

تسهیل فاز واکنش مدیریت بحران زلزله با استخراج خودکار ساختمان‌ها بر مبنای آنالیز بافت از تصاویر ماهواره‌ای

حمیدرضا رنجبر* - دانشجوی دکتری سیستم اطلاعات جغرافیایی، مجتمع دانشگاهی آمایش و پدافند غیرعامل، دانشگاه صنعتی مالک اشتر؛

hamid_rr2000@yahoo.com

علیرضا آزموده اردلان - استاد، گروه مهندسی نقشه برداری، قطب علمی مهندسی نقشه برداری در مقابله با سوانح طبیعی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران.

حمید دهقانی - استادیار، مجتمع دانشگاهی آمایش و پدافند غیرعامل، دانشگاه صنعتی مالک اشتر.

محمد رضا سراجیان - دانشیار، گروه مهندسی نقشه برداری، قطب علمی مهندسی نقشه برداری در مقابله با سوانح طبیعی، پردیس دانشکده‌های فنی، دانشگاه تهران.

علی علیدوستی - کارشناس ارشد مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی مالک اشتر.

تاریخ دریافت: ۹۲/۶/۲۸ | تاریخ پذیرش: ۹۳/۴/۲

چکیده

آگاهی سریع، دقیق و جامع از موقعیت ساختمان‌های آسیب‌دیده، پس از وقوع زمین‌لرزه، 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 بالا، به علت رفع محدودیت‌های روش‌های زمینی، یکی از اصلی‌ترین منابع اطلاعاتی به شمار می‌رود. هدف این تحقیق ارائه و پیاده‌سازی یک روش خودکار برای تهیه نقشه‌ی تخریب ساختمان‌ها، در مدت زمان کوتاهی پس از وقوع زلزله، بر مبنای به‌کارگیری تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا است. در این روش، پس از استخراج توصیف‌گرهای بافتی از تصویر بعد از زلزله در محل هر ساختمان، توصیف‌گرهای بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک انتخاب شدند؛ سپس پیکسل‌های ساختمان‌ها با دو روش بیشترین شباهت و شبکه‌ی عصبی برای دو گروه سالم و آسیب‌دیده رده‌بندی شدند؛ آنگاه نسبت به تعیین وضعیت پلیگون‌های ساختمانی بر اساس تعداد پیکسل‌های آسیب‌دیده‌ی هر پلیگون به سه رده‌ی تخریب بالای ۷۰٪، تخریب بین ۳۰٪ تا ۷۰٪ و تخریب زیر ۳۰٪ اقدام گردید. در این تحقیق، برای ارزیابی روش پیشنهادی، وضعیت ساختمان‌های تخریب‌شده‌ی زلزله‌ی آذربایجان، با استفاده از دانش عامل خبره، تعیین شد و دقت کلی ۸۱/۰۴ درصد برای این روش به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک مکانی بالا، نقشه‌ی تخریب، آنالیز بافت، الگوریتم ژنتیک

Facilitating Response Phase of Disaster Management by Automatic Extraction of Building Based on Texture Analysis Using High Resolution Satellite Images

Hamid Reza Ranjbar^{1*}, Ali Reza Azmoude Ardalan², Hamid Dehghani³, Mohamad Reza Serajeyan⁴, Ali Alidousti⁵

Abstract

Receiving rapid, accurate and comprehensive knowledge about the conditions of damaged buildings after earthquake strike and other natural hazards is the basis of many related activities such as rescue, relief and reconstruction. Fewer Restrictions by using high-resolution Images compared to terrestrial techniques turned it into the main source for damage assessment during these days. The present research aims at providing a damaged maps in a short time after the earthquake by using post-event high-resolution satellite Imagery. In this research, for all buildings, textural features for any candidate buildings, one by one, are extracted. Before extracting the features, optimum feature selection is done by genetic algorithm (GA). After selecting optimum textural features, buildings situation regarding to their destruction is evaluated using these features in two 'intact' and 'Damaged' classes by using the Maximum Likelihood and the Neural Network Algorithms. Finally, polygons of buildings classified in three different classes named 'Under 30%', 'Between 30% and 70%' and 'upper 70%' based on the number of damaged pixels. The overall accuracy of classification evaluated about 81/04% by using an expert operator.

