



شماره ۳ از دور

GIS ایران



سنجش از دور و GIS ایران / سال هفتم، شماره سوم، پاییز ۱۳۹۴
Iranian Remote Sensing & GIS / Vol.7, No. 3, Autumn 2015

۱۷-۲۲

شناسایی ساختمان‌های تخریب‌شده بر اثر زلزله، با استفاده از آنالیز بافت تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا (VHR) و سیستم استنتاج فازی

مطالعه موردی زلزله پورتو پرنس سال ۲۰۱۰

علی اکبر منگان^۱، بابک منصوری^۲، بابک میرباقری^۳، فریبا کربلائی^۴

۱. استاد گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی
۲. استاد پژوهشکده مدیریت خطرپذیری، پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله
۳. مربی گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی
۴. کارشناس ارشد سنجش از دور و GIS، گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۳/۳/۲۸

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۱/۵/۴

چکیده

زلزله یکی از مخرب‌ترین سوانح طبیعی است که در هر زمانی با شدت‌های مختلف رخ می‌دهد. زلزله‌های شدید در محیط‌های مسکونی باعث تخریب ساختمان‌ها، راه‌های اصلی و از همه مهم‌تر، باعث تلفات جانی می‌شوند. آشکارسازی ساختمان‌های تخریب‌شده ناشی از چنین سانحه‌ای در زمان مناسب مسئله‌ای حیاتی برای مدیریت بحران و امداد رسانی به شمار می‌رود. این پژوهش با هدف تشخیص ساختمان‌های تخریب‌شده بر اثر زلزله، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا انجام شده است. جهت نیل به این هدف از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا (VHR) مربوط به قبل و بعد از وقوع زلزله در شهر پورتو پرنس کشور هائیتی در سال ۲۰۱۰ و نقشه تخریب مشاهده شده از منطقه استفاده شده است. در این پژوهش پس از محاسبه ویژگی‌های بافتی تصاویر، با استفاده از تحلیل همبستگی، توصیفگرهای بافتی بهینه انتخاب شدند. سپس با استفاده از مقادیر بافت‌های برگزیده و سیستم استنتاج فازی، وضعیت تخریب ساختمان‌ها طبقه‌بندی شد. در نهایت، نقشه تخریب به دست آمده، با استفاده از مدل پیشنهادی، با نقشه تخریب منطقه مقایسه شد. دقت نهایی مدل پیشنهادی با استفاده از شاخص Kappa، 82٪ و همچنین، دقت مدل در تشخیص ساختمان‌های تخریب‌شده با استفاده از شاخص Jaccard، 89.69٪ به دست آمد.

کلید واژه‌ها: زلزله، تخریب ساختمان، تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا (VHR)، تحلیل بافت، همبستگی، سیستم استنتاج فازی.

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: تهران، اوین، دانشگاه شهید بهشتی، مرکز سنجش از دور و GIS. تلفن: ۰۹۱۳۸۶۱۹۰۶۳

۱- مقدمه

سوانح طبیعی از جمله رخدادهایی است که بشر در طول تاریخ با آن روبه‌رو بوده و صدمات جانی و مالی بسیاری را به جامعه بشری وارد کرده است. سوانح طبیعی معمولاً اتفاقی، ناگهانی و سریع‌اند و در بیشتر موارد قابل پیش‌بینی نیستند. از جمله این پیشامدها می‌شود زمین‌لرزه و سونامی را نام برد. جلوگیری از ایجاد آسیب بر اثر سوانح طبیعی امکان‌پذیر نیست اما با مدیریت بحران مناسب می‌شود آسیب‌ها و حتی مرگومیر ناشی از این حوادث را تا حد بسیاری کاهش داد. چنین اقداماتی را می‌شود از طریق عملیات زمینی صورت داد اما این روش نیازمند زمان و امکانات بسیار است. در حالی که پس از وقوع زلزله و ایجاد تخریب‌های شدید، باید عملیات تخمین میزان تخریب و شناسایی نواحی تخریب‌شده با سرعت بسیار انجام شود. جهت نیل به این هدف تصاویر هوایی و ماهواره‌ای داده‌های بسیار مناسبی برای شناسایی و تخمین میزان تخریب به شمار می‌روند. با پیشرفت تکنولوژی سنجش از دور در تهیه تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا، استفاده از این تصاویر در مدیریت بحران، به‌ویژه حوادثی که قابل پیش‌بینی نیستند و لحظه‌ای رخ می‌دهند، مانند زلزله، نیز افزایش یافته است. تعیین شدت اثر زلزله، تعیین ساختمان‌های تخریب‌شده و آشکارسازی میزان تخریب آن‌ها از کاربردهای مهم تصاویر ماهواره‌ای است (Tronin, 2003; Erdik et al., 2011; Mansouri et al., 2004). شناسایی ساختمان‌های تخریب‌شده و تعیین میزان تخریب آن‌ها به روش‌های گوناگونی امکان‌پذیر است. این روش‌ها مبتنی بر آشکارسازی تغییرات در سطح پیکسل و شیء است و با استفاده از الگوریتم‌های متفاوتی صورت می‌گیرد.

Olgun برای تعیین ساختمان‌های شهر Kocaeli ترکیه که در زلزله سال ۱۹۹۹ آسیب دیده بودند، از الگوریتم‌های تفاضل تصاویر و نسبت تصاویر استفاده کرد. در الگوریتم تفاضل تصویر، بعد از هم‌مختصات شدن تصویر قبل و بعد از زلزله، هر دو تصویر به صورت

پیکسل به پیکسل از یکدیگر کم می‌شوند و اختلافات عددی آن‌ها با یکدیگر مقایسه می‌شود. در این الگوریتم، بیشترین اختلاف بین دو تصویر نشان‌دهنده میزان تغییرات است. فرض الگوریتم نسبت تصاویر بر این است که نسبت طیفی بین دو تصویر، در صورت نبود اختلاف طیفی، باید ثابت باشد. بنابراین، برای به دست آوردن این نسبت، دو تصویر هم‌مختصات به صورت باند به باند بر هم تقسیم می‌شوند. مناطقی که دارای بیشترین یا کمترین نسبت باشند، تغییرات طیفی را نشان می‌دهند (Olgun, 2000).

Yanamura و همکاران نیز، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای قبل و بعد از زلزله شهر Kobe در ژاپن و نقشه رقومی آن، مناطق آسیب‌دیده را با استفاده از روش تفاضل تصویر شناسایی کردند. در این روش، نخست با استفاده از نقشه رقومی دو تصویر قبل و بعد از زلزله نسبت به یکدیگر هم‌مختصات می‌شوند و سپس، با محاسبه اختلافات رنگی دو سطح پیکسل، نقشه تغییرات ساخته می‌شود و روی نقشه رقومی اولیه به نمایش در می‌آید. در این روش، مناطق به سه منطقه تخریب‌شده، سالم و غیرقابل شناسایی طبقه‌بندی شدند (Yanamura et al., 2003).

Gusella و همکارانش برای تعیین ساختمان‌های تخریب‌شده از زلزله در شهر بم از تصاویر ماهواره‌ای QuickBird و Ikonos و روش کلاسه‌بندی بر مبنای شیء استفاده کردند. بدین منظور، نخست جهت ایجاد تطابق مکانی بین تصاویر قبل و بعد از زلزله، دو تصویر با استفاده از ۴۹ نقطه کنترل توزیع‌شده در منطقه و با یک polynomial درجه یک هم‌مختصات شده‌اند. سپس ساختمان‌ها از دو تصویر استخراج شدند. در نهایت، از ۱۸۸۷۲ ساختمان شناسایی شده در شهر بم، ۶۴۷۳ ساختمان که معادل ۳۴٪ کل ساختمان‌ها بودند، تخریب‌شده شناسایی شدند. دقت کلی به دست آمده در این تحقیق برابر ۷۰.۵٪ گزارش شده است (Gusella et al., 2004).

Crawford و Rathje نیز در ارزیابی خسارت زلزله

مقیاس (سالم، تخریب متوسط و تخریب شدید) طبقه‌بندی کردند. پس از مقایسه نتایج حاصل از آن با داده‌های تفسیر چشمی، دقت حاصل از این مقایسه را ۷۲٪ برآورد کردند. (Mansouri et al., 2004).

