختمان به صورت تصادفی برای داده‌های آموزشی انتخاب شد. در ادامه به منظور آشکارسازی تغییرات زلزله، از شبکه عصبی مصنوعی آموزش دیده استفاده شد که به منظور دستیابی به توصیفگرهای بافتی بهینه، اختلاف نسبی هر یک از توصیفگرها به صورت جداگانه به

انجام می‌شود. کنتراست (Contrast)، میانگین، آنتروپی، گشتاور دوم (Second Moment)، بی‌شبهتی (Dissimilarity)، واریانس، وابستگی (Correlation) و تجانس (Homogeneity) از جمله ویژگیهای آماری مرتبه دوم می‌باشند که در جدول (2) آورده شده است. در جدول (2)، $P(i,j)$ احتمال همزمان وقوع دو پیکسل در تصویر در مکان (i,j) ، اندیس i و j متعلق به عضوهای متناظر به سطر و ستون در تصویر، μ میانگین و σ انحراف استاندارد را نشان می‌دهد.

جدول (2): ویژگیهای بافتی مرتبه دوم استخراج‌شده از ماتریس هم‌رخداد

ویژگی بافتی	فرمول
کنتراست	$Contrast = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i,j)^2 p_{i,j}$
میانگین	$\mu_i = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} j \times p_{i,j}$
آنتروپی	$Entropy = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p_{i,j} \times \ln(p_{i,j})$
گشتاور دوم	$Angular\ Second\ Moment = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p_{i,j}^2$
بی‌شبهتی	$Dissimilarity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p_{i,j} i - j $
واریانس	$\sigma_j^2 = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - \mu_j)^2 \times p_{i,j}$
وابستگی	$Correlation = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{i,j}}{\sigma_i \sigma_j}$
تجانس	$Homogeneity = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p_{i,j}}{1 - (i - j)^2}$

3-8- آشکارسازی تغییرات به روش شبکه عصبی مصنوعی

در بسیاری از موارد، مزایای شبکه‌های عصبی نسبت به سایر روشها برای آشکارسازی تغییرات، قابلیت یادگیری بهتر و دقیقتر و سادگی روش نسبت به روشهای آماری متداول در برچسب‌گذاری پارسل‌های ساختمانی است. نحوه عملکرد شبکه‌های عصبی برای درجه‌بندی بدین صورت است که یک بردار n بعدی مربوط به یک پارسل به لایه ورودی شبکه با n نرون وارد می‌شود. این بردار شامل مقدار پارسل‌ها در ویژگیهای بافت تولید شده است و پس از محاسبات داخلی، ورودیها به یک فضای m بعدی در لایه خروجی با m نرون تبدیل می‌شوند؛ به طوری که m تعداد درجه‌ها است که

درجات مختلف خسارت تعیین شد. نقشه خسارت ساختمانهای شهر بم بر اساس این تحلیل در شکل (8) نشان داده شده است.

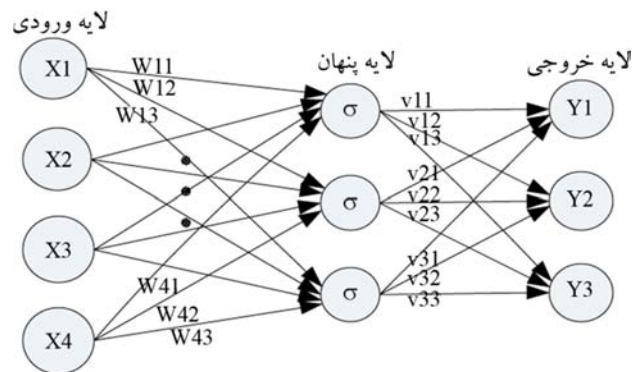
جدول (3): مقدار وزنه‌های ارتباطی شبکه عصبی مصنوعی

Input	Weight to Hidden Layer From Input	
	Weight	Value
X_1 : Homogeneity	W_{11}	099/-0
	W_{12}	2/2
	W_{13}	43/0
X_2 : Mean	W_{21}	51/0
	W_{22}	28/-0
	W_{23}	46/1
X_3 : Second Moment	W_{31}	096/0
	W_{32}	12/2
	W_{33}	701/-0
X_4 : Entropy	W_{41}	47/-0
	W_{42}	376/-0
	W_{43}	843/0

Weight to Output		Output
Weight	Value	
V_{11}	106/1	Y_1 : Grade 1, 2, 3
V_{21}	402/-2	
V_{31}	030/-1	
V_{12}	239/-0	Y_2 : Grade 4
V_{22}	424/0	
V_{32}	804/0	
V_{13}	228/-0	Y_3 : Grade 5
V_{23}	736/1	
V_{33}	245/-0	