Key words: High Spatial Resolution Satellite Imagery, Damaged map, Textural Analysis, Genetic Algorithm

- 1 PHD Student of Geographic Information System, Dept. of Civil and Passive Defence, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran, hamid_rr2000@yahoo.co
- 2 Professor, Dept. of Geomatics, Center of Excellence in Geomatics Eng. and Disaster Prevention, Faculty of Eng, University of Tehran, Tehran, Iran.
- 3 Assistant Professor, Dept. of Civil and Passive Defence, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran
- 4 Associate Professor, Dept. of Geomatics, Center of Excellence in Geomatics Eng. and Disaster Prevention, Faculty of Eng, University of Tehran, Iran.
- 5 MSc in Mechanical Engineering, Malek Ashtar University of Technology, Tehran, Iran.

۵

شماره پنجم

بهار و تابستان
۱۳۹۳

دوفصلنامه
علمی و پژوهشی



تسهیل فاز واکنش مدیریت بحران زلزله با استخراج خودکار ساختمان‌ها بر مبنای آنالیز بافت از تصاویر ماهواره‌ای

مقدمه

در طول زندگی بشر وقوع بلایای طبیعی^۱ همواره موجب تهدید جان، مال و زندگی انسان‌ها بوده است [۱]. سوانح طبیعی فرایندهایی پویا و غیرقطعی هستند که منجر به بلایای دیگری نیز می‌شوند و امکان پیش‌بینی آن‌ها بسیار دشوار است [۲]. جمعیت جهان از سه میلیارد در دهه‌ی ۱۹۶۰ به بیش از هفت میلیارد در پایان سال ۲۰۱۲ افزایش یافته است. این مسئله گویای آن است که تعداد افرادی که در معرض مخاطرات طبیعی قرار می‌گیرند در حال افزایش چشمگیرند. افزایش آسیب‌پذیری جامعه‌ی جهانی، به علت تمرکز جمعیت در نواحی خطرناک، شهرنشینی و برنامه‌ریزی‌های شهری ضعیف، منجر به افزایش هشت برابری صدمه‌های اقتصادی در چهار دهه‌ی گذشته شده است [۳] و این در حالی است که کشورهای کمتر توسعه یافته، با جمعیت ساکن حدود ۴۲۰۰ میلیون نفر، ۹۵ درصد آسیب‌های ناشی از بلایا را به خود اختصاص داده‌اند.

زلزله یکی از بلایای ویرانگر طبیعی با میزان بالای مرگ و میر و گستره‌ی بالای خرابی‌ها است [۴]. غیر قابل پیش‌بینی بودن زمان وقوع و نیز لحظه‌ای بودن رخداد زلزله‌ها از اصلی‌ترین خصوصیات زلزله‌ها هستند که آن‌ها را از سایر بلایای طبیعی متمایز می‌سازد و موجب می‌شود که بیشتر مورد توجه قرار گیرند [۵].

از جمله مناطقی که بیشترین مقدار تخریب را در اثر وقوع زلزله تجربه می‌کنند، ساختمان‌ها هستند [۱]. ساختمان‌ها مهم‌ترین مناطق شهری هستند که بیشتر جمعیت ساکن در شهرها را در خود جای داده‌اند. آسیب ناشی از زمین‌لرزه به ساختمان‌ها یکی از قابل‌تأمل‌ترین تهدیدات شهرها است. سطح و میزان آسیب، درجه‌ی تخریب و نوع خسارت وارد شده بر ساختمان‌ها، اطلاعات ارزشمندی برای عملیات بازسازی و امداد و نجات، پایش دسترسی و ورود مجدد به مناطق آسیب‌دیده، آواربرداری، ترمیم تأسیسات و تعمیر خطوط حیاتی و تفتیش و بازرسی تخریب ساختمان‌ها و سایر سازه‌ها در نواحی آسیب‌دیده در اختیار قرار می‌دهد [۴]. برای دستیابی به این هدف قدرت تفکیک مکانی داده‌ها باید تا حدی بالا باشد که بتوان بین عوارض ساختمانی و غیر ساختمانی تمایز ایجاد کرد [۶].