Huyck و همکاران در سال ۲۰۰۵ روشی برای استخراج مناطق تخریب‌شده در زلزله بم، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای QuickBird ارائه کردند. در این روش، پس از پیش‌پردازش‌های اولیه، دو تصویر قبل و بعد از زلزله با یکدیگر هم‌مختصات شدند و با محاسبه مشخصات بافتی مانند شاخص عدم‌تجانس (Dissimilarity) و همگنی (Homogeneity) روی تصاویر قبل و بعد، مناطق با اختلاف خصوصیات بافتی بالا به‌منزله مناطق تخریب‌شده در نظر گرفته شدند. نتایج حاصل از این روش توانایی بالای توصیف‌گرهای بافتی را در استخراج مناطق آسیب‌دیده نشان می‌دهد. (Huyck et al., 2005)

در سال ۲۰۰۷، Yamazaki و همکاران با استفاده همزمان اطلاعات طیفی، بافتی و سایه استخراج‌شده از تصویر QuickBird شهر بم، برای استخراج مناطق آسیب‌دیده پس از زلزله اقدام کردند. در این تحقیق، نخست با در نظر گرفتن کوچک‌ترین و بزرگ‌ترین ساختمان موجود در تصویر، کوچک‌ترین تا بزرگ‌ترین فضای مقیاس در تصویر تشکیل شد. سپس، در هر مقیاس با در نظر گرفتن یازده کلاس الگوریتم خوشه‌بندی K-means اجرا شده است. مناطق کاملاً ویران با استفاده از آنالیز بافت استخراج شدند و با بررسی توصیف‌گرهای بافتی در مقیاس‌های مشخص، مناطق با درجات تخریب یک تا سه استخراج شدند (Yamazaki et al., 2007).

در تحقیق حاضر نیز از روش آنالیز بافت تصاویر ماهواره قبل و بعد از زلزله جهت تشخیص ساختمان‌های تخریب‌شده استفاده شده است. از بین تصاویر موجود، تصاویر سنجنده‌های Ikonos (پیش از وقوع زلزله) و GeoEye (بعد از زلزله)، به دلیل تناسب زمانی و مکانی برای منطقه مورد مطالعه به کار رفت.

الجزیره، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای Ikonos و QuickBird از روش آشکارسازی تغییرات بر مبنای شیء بهره بردند. در این روش، پس از هم‌مختصات کردن تصاویر قبل و بعد حادثه و پیش‌پردازش‌های لازم، نخست عوارض گوناگون تصویر طبقه‌بندی شده و یک طبقه به ساختمان‌ها تعلق گرفت. سپس نتایج حاصل از طبقه‌بندی با یکدیگر مقایسه و ارزیابی شد. نتایج به دست آمده در این پژوهش عملکرد مورد تأیید استفاده از کلاسه‌بندی شیء‌گرا را در تعیین ساختمان‌های تخریب‌شده نشان می‌دهد (Rathje and Crawford, 2003).

از دیگر روش‌هایی که برای آشکارسازی تغییرات مورد استفاده قرار می‌گیرد، آنالیز بافت تصویر است. توصیف‌گرهای بافتی به دست آمده از تصویر در کلاسه‌بندی تصویر شاخص‌های مهمی را در مورد مناطق همگون ارائه می‌دهند.

Yamazaki و همکاران در سال ۲۰۰۴ در پژوهش خود برای ارزیابی ساختمان‌های تخریب‌شده بر اثر زلزله بم، از تصاویر QuickBird مربوط به قبل و بعد از زلزله استفاده کردند. روش استخراج ساختمان‌ها به صورت تفسیر چشمی بوده است و فقط ساختمان‌های مهم و همچنین، ساختمان‌های دو طرف خیابان‌های اصلی مبنای این بررسی قرار گرفتند. در این پژوهش، میزان تخریب براساس مقیاس EMS (European macro seismic scale) به سه سطح تخریب کم، نیمه‌تخریب و تخریب کامل تقسیم‌بندی شد و نتایج حاصل از این ارزیابی با نقشه تخریبی که به وسیله شرکت UN-OCHA از زلزله بم تهیه شده بود، مقایسه شد و دقت ۷۹٪ برای آن به دست آمد (Yamazaki et al, 2004).

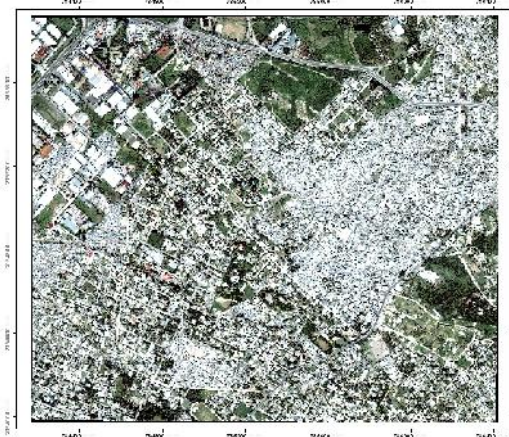
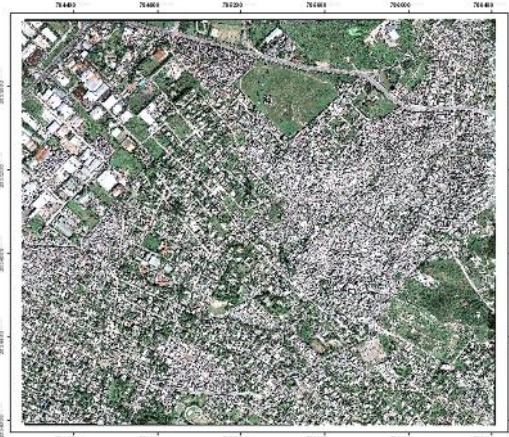
منصوری و همکاران در سال ۲۰۰۴ از رویکرد شیء مبنای استخراج ساختمان‌های تخریب‌شده در زلزله بم استفاده کردند. با استفاده از منطق فازی، دو بافت edge density و correlation به‌منزله شاخص‌های بهینه آشکارسازی تخریب ساختمان‌ها انتخاب شدند. در این پژوهش درجات تخریب ساختمان‌ها را در سه

نزدیک به ۳۰۰ هزار نفر زخمی بر جای گذاشت و همچنین، باعث بی‌خانمانی بیش از یک میلیون و هشتصد هزار نفر از مردم هائیتی شد.

۲-۲- منابع داده

۲-۲-۱- تصاویر ماهواره‌ای

تصاویر ماهواره‌ای مورد استفاده مربوط به قبل و بعد از وقوع زلزله است. تصویر Ikonos قبل از وقوع زلزله و تصویر GeoEye یک روز پس از وقوع زلزله را نشان می‌دهد (شکل ۱).



شکل ۱. تصاویر مورد استفاده (تصویر سمت راست: تصویر Ikonos مربوط به پیش از زلزله، تصویر سمت چپ: GeoEye مربوط به پس از زلزله)

ویژگی‌های این تصاویر در جدول ۱ بیان شده است.

این پژوهش موفقیت استفاده، پردازش و مقایسه نتایج به دست آمده از تصاویر سنجنده‌های متفاوت را تأیید می‌کند. در این روند، استفاده از تصویر پیش از زلزله امکان تعیین وضعیت ساختمان‌ها از لحاظ طیفی، بافتی و ساختاری را در وضعیت پیش از حادثه فراهم می‌کند. ضمن اینکه نقشه منطقه با مقیاس ۱:۱۰۰۰۰ نیز جهت تعیین موقعیت ساختمان‌ها استفاده شد.

هدف این پژوهش ارائه مدلی براساس ترکیب مقادیر توصیفگرهای بافتی، جهت آشکارسازی ساختمان‌های تخریب‌شده است. در این پژوهش، به علت نوع متغیر که باینری (تخریب و عدم تخریب) است، از شاخص همبستگی Negelkerke برای انتخاب توصیفگرهای مناسب استفاده شد. همچنین، جهت برای وضعیت تخریب ساختمان‌ها، سیستم استنتاج فازی به کار برده شد. استفاده از سیستم استنتاج فازی برای تعیین وضعیت تخریب ساختمان‌ها، در معدودی از پژوهش‌های مشابه استفاده شده است (مانند Mansouri et al., 2004). اما در این پژوهش، به علت نوع خاص متغیر وضعیت تخریب که مقادیر حقیقی صفر و یک دارد، از سیستم استنتاج فازی Sugeno استفاده شد و کاربرد این سیستم استنتاج فازی در پژوهش‌های مشابه گزارش نشده است.