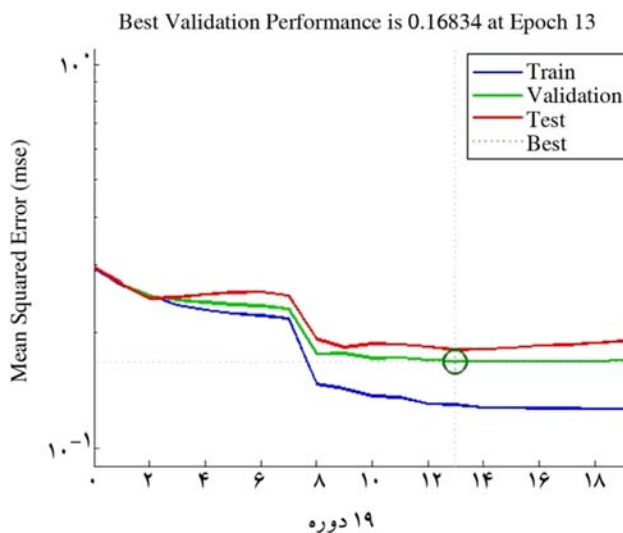
عنوان لایه ورودی و در لایه خروجی تعداد سه نرون با توجه به درجه خسارت ساختمانها، برای آموزش شبکه عصبی در نظر گرفته شد. پس از محاسبه میزان دقت هر یک از ویژگیها، توصیفگرهای تجانس، گشتاور دوم، میانگین و آنتروپی به عنوان توصیفگرهای بهینه انتخاب شدند. در ادامه به منظور آشکارسازی تغییرات زلزله، از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد.

در این تحقیق نوع برگشت پذیری شبکه با توجه به نگاهیتهای غیرخطی مسأله از شبکه پیشخور (Back-Propagation) انتخاب و برای تعیین خروجی مورد نظر از تابع فعالسازی سیگموئید استفاده شد. تعداد چهار نرون در لایه ورودی با توجه به توصیفگرهای بافتی بهینه انتخاب شد. همچنین تعداد سه نرون در لایه خروجی به ازای درجه خسارت ساختمانها و تعداد سه نرون در لایه پنهان مد نظر گرفته شد. در مرحله آموزش شبکه عصبی خطای یادگیری محاسبه شد و از آن برای تنظیم وزنه‌های ارتباطی در شبکه استفاده شد. ساختار شبکه عصبی مصنوعی چند لایه مورد استفاده در شکل (6) نشان داده شده است. وزنه‌های ارتباطی نهایی شبکه عصبی مصنوعی نیز در جدول (3) آورده شده است.

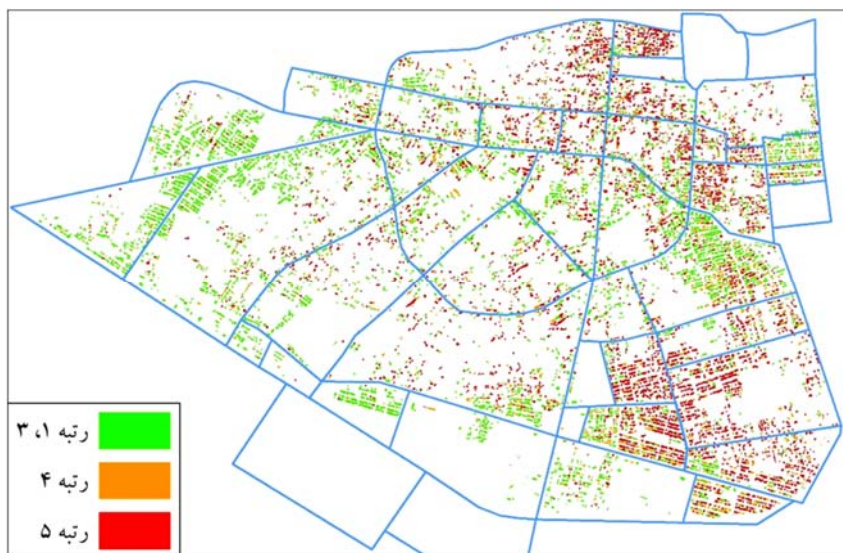


شکل (6): ساختار شبکه عصبی مصنوعی

به عنوان قید پایان محاسبات در مرحله یادگیری، حد تکرار و حد خطا بین جواب واقعی و جواب حاصل شده به ترتیب 500 تکرار و 10^{-10} تعیین شد. به عنوان قیدی دیگر، هرگاه این خطا در شش مرحله متوالی کاهش پیدا نکند، شبکه به پایان مرحله آموزش می‌رسد. عملکرد شبکه عصبی مصنوعی با توجه به خطای اندازه گیری شده در شکل (7) نشان داده شده است. پس از آموزش شبکه، بر اساس قانونمندی مدل داده‌های آموزشی، خروجی شبکه عصبی به ازای