بیشتر تحقیقات انجام گرفته بر اساس داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی بالا گزارش شده‌اند که می‌توان این داده‌ها را به چهار دسته تقسیم کرد: ۱. نوری؛ ۲. سر (SAR)؛ ۳. لیدر (LIDAR)؛ و ۴. داده‌های کمکی. داده‌های کمکی شامل نقشه‌های تولیدی با استفاده از GIS است که با استفاده از شیوه‌های سنجش از دور، با هدف ارزیابی خسارت ساختمان‌ها، گرفته شده است. طبقه‌بندی بر اساس سکوی اخذ و نوع سنسورها صورت می‌گیرد. در میان این داده‌های در دسترس، تصاویر نوری می‌توانند در استخراج مشخصات متنوعی از ساختمان‌ها همانند درجه‌ی خاکستری، طیف، بافت، شکل و توصیف‌گرهای مورفولوژیکی مورد استفاده قرار گیرند [۷]؛ در صورتی که اطلاعاتی همانند

ارتفاع و حجم می‌توانند از مدل ارتفاعی رقومی^۴ یا اندازه‌گیری همپوشانی‌کننده^۵ استخراج گردند.

استفاده از مشاهدات زمینی، از طریق نقشه‌برداری زمینی، یکی از روش‌های تهیه‌ی این نقشه‌ها است که دارای مشکلات متعددی است. سرعت کم جمع‌آوری اطلاعات، به علت دشوار بودن و یا دسترسی نداشتن به تمام مناطق آسیب‌دیده، از مهم‌ترین مشکلات مطرح در این زمینه هستند [۸]. فناوری سنجش از دور، با غلبه بر مشکل دسترسی، می‌تواند ابزاری مهم در امر جمع‌آوری اطلاعات تلقی گردد [۹]. این فناوری تعیین تمرکز خسارت در مناطق شهری را، در مقایسه با روش‌های سنتی زمینی، در زمان کوتاه‌تری انجام می‌دهد.

تهیه‌ی نقشه‌ی تخریب ساختمان‌ها به‌طور فزاینده‌ای در جنبه‌های برنامه‌ریزی و مدیریت مورد توجه قرار گرفته است؛ به گونه‌ای که تحقیق و بررسی‌های گسترده‌ای در دهه‌ی گذشته در این زمینه مشاهده شده است. در روش‌های سنتی مرز ساختمان‌ها با روش‌های رقومی‌سازی دستی، با به‌کارگیری رقوم‌گرهای همپوشانی‌کننده‌ی فتوگرامتری، صورت می‌گرفت [۱۰]؛ اما این فرایند زمان‌بر و خسته‌کننده مستلزم به‌کارگیری عوامل خبره و تجهیزات گران‌قیمت است؛ بنابراین استخراج ساختمان‌ها با به‌کارگیری روش‌های خودکار دارای اهمیت و پتانسیل بالایی است.