۲- مواد و روش‌ها

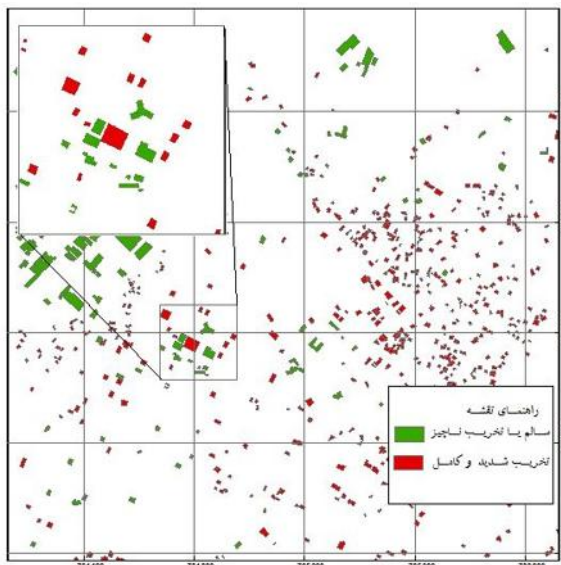
۲-۱- منطقه مورد مطالعه

پژوهش حاضر برای زلزله شهر پورتو پرنس (Port-Au-Prince) انجام شد. شهر پورتو پرنس پایتخت کشور هائیتی است که در مختصات جغرافیایی ۱۸ درجه و ۳۲ دقیقه شمالی، و ۷۲ درجه و ۲۰ دقیقه غربی قرار دارد. در ۱۲ ژانویه سال ۲۰۱۰، در ساعت ۱۶:۵۳ (به وقت محلی)، زلزله‌ای به قدرت ۷ ریشتر و به عمق ۱۵ کیلومتر در نزدیکی شهر لئوگان (Leogane) واقع در ۲۵ کیلومتری شهر پورتو پرنس رخ داد. طبق گزارش دولت هائیتی، این زلزله بیش از ۳۱۶ هزار نفر کشته و

GeoCan در ۴۸ ساعت پس از وقوع زلزله هائیتی و از طریق تفسیر چشمی تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار بالا تهیه کردند (GeoCan, 2010). در این نقشه ساختمان‌ها به دو درجه تخریب شدید و تخریب کامل تقسیم‌بندی شده‌اند. با توجه به ضرورت بررسی ساختمان‌های سالم و یا با تخریب کم در این پژوهش، با استفاده از یک مرحله تفسیر چشمی، دیگر ساختمان‌های موجود در تصویر استخراج شدند و با عنوان ساختمان‌های سالم و یا با تخریب ناچیز طبقه‌بندی شدند و در نهایت، نقشه تخریب مورد استفاده در این پژوهش، با دو کلاس ساختمان‌های سالم یا تخریب ناچیز و ساختمان‌های به شدت و کاملاً تخریب شده تهیه شد (شکل ۲).

۲-۳- روش تحقیق

مراحل این پژوهش در شکل ۳ نمایش داده شده و در ادامه تشریح شده است.



شکل ۲. نقشه تخریب حاصل از تفسیر چشمی پژوهشگران GeoCan

جدول ۱. ویژگی‌های تصاویر ماهواره‌ای		
تصاویر	پیش از وقوع زلزله	پس از وقوع زلزله
منبع تصویربرداری	Ikonos	GeoEye
زمان گرفتن تصویر	29 دسامبر ۲۰۰۸	۱۳ فوریه ۲۰۱۰
قدرت تفکیک پانکروماتیک	۱ متر	۰.۴۱ متر
قدرت تفکیک چندطیفی	۴ متر	۱.۶۵ متر
قدرت تفکیک PAN-Sharpended	۱ متر	۰.۵ متر

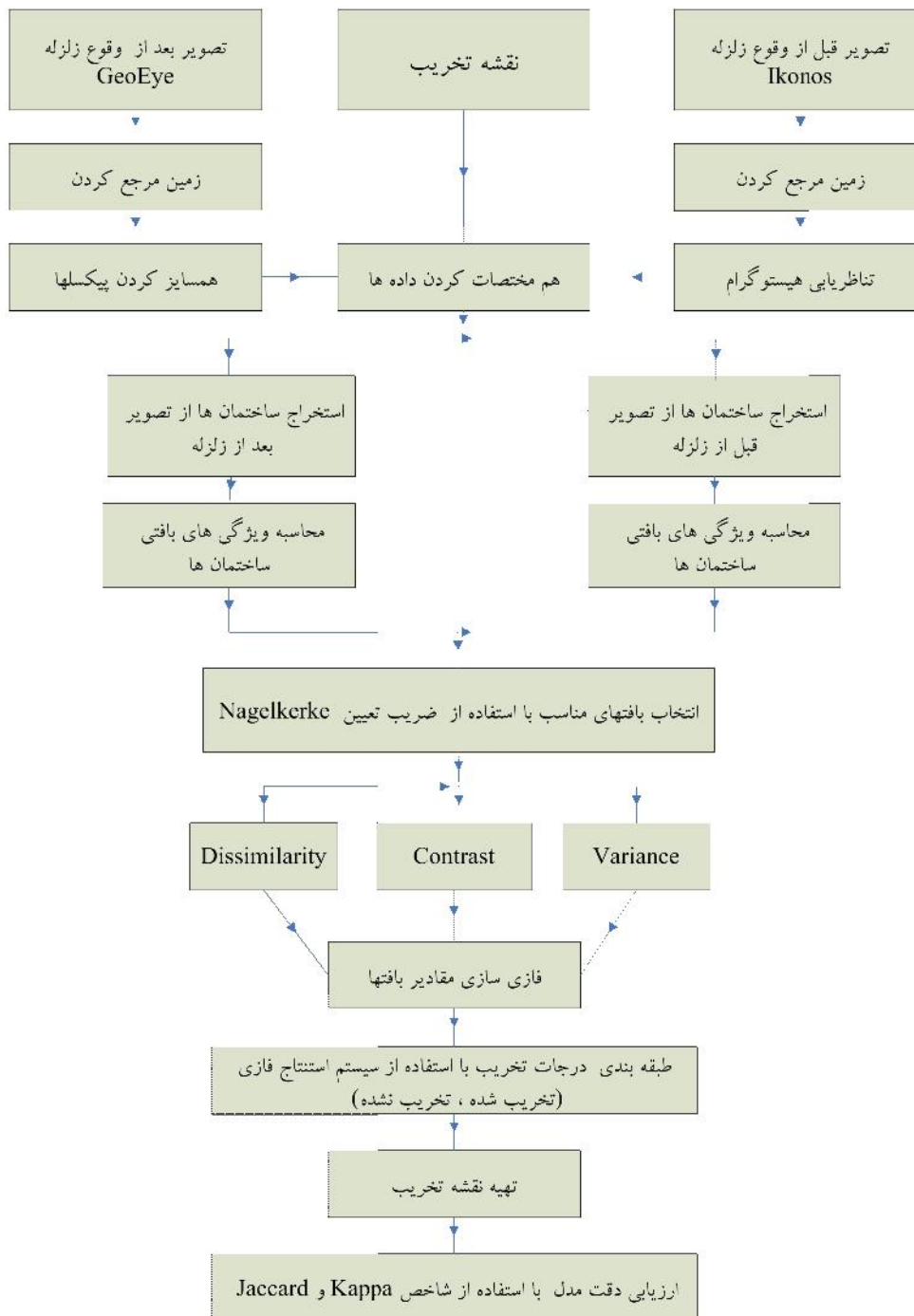
در پژوهش حاضر، به دلیل نیاز به قدرت تفکیک مکانی بسیار بالا و همچنین، اطلاع دقیق از وضعیت طیفی عوارض روی تصویر، از تصاویر Pan-Sharpended این سنجنده‌ها استفاده شد.