شکل (7): نمودار خطای شبکه عصبی مصنوعی



شکل (8): نقشه خسارت ساختمانهای شهر بم با استفاده از ویژگیهای بافتی بهینه-خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی

9- ارزیابی دقت

پس از طبقه‌بندی تصویر برای دستیابی به ارزیابی دقت روش انجام شده، ماتریس خطا (Error Matrix) ایجاد و دقت کلی (Overall Accuracy)، دقت کاربر (User Accuracy) و دقت تولید کننده (Producer Accuracy) محاسبه شد. دقت کلی، میانگینی از دقت طبقه‌بندی است که نسبت شیء‌های صحیح طبقه‌بندی شده به جمع کل شیء‌های مرجع را نشان می‌دهد. دقت کاربر و دقت تولید کننده پارامترهایی هستند که به منظور ارزیابی دقت طبقه‌بندی برای کلاس‌های مختلف به صورت مجزا تعریف و هر دو با استفاده از ماتریس خطا محاسبه می‌شوند. دقت تولید کننده، مبین دقت طبقه‌بندی شیء‌های مربوط به یک کلاس خاص در تصویر واقعی زمینی و دقت کاربر مبین احتمال طبقه‌بندی یک کلاس خاص مطابق با همان کلاس در تصویر واقعی زمینی است.

9-1- استخراج عوارض شهری

برای دستیابی به ارزیابی دقت نقشه ساختمانهای استخراج شده در روش شیء‌گرا، ماتریس خطا ایجاد (جدول 4) و برای برآورد دقت روش، 364 نمونه به طور تصادفی انتخاب شد. از 109 نمونه‌ای که به کلاس ساختمان تعلق داشت با داده‌های زمینی (بخش انتخاب داده) مقایسه و مشاهده شد که 107 مورد به کلاس ساختمان تعلق دارد. دقت کلی در این روش برابر 91%، دقت کاربر برای کلاس ساختمان 92% و دقت تولید کننده برای این کلاس 83% است.

جدول (4): ماتریس خطا برای کلاس ساختمان و سایر کلاس‌ها

داده‌های زمینی			اطلاعات پردازش شده
دقت کاربر	جمع کل	سایر کلاس‌ها	
92%	109	9	100 ساختمان
92%	255	235	20 سایر کلاس‌ها
-	364	244	120 جمع کل
-	-	96%	83% دقت تولید کننده

9-2- برآورد خسارت ساختمانها

در بخش دوم برای ارزیابی دقت درجه خسارت ساختمانها، داده‌های پردازش شده از ویژگیهای بافتی مرتبه اول، ویژگی بافتی مرتبه دوم هارالیک و ویژگیهای بافتی بهینه با داده‌های مرجع (بخش انتخاب داده) مقایسه شد. در جداول (5 تا 7) مشاهده می‌شود دقت کلی برای ویژگیهای آماری مرتبه اول برابر 54% و دقت کلی برای ویژگیهای آماری مرتبه دوم و ویژگیهای بافتی بهینه برابر 73% اندازه‌گیری شد.

جدول (5): دقت درجه‌بندی به روش شبکه عصبی و با استفاده از

شاخصهای بافتی مرتبه اول

دقت کلی	دقت تولید کننده	دقت کاربر	درجه
54%	59%	45%	درجه 1 تا 3
	8%	18%	درجه 4
	65%	75%	درجه 5

11 - مراجع

1. Stasolla, M., Gamba, P., Dell'Acqua, F., & Rathje, E. (2006). Matching spectral with spatial analysis to improve building damage recognition in VHR images. *Cambridge, UK, Magdalene College*.
2. Varshney, A., Sreenivas, B., Rajesh, E., & Sarabandi, P. Advanced region-based pattern recognition algorithms for building footprint extraction-an automatic approach to generate building inventory.
3. Yamazaki, F., Yano, Y., and 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.
4. Mansouri, B., Mousavi, M., Amini-Hosseini, K., & Shinozuka, M. (2007). Parcelbased damage detection using VHR optical data. *Proc. 6th Int. Workshop Remote Sens. Disaster Appl.*
5. Samadzadegan, F., & Rastiveisi, H. (2008). Automatic detection and classification of damaged buildings, using high resolution satellite imagery and vector data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 37, 415-420.
6. Web, R., *Relief Web: Complex Emergencies*. (2004.)
7. Gorte, B. (1998). Probabilistic segmentation of remotely sensed images. *International Institute for Aerospace Survey and Earth Sciences (ITC)*.
8. Benz, U. C., Hofmann, P., Willhauck, G., Lingenfelder, I., & Heynen, M. (2004). Multi-resolution, object-oriented fuzzy analysis of remote sensing data for GIS-ready information. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3), 239-258.
9. Mather, P. and B. Tso. (2003). Classification methods for remotely sensed data. *CRC press*.
10. Anys, H., Bannari, A., He, D. C., & Morin, D. (1994, September). Texture analysis for the mapping of urban areas using airborne MEIS-II images. *Proceedings of the first international airborne remote sensing conference and exhibition*, Vol. 3, pp. 231-245.
11. Haralick, R. M., Shanmugam, K., & Dinstein, I. H. (1973). Textural features for image classification. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, (6), 610-621.
12. EMS-98, G. Grünthal, European Macroseismic Scale 1998 (EMS-98) Cahiers du Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie 15, Centre Européen de Géodynamique et de Séismologie, Luxembourg, 99p.