در پژوهش‌های مایر (۱۹۹۹)، سومیا (۲۰۰۰)، بالتساویاس (۲۰۰۴)، برنر (۲۰۰۵) و دانگ و همکاران (۲۰۱۳)، رویکردهای استخراج خودکار و نیمه‌خودکار تصاویر ساختمان‌ها مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفت [۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴]. امروزه تصاویر ماهواره‌ای، با قدرت تفکیک مکانی بالا و بسیار بالا، ابزار ارزشمندی در استخراج عوارض شهری و به‌روزرسانی پایگاه داده‌های GIS محسوب می‌شود [۱۰]. این نوع از تصاویر برای مطالعه و تجزیه و تحلیل تغییرات پوشش اراضی مناسب هستند. بررسی سابقه‌ی تحقیق نشانگر توسعه‌ی مطالعات بسیاری در دستیابی به این هدف به‌کارگیری تصاویر با قدرت تفکیک مکانی پایین و متوسط است [۱۵]. در سال‌های اخیر تلاش‌های بسیاری برای به‌کارگیری تصاویر با قدرت تفکیک هندسی بسیار بالا، به علت برتری‌های آن‌ها نسبت به تصاویر با قدرت تفکیک پایین‌تر، صورت گرفته است.

در برخی پژوهش‌ها، برای تهیه‌ی نقشه‌ی تخریب، از اطلاعات نقشه در کنار تصویر ماهواره‌ای استفاده شده است. پس از زلزله‌ی شهر گلچک، امره سامر و همکاران (۲۰۰۴)، برای تعیین ساختمان‌های تخریب شده، از دو روش نیمه‌خودکار با استفاده از نقشه و تصاویر هوایی استفاده کردند [۱۶]. در روش اول از ناحیه‌بندی به روش حوضه‌ی آبریز و در روش دوم از روشی جهت‌گردان هر ساختمان برای تعیین وضعیت آن استفاده شد. یانامورا و همکاران (۲۰۰۳) در تحقیق دیگری با استفاده از تصاویر هوایی قبل و بعد از زلزله‌ی شهر کوبه‌ی ژاپن و نقشه‌ی رقومی آن، با محاسبه‌ی اختلافات رنگی در سطح پیکسل، مناطق آسیب‌دیده را تعیین کردند [۱۷]. سایتو^۷ و رابین اسپنس^۸ در دانشگاه کمبریج برای تهیه‌ی نقشه‌ی تخریب ساختمان‌ها از آنالیز بافت روی

تصویر، با قدرت تفکیک مکانی بالا، استفاده کردند و با استفاده از آنالیز بافت و استفاده از تصویر بعد از زلزله توانستند تا حدی میزان تخریب ساختمان‌ها را برآورد کنند. در این تحقیق از روش سمی واریوگرام برای آنالیز بافت و از اطلاعات طیفی برای برآورد میزان تخریب استفاده شده است [۱۸]. کیاورز و همکاران (۲۰۰۷)، با استفاده از تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله و نقشه‌ی شهر بم و استفاده از آنالیز بافت، به تعیین ساختمان‌های آسیب‌دیده‌ی شهر بم اقدام کردند [۱۹]. در تحقیق دیگری گولر و همکاران (۲۰۰۳)، با استفاده از نقشه و عکس هوایی شهر گلچک، روشی برای تعیین ساختمان‌های تخریب‌شده‌ی ناشی از زلزله، بر مبنای رویکرد نقشه به تصویر، ارائه دادند. آن‌ها در این تحقیق به دقت کلی ۷۰٪ دست یافتند [۲۰]. به روز نبودن داده‌های برداری، در نظر نگرفتن رویکرد تلفیق اطلاعات طیف در کنار ویژگی‌های دیگر و دسترسی نداشتن به داده‌هایی با قدرت تفکیک مکانی بالا از مهم‌ترین محدودیت‌ها در تعیین ساختمان‌های تخریب شده پس از سانحه در این پژوهش‌ها است. بررسی پیشینه‌ی تحقیق بیانگر آن است که تحقیقات کمی در زمینه‌ی آشکارسازی تخریب ساختمان‌ها در حوزه‌های تلفیقی طیف و بافت بر تصویر بعد از سانحه صورت گرفته است. این تحقیق با هدف پر کردن بخشی از خلأ موجود انجام شده است.