۲-۲-۲- نقشه تخریب

نقشه تخریب ساختمان‌ها نقشه‌ای است که روی آن موقعیت و وضعیت ساختمان‌ها، از لحاظ میزان تخریب یا سالم بودن مشخص می‌شود. درجه تخریب ساختمان‌ها معمولاً براساس EMS-98 بیان می‌شود. مقیاس EMS-98 مبنایی برای ارزیابی شدت زلزله در کشورهای اروپایی است که در سال‌های اخیر برخی کشورهای خارج از اروپا نیز از آن استفاده کرده‌اند. این مقیاس برای نخستین بار، در سال ۱۹۸۸ از سوی کمیسیون لرزه‌شناسی اروپا، جهت برقراری ارتباط بین مهندسان و زلزله‌شناسان به صورت کتابچه‌ای شامل دستورالعمل‌ها و تصاویر و مثال‌های کاربردی ارائه شد. مقیاس EMS-98 در واقع، آخرین نسخه ویرایش شده نسخه‌ای است که در سال ۱۹۹۲ تهیه شده است. در این مقیاس، سطح تخریب ساختمان‌ها در پنج طبقه سالم، تخریب کم، تخریب متوسط، تخریب شدید و تخریب کامل قرار گرفته است (EMS-98, 2008).

نقشه تخریبی که به‌منزله داده کمکی برای تعیین موقعیت ساختمان‌ها و همچنین، مبنای ارزیابی این پژوهش قرار گرفت، نقشه‌ای است که پژوهشگران پروژه

شناسایی ساختمان‌های تخریب‌شده بر اثر زلزله، با استفاده از آنالیز بافت تصاویر ماهواره‌ای ...



شکل ۳. فلوجارت الگوریتم تهیه نقشه تخریب

۲-۳-۱- استخراج ساختمان‌ها از تصاویر

هدف این پژوهش تعیین میزان تخریب ساختمان‌هاست بنابراین، در مرحله نخست لازم است ساختمان‌ها از تصاویر قبل و بعد از زلزله استخراج شوند. برای استخراج ساختمان‌ها از تصاویر دو روش وجود دارد. در صورت وجود نقشه ساختمان‌های منطقه، می‌شود برای تعیین موقعیت دقیق ساختمان‌ها و استخراج آن‌ها از تصاویر اقدام کرد. اما در صورت نبود نقشه، تعریف کلاس ساختمان و استخراج ساختمان‌ها براساس آن با طبقه‌بندی عوارض موجود در تصویر امکان‌پذیر است.

۲-۳-۲- محاسبه بافت تصاویر

بافت را می‌شود به صورت تابعی از تغییرات مکانی شدت روشنایی پیکسل‌ها تعریف کرد. بافت ویژگی‌ای است که از پیکسل‌های همسایه معنا پیدا می‌کند و اساس کار آن استفاده از پنجره‌ای محاسباتی با ابعادی مشخص روی تصویر رقومی است. استفاده از پنجره توانایی پردازش پیکسل‌های همجوار را به صورت همزمان فراهم می‌کند بنابراین، این پنجره‌ها در استخراج اطلاعات بافت کاربرد گسترده‌ای دارند. برای توصیف اطلاعات بافت تصاویر رقومی، روش‌های گوناگونی پیشنهاد شده است. هر یک از این روش‌ها برای نوع خاصی از تصاویر رقومی و بافت‌ها به آزمون گذاشته شده‌اند (Tuceryan et al., 1998; He, 1995, 2003). استفاده از ویژگی‌های آماری یکی از اولین روش‌های ارائه شده در آنالیز بافت به شمار می‌آید که قادر است خصوصیات آن را به خوبی نشان دهد. این روش‌ها براساس ویژگی‌های آماری قسمتی از تصویر عمل می‌کنند. در روش‌های آماری از پنجره‌ای متحرک برای استخراج فراوانی پیکسل‌های داخل آن استفاده می‌شود. در این مرحله، پیکسل‌های واقع در محدوده پنجره متحرک استخراج می‌شوند و محاسبات مورد نظر روی آن‌ها اعمال می‌شود (Anys, 2003; He, 1995 & He, 1995). در این تحقیق از روش‌های آماری برای استخراج ویژگی بافت استفاده شد.

۲-۳-۳- تحلیل توصیفگرهای بافتی با استفاده از

ضریب تعیین Nagelkerke

رگرسیون لجستیک نوع خاصی از رگرسیون‌های چندگانه است که در آن، متغیر وابسته گسسته است (مانند درجه تخریب). برای توصیف رابطه چندین متغیر X با یک متغیر وابسته گسسته به‌منزله Y از معادله زیر استفاده می‌شود

$$\text{Logit}(p) = \ln(p/(1-p)) = a + \quad (1)$$

رابطه $\{b_1 \times X_1\} + \{b_2 \times X_2\} + \{b_3 \times X_3\} + \dots + \{b_n \times X_n\}$ که P متغیر وابسته بیان‌کننده احتمال یک شدن Y ؛ Y متغیر وابسته؛ $X_1, X_2, X_3, \dots, X_n$ متغیرهای مستقل؛ a ضریب معادله رگرسیون؛ و $b_1, b_2, b_3, \dots, b_n$ ضرایب هر یک از متغیرهای مستقل است (Hosmer, 2000).

با محاسبه اختلاف بین توصیفگرهای بافتی متناظر در تصویر قبل و بعد از زلزله، مقدار حاصل از آن به‌منزله متغیر مستقل، و وضعیت تخریب یا عدم تخریب ساختمان‌ها به‌منزله متغیر وابسته در رگرسیون لجستیک استفاده شد. انتظاری که از رگرسیون لجستیک می‌رود، این است که با بررسی رابطه بین توصیفگرهای بافتی و درجه تخریب متعلق به هر ساختمان، بافت‌هایی را که در شناسایی درجه تخریب هر ساختمان دقت بالاتری دارند، شناسایی کند. بافت بهینه مورد نظر براساس ضریب همبستگی و همچنین، معنادار بودن آزمون آماری هر بافت انتخاب می‌شود.

در تحقیق حاضر، از شاخص ضریب تعیین مجازی (Pseudo R- Square) استفاده شد که در واقع، نماینده میزان همبستگی درجه تخریب ساختمان‌ها و مقادیر بافت‌هاست. با توجه به اینکه متغیر تخریب ساختمان‌ها متغیری دوحالتی (تخریب و عدم تخریب) است، از شاخص ضریب تعیین مجازی Nagelkerke استفاده شد که در واقع، تغییر یافته ضریب تعیین مجازی Cox & Snell است و دامنه ضریب تعیین Cox & Snell را بین صفر و یک تنظیم می‌کند. ضریب تعیین Nagelkerke برای اندازه‌گیری میزان دقت رگرسیون لجستیک به کار می‌رود (Malczewski, 1999).

تعلق یابند و در نهایت، براساس سیستم تصمیم‌گیری و قواعد تعریف‌شده در آن، متغیر خروجی دقیقی برای آن در نظر گرفته شود (Zadeh, 1973).