جدول (6): دقت درجه بندی به روش شبکه عصبی و با استفاده از شاخصهای

بافتی مرتبه دوم هارالیک

دقت کلی	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	درجه
%73	%77	%82	درجه 1 تا 3
	%33	%33	درجه 4
	%83.5	%78	درجه 5

جدول (7): دقت درجه بندی به روش شبکه عصبی و با استفاده از شاخصهای

بافتی بهینه

دقت کلی	دقت تولیدکننده	دقت کاربر	درجه
%73	%81	%78	درجه 1 تا 3
	%30	%33	درجه 4
	%77.7	%79	درجه 5

10 - نتیجه گیری

در این پژوهش از تصاویر ماهواره ای QuickBird مربوط به قبل و بعد از زلزله بم در تاریخ 26 دسامبر سال 2003 استفاده شد. از روش ادغام نواحی و انتخاب مناسب سه پارامتر مقیاس، شکل و فشردگی نیز قطعه بندی شیء گرا بر روی تصویر قبل از زلزله انجام شد. سپس تصویر قطعه بندی شده با روش نظارت شده به عوارض قابل تفکیک شهری طبقه بندی شدند. برای ارزیابی روش، ساختمانهای استخراج شده با نقشه ساختمانهای شهر بم مقایسه و دقت کلی در این روش 92% به دست آمد. در مرحله دوم آشکارسازی تغییرات توسط شبکه عصبی تکمیل شد. از بین شاخصهای بافتی مرتبه اول و مرتبه دوم هارالیک، چهار شاخص تجانس، گشتاور دوم، میانگین و آنتروپی به عنوان توصیفگرهای بهینه انتخاب شدند. سپس تغییرات نسبی شاخصهای بافتی بهینه روی ساختمانها در قبل و بعد از زلزله تحت چهار لایه ورودی و درجات خسارت ساختمانها تحت سه لایه خروجی، سه لایه پنهان و تابع فعالسازی سیگموئید، شبکه عصبی مصنوعی طراحی شد. پس از آموزش شبکه عصبی، نتایج برای کل داده ها به دست آمد. از بین ساختمانهای موجود 47% آسیب دیدگی جزئی، 14% خرابی زیاد و 39% ساختمانها به طور کامل ویران شده به دست آمد که دقت کلی در این روش 73% گزارش شد. با توجه به لزوم برآورد سریع خسارت بلافاصله پس از زلزله در یاری به مدیریت بحران و بویژه مدیریت شرایط اضطرار و لزوم شناخت گستره و شدت آسیب دیدگی مناطق، دقتهای به دست آمده از روش ارائه شده مناسب و کارا می باشند.



Object-Oriented Building Extraction from VHR Satellite Data and Earthquake Damage detection based on textural Analysis Using Artificial Neural Network

Babak Mansouri

Assistant Professor and Head of Emergency Management Dept.
IIEES.

(Corresponding Author). Email: (mansouri@iiees.ac.ir)

Mona Mostafazadeh

Msc Graduate, IIEES

Rapid and relatively accurate knowledge about the severity and the extent of building damage is essential in managing crucial activities shortly after disastrous earthquakes. In recent years, Very High Resolution (VHR) optical satellite imagery systems have provided important sources for such information. In this research, a method of automated building extraction and damage detection using image processing techniques are presented. The case study was chosen as the 2003 Bam earthquake where VHR QuickBird images of the before and after event were acquired. After coregistration and data fusion steps, an object-oriented clustering methodology was performed using scale, shape and compactness parameters and different urban features were categorized according to a supervised classification scheme. Building extraction results were compared with an existing urban database showing an overall accuracy of 91%. Damage mapping was completed based on first-order and Haralick second-order textural features for three damage grades as slight, extensive and destruction using pre and post event images. The damage was classified according to an Artificial Neural Network (ANN) using contrast, second moment, mean and entropy as an optimal feature set. The overall accuracy for damage mapping using second order features is reported as 73%.

Keywords: Object-Oriented Image Processing, Damage Detection, Textural Analysis, Artificial Neural Network