در این پژوهش، فرض بر این است که مقادیر قطعی شاخص‌های بافتی درجات تخریب ساختمان‌ها را به صورت دقیق طبقه‌بندی نمی‌کند. بنابراین، شاخص‌های بافتی به صورت فازی تعریف می‌شود و در نتیجه، سیستم استنتاج فازی برای طبقه‌بندی ساختمان‌ها به کار می‌رود. عمومی‌ترین سیستم‌های استنتاج فازی مددانی و Sugeno هستند. این دو سیستم از لحاظ داده ورودی و قاعده فازی شبیه به یکدیگر عمل می‌کنند. تفاوت مهم سیستم مددانی و Sugeno در بخش خروجی آن‌هاست. ورودی و خروجی سیستم فازی مددانی را مجموعه‌های فازی تشکیل می‌دهد. به همین دلیل، متغیرهای ورودی این سیستم با استفاده از توابع فازی، فازی‌سازی می‌شود و متغیرهای خروجی نیز برای تبدیل به داده‌های حقیقی، غیرفازی می‌شوند. این شرط فازی بودن ورودی و خروجی سیستم مددانی برای طراحی سیستم‌های دارای خروجی‌هایی با مقادیر حقیقی مشکل‌ساز است. برای حل این مشکل، سیستم فازی Sugeno پیشنهاد می‌شود. در سیستم Sugeno نیازی به غیرفازی کردن متغیرها نیست زیرا خروجی سیستم مقادیری حقیقی‌اند. در این پژوهش نیز، به دلیل حقیقی بودن (غیرفازی بودن) متغیر خروجی که وضعیت سالم یا تخریب‌شده ساختمان‌هاست، از سیستم استنتاج فازی Sugeno استفاده شده است. این سیستم تابع عضویت خطی یا مقادیر ثابت دارد. سیستم Sugeno چنین تعریف می‌شود

رابطه (۴)

if Input 1= x and input 2= y, then Output is z

به این معنا که اگر ورودی ۱ برابر با X و ورودی ۲ برابر با Y باشد، خروجی سیستم فازی تابعی به فرمول Z خواهد داشت (Roger Jang et al., sugeno, 1985). در سیستم طراحی‌شده برای این مدل، متغیر ورودی مقادیر نرمال‌شده بافت‌های بهینه و متغیر

ضریب تعیین Nagelkerke براساس رابطه ذیل محاسبه می‌شود

$$R^2 = \frac{1 - \left\{ \frac{L(M_{\text{Intercept}})}{L(M_{\text{Full}})} \right\}^{2/N}}{1 - L(M_{\text{Intercept}})^{2/N}} \quad \text{رابطه (۲)}$$

که در آن، L تابع درست‌نمایی (Likelihood Function) است و مطابق این رابطه محاسبه می‌شود

$$L = \prod_{i=1}^N p_i^{y_i} \times (1 - p_i)^{(1-y_i)} \quad \text{رابطه (۳)}$$

که در آن P_i احتمال پیش‌بینی تخریب است که براساس رگرسیون لجستیک برآورد می‌شود و Y_i مقادیر مشاهده‌شده برای تخریب است. $L(M_{\text{Intercept}})$ مقدار تابع Likelihood براساس مدل رگرسیون لجستیک بدون متغیرهای مستقل و فقط با عرض از مبدأ، و $L(M_{\text{Full}})$ مقدار تابع درست‌نمایی براساس مدل رگرسیون لجستیک همراه با همه متغیرهای مستقل و عرض از مبدأ است.

۳-۱- سیستم استنتاج فازی

پس از آنالیز بافت‌ها و انتخاب بافت‌های بهینه، مسئله طبقه‌بندی درجات تخریب ساختمان‌ها براساس مقادیر بافتی مطرح می‌شود. از آنجا که مرز بین مقادیر بافت‌ها تدریجی تغییر می‌کند، نمی‌شود مرزی قطعی برای تعریف طبقات آن تعیین کرد. به عبارت دیگر، مرز بین طبقات ابهام دارد. این ابهام را می‌شود براساس تعریف روابطی بین بافت و درجات تخریب و نتیجه‌گیری بر مبنای آن برطرف کرد. بنابراین، روشی که استفاده می‌شود زمینه را برای استدلال، استنتاج، کنترل و تصمیم‌گیری در شرایط عدم قطعیت فراهم می‌کند. روش‌های بسیاری برای مدل‌سازی عدم قطعیت در روند تصمیم‌گیری وجود دارد. در این پژوهش، از منطق فازی همچون یکی از پرکاربردترین روش‌های مدل‌سازی عدم قطعیت به نسبت سایر روش‌های مطرح در این زمینه استفاده شد. منطق فازی با تعریف درجه عضویت برای متغیرهای ورودی، به این متغیرها اجازه می‌دهد که به چندین کلاس (براساس درجه عضویت)

خروجی وضعیت عدم تخریب یا تخریب ساختمان هاست که با عدد ۰ (عدم تخریب) و ۱ (تخریب) نمایش داده شده است.

۳-۲- ارزیابی دقت مدل

ارزیابی دقت مدل برای اطمینان از صحت مدل پیشنهادی انجام می‌شود. منظور از صحت، سطحی از اعتماد است که از نسبت بین نقشه دقیق پایه منطقه و نقشه استخراج شده از مدل به دست آمده است. برای محاسبه این دو شاخص، نتایج حاصل از مدل در قالب ماتریس زیر به کار می‌رود (جدول ۲). در این ماتریس، سطرها بیانگر مقادیر تشخیص داده شده و ستون‌ها بیانگر واقعیت مشاهده شده‌اند. (مقدار یک بیانگر تخریب و مقدار صفر نشان دهنده عدم تخریب است). قطر اصلی این ماتریس مقادیری را بیان می‌کند که به صورت صحیح مشاهده شده‌اند. مقدار T در این جدول تعداد ساختمان‌های تشخیص داده شده در وضعیت سالم و یا تخریب شده است.

جدول ۲. ماتریس نحوه برآورد نتایج حاصل از مقایسه نقشه تخریب

		حاصل از مدل با نقشه تخریب منطقه		
		1	0	SUM
1	1	T_{11}	T_{10}	$T_{1.}$
	0	T_{01}	T_{00}	$T_{0.}$
SUM		$T_{.1}$	$T_{.0}$	$T_{..}$

برای ارزیابی دقت مدل از دو شاخص Kappa و Jaccard استفاده شد. شاخص کاپا یک تکنیک ناپیوسته چندمتغیری برای ارزیابی صحت است. این تکنیک را نخستین بار Cohen در سال ۱۹۶۰ به کار گرفت. شاخص کاپا مقداری بین صفر و یک است که هر چه این مقدار به یک نزدیک‌تر باشد، صحت مدل ارزیابی شده بیشتر است (Malczewski, 1999). شاخص کاپا به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$k = \frac{\sum_{i=1}^n p_{ii} - \sum_{i=1}^n q_{ii}}{1 - \sum_{i=1}^n q_{ii}} \quad \text{رابطه (۵)}$$

که در آن p_{ii} احتمال مشاهده شده و q_{ii} احتمال مورد انتظار است که این طور محاسبه می‌شود

$$p_{ii} = \frac{T_{1.} * T_{.1}}{T_{..}} \quad \text{رابطه (۶)}$$

$$q_{ii} = \frac{T_{0.} * T_{.0}}{T_{..}} \quad \text{رابطه (۷)}$$

تأکید شاخص Jaccard بر ارزیابی دقت مشاهده متغیری است که ارزش یک به آن تعلق گرفته است. با توجه به اینکه هدف این پژوهش پیشنهاد مدلی برای تشخیص ساختمان‌های تخریب شده است، ارزیابی توانایی این مدل در شناسایی این ساختمان‌ها نیز اهمیت دارد. به همین جهت، از شاخص Jaccard استفاده شد که مدل را بر مبنای تشخیص صحیح واحدهای تخریب شده ارزیابی می‌کند.

شاخص Jaccard به صورت زیر محاسبه می‌شود

$$C_j = \frac{T_{11}}{T_{10} + T_{01} + T_{11}} \quad \text{رابطه (۸)}$$

مقدار این شاخص همانند شاخص کاپا، بین صفر و یک است که هرچه به یک نزدیک‌تر باشد، نشان می‌دهد مدل در شناسایی متغیر دارای ارزش 1 توانایی بیشتری دارد (Malczewski, 1999).

۴- بحث و نتایج

برای این پژوهش، نخست پیش پردازش‌های لازم، اعم از تصحیحات اتمسفری و رادیومتری، و تناظریابی هیستوگرام روی تصاویر انجام شد و پس از هم‌سایز کردن اندازه پیکسل‌های تصاویر مورد استفاده بر مبنای تصویر Ikonos، داده‌ها هم‌مختصات شدند. سپس با استفاده از نقشه تخریب، ساختمان‌های به شدت و کاملاً تخریب شده و با استفاده از طبقه‌بندی نظارت شده، ساختمان‌های سالم تا دارای تخریب متوسط از تصاویر استخراج شدند.

در تعیین تخریب ناشی از زلزله به وسیله آنالیز بافت، از این فرض استفاده می‌شود که نواحی تخریب شده بافتی نامنظم‌تر از مناطق سالم دارند (Yamazaki, 2011; Brunner et al., 2010). توصیفگرهای بافتی مورد استفاده و روش محاسبه آن‌ها در جدول ۳ تشریح شده است (Haralick et al., 1973)

جدول ۳. روش محاسبه توصیفگرهای بافتی

توضیح	روش محاسبه	توصیفگر
گشتاور تعداد جفت پیکسل‌های تکراری را نشان می‌دهد و هر اندازه تعداد آن‌ها بیشتر باشد، مقدار گشتاور تمایل دارد به حداکثر برسد و در حالات یکنواختی کامل، مقدار گشتاور به ۱ خواهد رسید.	$Eng = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{(i,j,d,\theta)}^2$	گشتاور ۲nd moment-
انترپوی بالا نشان‌دهنده بافتی ناهمسان است و انترپوی پایین بافتی همگن را نشان می‌دهد.	$E = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} P_{(i,j,d,\theta)} \cdot \ln(P_{(i,j,d,\theta)})$	انترپوی entropy
این ضریب بین دو مقدار ۱- و ۱ محدود است که به ترتیب، نشان‌دهنده همبستگی قوی و معکوس و همبستگی قوی و مستقیم است.	$\mu_j r = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} \frac{P_{(i,j,d,\theta)}}{(i-j)^2}$	همبستگی correlation
میزان پراکندگی یک متغیر را نشان می‌دهند. هر میزان که بالاتر باشد، نشان‌دهنده ناهمگن بودن بافت است.	$Sd_i = \sqrt{\frac{\sum_{i=0}^{L-1} (i \cdot Ni)^2}{M} - \mu_i^2}$	واریانس variance
نشان‌دهنده یکنواخت نبودن است و هر چه مقدار آن کمتر شود، بافت به سمت یکنواختی تمایل پیدا می‌کند.	$Diss = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} i-j \cdot P_{(i,j,d,\theta)}$	عدم شباهت
مقدار بالای آن میزان نرمی تصویر و تجانس در بافت را نشان می‌دهد.	$\mu_j r = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} ((i - \mu_i)(j - \mu_j) P_{(i,j,d,\theta)}) / (Sd_i \cdot Sd_j)$	تجانس
اگر پیکسل‌های همجوار اختلاف زیادی را با یکدیگر نشان دهند، مقدار کنتراست نیز بیشتر خواهد بود که آن نیز، نشان‌دهنده یکنواخت نبودن بافت است.	$C = \sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} (i-j)^2 \cdot P_{(i,j,d,\theta)}$	کنتراست contrast
چولگی شکل توزیع فراوانی متغیری تصادفی را از نظر تقارن بررسی می‌کند.	$SK = \frac{1}{Sd^3} \left[\sum_{b=0}^{L-1} (b - S_m)^3 \right] \cdot P(b)$	چولگی (skewness)
به تنهایی مقدار تجانس و یا عدم تجانس درجات روشنایی را بیان نمی‌کند. اما در مواردی، موجب افزایش درجه تفکیک‌پذیری بین دو کلاس می‌شود.	$S_m = \sum_{b=0}^{L-1} b \cdot P(b)$	میانگین mean
نشان‌دهنده میزان مسطح بودن یا باریک بودن (قله‌ای بودن) توزیع فراوانی متغیری تصادفی است.	$Kur = \frac{1}{Sd^4} \left[\sum_{b=0}^{L-1} (b - S_m)^4 \right] \cdot P(b)$	انحراف (kurtosis)
b : ثابت شدت روشنایی پیکسل M : تعداد کل پیکسل‌ها در همسایگی مورد نظر $N(b)$: تعداد کل پیکسل‌ها با مقدار b در این همسایگی (i,j) : درایه مورد نظر از ماتریس $P_{(i,j,d,\theta)}$: فراوانی نسبی وقوع زوج پیکسل‌های i و j در فاصله d و جهت θ		

تخریب شده، براساس میزان همبستگی متغیر مستقل و وابسته، براساس شاخص Nagelkerke در صورت معنادار بودن آزمون آماری آن‌ها، انتخاب می‌شود. نتایج حاصل از این تحلیل در جدول ۴ آمده است. طبق نتایج این جدول، توصیفگرهای بافتی variance، contrast و dissimilarity در تشخیص ساختمان‌های سالم و تخریب شده بیشترین دقت را دارند و مقدار R مربوط به این توصیفگرها بیشتر از دیگر بافت‌ها بوده است. در جدول ۵ این مؤلفه‌ها در بخشی از تصاویر مورد استفاده، نمایش داده شده است.

پس از محاسبه توصیفگرهای بافتی بیان شده در جدول ۲ در دو تصویر قبل و بعد از زلزله، با تقسیم مقادیر پیکسلی تصویر به بالاترین مقدار آن برای هر بافت، مقادیر به دست آمده نرمال شدند. سپس برای مقایسه این توصیفگرها و انتخاب بافت بهینه از تحلیل همبستگی براساس شاخص آماری Nagelkerke استفاده شد. برای انتخاب توصیفگرهای بهینه، مقادیر بافت‌ها به منزله متغیر مستقل، و درجه تخریب ساختمان‌ها به منزله متغیر وابسته در نظر گرفته شد. توصیفگرهای مناسب برای تشخیص ساختمان‌های سالم و

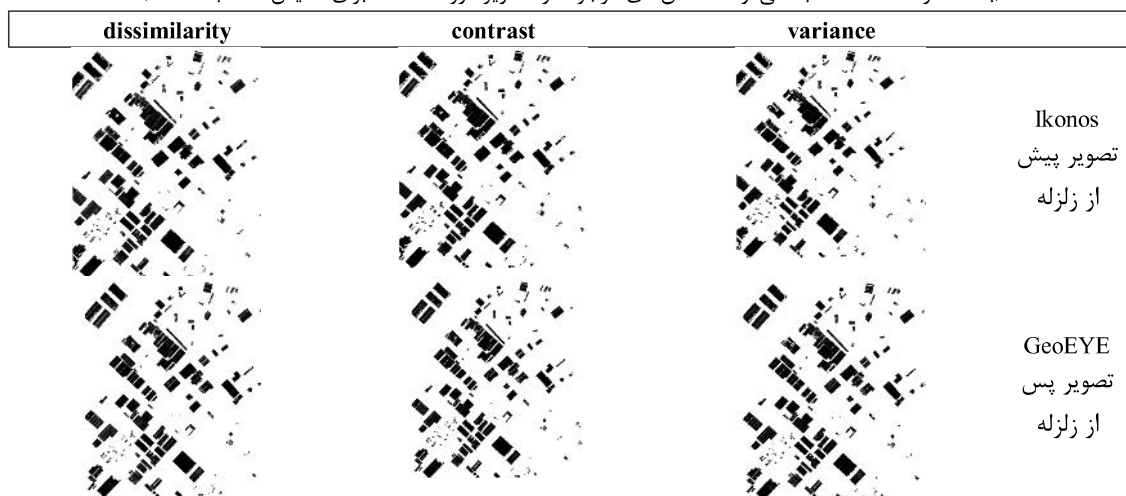
جدول ۴. نتایج حاصل از تحلیل آماری شاخص‌ها جهت تشخیص ساختمان‌های سالم از تخریب شده

Texture	دقت تشخیص ساختمان‌های سالم به درصد	دقت تشخیص ساختمان‌های تخریب شده به درصد	دقت متوسط تشخیص ساختمان سالم از تخریب شده	R ² (Nagelkerke)	سطح معنادار بودن آزمون آماری با فرض ...
mean	83.2	27.6	59.3	9	0.000
kurtosis	64.3	32.2	48.5	7	0.284
skewness	92.7	19.1	59.4	21	0.002
entropy	91.7	6.4	53.1	6	0.166
moment-2nd	97.4	5.2	54.2	4	0.144
correlation	68.3	34.3	49.3	8	0.000
contrast*	71.9	82.1	76.5	26	0.000
dissimilarity*	71.6	72.5	72.0	29	0.000
homogeneity	100	0	54.7	10	0.594
variance*	74.6	80.1	77.1	27	0.000

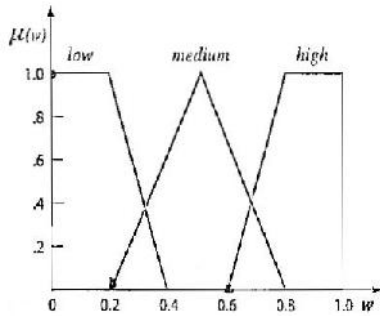
* شاخص منتخب

جدول ۵. تصویر توصیفگرهای بافتی منتخب

(به علت وسعت منطقه، بخشی از ساختمان‌های موجود در تصاویر مورد استفاده برای نمایش انتخاب شده‌اند)



عضویت استاندارد Chen and Hwang شده است. شکل ۴ چگونگی تعریف این تابع عضویت را نشان می‌دهد (Malczewski, 1999).



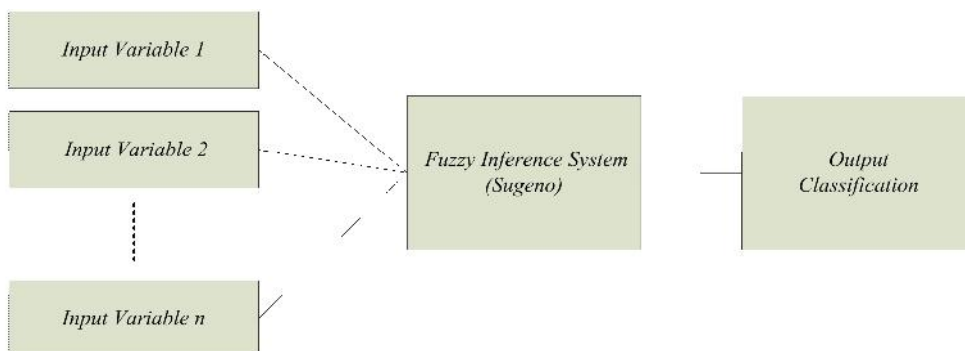
شکل ۴. تابع عضویت استاندارد Chen and Hwang

پس از معرفی متغیرهای ورودی به سیستم و تعریف توابع عضویت برای آن‌ها، برای دستیابی به خروجی‌های مشخص، به تعریف قواعد فازی و ترکیب آن‌ها با استفاده از عملگرهای منطقی نیاز داریم. در سیستم طراحی شده سه متغیر *contrast*، *variance* و *dissimilarity* به‌منزله ورودی در نظر گرفته شده‌اند که حضور همه این متغیرها در رسیدن به خروجی صحیح و مورد انتظار ضروری است. بنابراین، از عملگر منطقی AND برای ترکیب توابع فازی ورودی استفاده شد. نحوه عملکرد سیستم سوگنو برای طبقه‌بندی مقادیر بافت‌ها به صورت ساده در شکل ۵ نمایش داده شده است.

با توجه به سطح معناداری آزمون با فرض صفر، مقادیر کمتر از ۰.۰۵ بیانگر معناداری آزمون در سطح ۹۵٪ است. بر این اساس، می‌شود مدل رگرسیون مربوط به این سه بافت را معنادار دانست. این به معنای مورد اطمینان بودن نتایج حاصل از این توصیفگرهاست. بنابراین، این سه بافت به‌منزله بافت‌های بهینه و مناسب برای تشخیص ساختمان‌های سالم از تخریب‌شده انتخاب شدند. مقادیر این سه توصیفگر بافت جهت تعیین وضعیت تخریب یا عدم تخریب ساختمان‌ها در سیستم استنتاج فازی به کار می‌رود.

در سیستم استنتاج فازی طراحی شده برای این تحقیق، متغیر ورودی مقادیر نرمال‌شده بافت‌های بهینه و متغیر خروجی وضعیت عدم تخریب یا تخریب ساختمان‌هاست که با عدد ۰ (ساختمان‌های سالم) و ۱ (ساختمان‌های تخریب‌شده) تعریف شده است. متغیرهای ورودی سیستم مقادیر توصیفگرهای بافتی منتخب‌اند. مقادیر بافت‌ها در مرحله محاسبه ویژگی بافتی، نرمال شده و در بازه بین ۰ و ۱ قرار گرفته‌اند و سپس فازی شده‌اند. این متغیرها برای تعریف قواعد و توابع عضویت به سیستم استنتاج فازی وارد می‌شوند.

توابع عضویت به کار رفته در این سیستم توابع مثلثی و دوزنقه‌ای‌اند. با توجه به اینکه عملاً نمی‌شود از توابع عضویت فازی تعریفی دقیق داشت، از توابع



شکل ۵. عملکرد سیستم استنتاج فازی برای تعیین درجه تخریب ساختمان

ساختمان از کل ساختمان‌های تعریف‌شده با عنوان ساختمان سالم را درست شناسایی کرده و تعداد ۲۵ ساختمان دیگر این طبقه را به‌منزله ساختمان‌های تخریب‌شده طبقه‌بندی کرده است. از کل ساختمان‌های موجود در نقشه تخریب، ۶۰۶ تای آن‌ها تخریب‌شده (درجه ۴ و ۵ مقیاس EMS) تعریف شده است. این مدل قادر به تشخیص درست ۵۶۶ ساختمان تخریب‌شده بوده و ۴۰ ساختمان تخریب‌شده را نیز به اشتباه در دسته ساختمان‌های سالم جای داده است. از تعداد کل ساختمان‌ها (۸۵۷ ساختمان)، این مدل توانسته درجه تخریب ۷۹۲ ساختمان را به درستی تشخیص دهد. نقشه تخریب حاصل از این مدل در شکل ۶ نمایش داده شده است.

بر این اساس، پایگاه داده قواعد جهت تعیین وضعیت ساختمان‌ها براساس توابع عضویت تعریف‌شده مطابق جدول ۶ طراحی شد. طبق قواعد تعریف‌شده در این سیستم، مقادیر محاسبه‌شده بافت‌های منتخب طبقه‌بندی و درجه تخریب ساختمان‌ها براساس آن تعیین شد. پس از تعیین وضعیت تخریب یا عدم تخریب ساختمان‌ها، نقشه تخریب حاصل از مدل پیشنهادی با نقشه تخریب حاصل از تفسیر چشمی پژوهشگران پروژه GeoCan مقایسه (جدول ۷) و دقت آن، با استفاده از شاخص‌های Kappa و Jaccard ارزیابی شد. مدل حاصل از ترکیب سه توصیفگر بافتی variance, contrast و dissimilarity تعداد ۲۲۶

جدول ۶. پایگاه داده قواعد فازی جهت تعیین وضعیت تخریب ساختمان‌ها

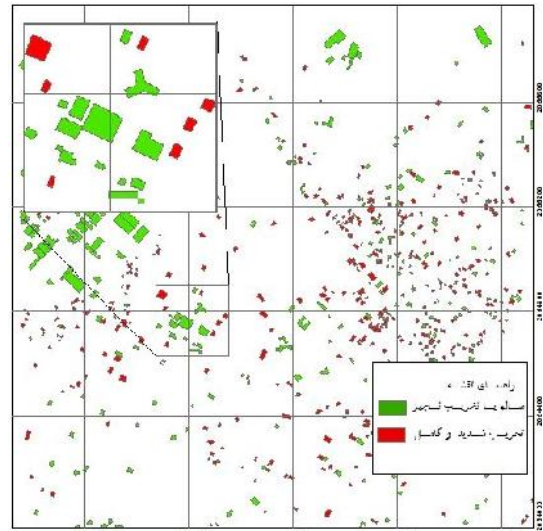
Variance	Dissimilarity	Contrast	Decision
medium	medium	medium	damaged
medium	medium	high	damaged
medium	high	medium	damaged
medium	high	high	damaged
high	medium	medium/ high	damaged
high	High	medium	damaged
high	high	high	damaged
low	medium	medium/ high	damaged
low	medium/ high	medium	damaged
medium	medium/ high	low	damaged
medium	low	medium/ high	damaged
high	medium/ high	low	damaged
high	low	medium/ high	damaged
low	low	low	undamaged
low	medium/ high	low	undamaged
low	low	medium/ high	undamaged
medium	low	low	undamaged
high	low	low	undamaged

جدول ۷. ماتریس برآورد نتایج حاصل از مقایسه نقشه تخریب حاصل از مدل با نقشه تخریب منطقه

	1	0	SUM
1	۵۶۶	۴۰	۶۰۶
0	۲۵	۲۲۶	۲۵۱
SUM	۲۶۶	۵۹۱	۷۹۲

تخریب‌شده بر اثر زلزله، با استفاده از تحلیل ویژگی‌های بافتی تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا، مربوط به قبل و بعد از وقوع زلزله، انجام شد. مدل پیشنهادی در این پژوهش از ترکیب سه توصیفگر بافتی، variance, contrast و dissimilarity حاصل شد. استفاده از مدل آماری رگرسیون لجستیک و ضریب تعیین Nagelkerke که برای انتخاب توصیفگرهای بافتی بهینه به کار رفت، تاکنون در پژوهش‌های مشابه استفاده نشده است. همچنین، در رابطه با استفاده از سیستم استنتاج فازی Sugeno برای تعیین وضعیت تخریب گزارشی منتشر نشده است.

در پژوهش‌هایی که تاکنون در این رابطه انجام شده و توصیفگرهای بافتی برای آشکارسازی تخریب به کار رفته است، پژوهشگران بر این نظر بودند که بافت entropy قابلیت بسیاری را جهت آشکارسازی میزان تخریب داراست زیرا آنتروپی (همان‌طور که در توصیف آن در جدول ۲ اشاره شد) شاخص سنجش آشفتگی است و مقدار آن با افزایش بی‌نظمی و آشفتگی افزایش می‌یابد. پژوهشگران از همین ویژگی آنتروپی برای تشخیص تخریب ساختمان‌ها استفاده کرده‌اند و بر این عقیده‌اند که آنتروپی، به دلیل ماهیت وجودی آشکارسازی بی‌نظمی، شاخص بسیار مناسب و مطمئنی برای برآورد میزان تخریب است. اما در تصاویر هائیتی، با توجه به اینکه زلزله‌ای نسبتاً شدید و مخرب رخ داده، مقدار آنتروپی در تصویر قبل و بعد از زلزله تفاوت چندانی نداشته است. علت این امر را باید در بافت قدیمی، نامنظم و غیراستاندارد شهر پورتو پرنس جستجو کرد. زیرا ساختمان‌های این شهر کمترین میزان استاندارد لازم ساختمان‌سازی را داشته‌اند و سقف ساختمان‌ها از ترکیب مواد و مصالح گوناگونی مانند سنگ، چوب، فلزات گوناگون و ... ساخته شده است بنابراین، آنتروپی افزون بر تشخیص آشفتگی ناشی از تخریب، بی‌نظمی ناشی از ساختار غیرمتعارف ساختمان‌ها را نیز شناسایی می‌کند. استفاده از تصویر پیش از زلزله و آگاهی داشتن از



شکل ۶. نقشه تخریب حاصل از مدل پیشنهادی

در نهایت، نقشه تخریب حاصل از مدل پیشنهادی با نقشه تخریب حاصل از تفسیر چشمی پژوهشگران پروژه GeoCan مقایسه، و دقت آن با استفاده از شاخص‌های Kappa و Jaccard ارزیابی شد. میزان دقت کلی مدل پیشنهادی در تشخیص ساختمان‌های سالم و تخریب‌شده طبق شاخص Kappa، ۸۲٪ به دست آمد. همچنین، دقت مدل در شناسایی ساختمان‌های تخریب‌شده براساس شاخص Jaccard، معادل ۸۹٫۶۹٪ برآورد شد. دقت بالای این شاخص گویای توانایی مدل طراحی‌شده در این تحقیق، در تشخیص ساختمان‌های تخریب‌شده است. با در نظر گرفتن میزان دقت بالای مدل پیشنهادی و ارائه‌ی نتایج نزدیک به نقشه‌ی تخریب که حاصل تفسیر چشمی تصاویر ماهواره‌ای بود، می‌شود این مدل را جایگزین مناسبی برای تفسیر چشمی این تصاویر برای تهیه نقشه تخریب دانست و هنگام وقوع زلزله، با استفاده از آن، در مدت زمان کوتاهی ساختمان‌های تخریب‌شده منطقه را شناسایی و در قالب نقشه در اختیار مدیریت بحران این حادثه قرار داد.

۵- نتیجه‌گیری

این پژوهش با هدف تهیه نقشه ساختمان‌های

Langrebe, David A., 2003, **Signal Theory Methods in Multispectral Remote Sensing**, In Use Of Texture Measures, 381-388, Wiley.

Malczewski, Jacek, 1999, **GIS Multicriteria Decision Analysis**, Canada: Wiley.

Mansouri, Babak, Mousavi, Mehdi & Amini-Hossei, Kambod, 2004, **Parcel-Based Damage Detection Using VHR Optical Data**, 6th International Workshop on Remote Sensing for Disaster Applications.

Erdik, M., K. S.-e.-e., 2011, **Rapid Earthquake Loss Assessment after Damaging Earthquakes**, Soil Dynamics and Earthquake Engineering, 247-266.

Olgun, E., 2000, **Izmit (Turkey) Earthquake and the Application of Change Detection Techniques for Damage Assessment Using Spot 4 Satellite Images**, *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*.

Rathje, Ellen M. & Crawford, Melba M., 2003, **Earthquake Damage Identification Using High Resolution Satellite Image from The 2003 Northern Algeria**, Workshop on Application of Remote Sensing for Disaster Response, 12 September.

Roger Jang, J.-S. & Gulley, Ned, 1997, **Fuzzy Logic Toolbox User's Guide**, The MathWorks, Inc. p.p 59-64.

Sugeno, M., 1985, **Industrial Applications of Fuzzy Control**, Amsterdam, Elsevier Science, p 269.

Tronin, A.A., 2003, **Remote Sensing and Earthquakes**, A Review, Scientific Research Centre for Ecological Safety..

Tuceryan, mihran, 1998, **Moment Based Texture Segmentation**, Pattern Recognition, 654 - 668,.

Vu, Thong Thuy, Matsuka, Masashi & Yamazaki, Fumio, 2003, **Employment Of Lidar For Disaster Assessment**, Workshop An Application Of Remote Sensing Technologist For Disaster Response, University of California.

خصوصیات بافتی و طیفی ساختمان‌ها در آن هنگام و همچنین، استفاده از نقشه تخریب برای تعیین موقعیت دقیق ساختمان‌های تخریب‌شده از نقاط قوت مدل ارائه شده است. نبود هر یک از این داده‌ها و یا به‌روز نبودن آن‌ها باعث ایجاد مشکل در روند تعیین میزان تخریب خواهد شد. در این پژوهش از تصاویر ماهواره‌ای GeoEye و Ikonos استفاده شد. دقت بالای مدل ارائه‌شده موفقیت روند استفاده از تصاویر مربوط به دو سنجنده مختلف را تأیید کرد.

۶- تقدیر و تشکر

داده‌های به کار رفته در این پژوهش شامل تصاویر ماهواره‌ای هائیتی و نقشه تخریب منطقه از پروژه GeoCan تأمین شده است. بنابراین، از همکاری پژوهشگران این پروژه برای در اختیار نهادن این داده‌ها تقدیر می‌شود.

۷- منابع

Gusella, L., Huyck, C.K., Cho, S. & Chung, H., 2004, **Damage Assessment with Very-High Resolution Optical Imagery Following**, December 26, 2003, Bam, Iran Earthquake, University of Bologna.

GEOCAN - Crowdsourced Disaster Assessment, 2011 Retrieved from: <http://tommod.com/geocan/geocan.php>.

Haiti Earthquake Maps and Data, 2011, August 10, available: <http://www.gelib.com/haitiearthquake.htm>.

Haralick, Robert, Shanmugan, M.K., & Dinstein, Itshak, 1973, **Textural Feature For Image Classification**, IEEE Transaction on System Man and Cybernetics, Vol. 3, NO.6.

He, Dong Chen, Wang, Li & Guiber, Jean, 1988, **Texture Discrimination Based On An Optimal Utilization Of Texture Features**, Pattern Recognition, Vol.21, NO. 2, 141-146.

Hosmer, D.W. & Lemeshow, S., 2000, **Applied Logistic Regression**, John Wiley & Sons.