افتاد [۲۱]. این زمین‌لرزه سبب مرگ حدود ۳۲۰ نفر، ویرانی بیش از ۱۶۰ روستا و آسیب دیدن حدود ۲۵۰ روستای دیگر شد. ساختمان‌ها در منطقه‌ی حادثه‌دیده متحمل سطوح مختلفی از خسارت و آسیب گردیدند. بسیاری از خانه‌های خشتی در روستاها به طور کامل تخریب شد و ساختمان‌های دیگر نیز دچار آسیب شدند [۲۱]. نامقاوم بودن خانه‌های خشتی و گلی روستایی و فروریزش سریع آن‌ها سبب اصلی بالا بودن تعداد کشته و زخمی‌های این حادثه بود. در این تحقیق محدوده‌ی شهر ورزقان، به علت وسعت بالای خرابی‌ها، مورد مطالعه قرار گرفت. تصویر ۱ نمایی از محدوده‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

روش پیشنهادی

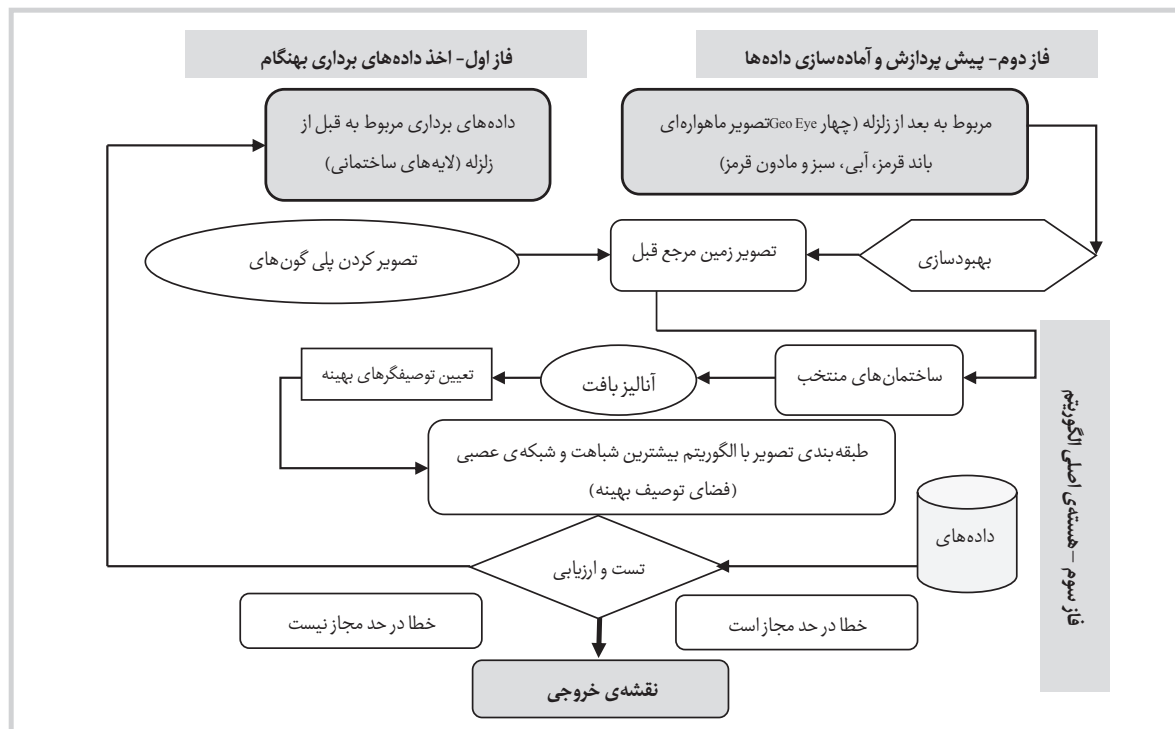
همان‌طور که از نظر گذشت، روش‌های متعددی برای تشخیص ساختمان‌های تخریب شده و تعیین میزان تخریب آن‌ها پس از وقوع زلزله وجود دارد. در این تحقیق روشی برای تعیین میزان تخریب ناشی از زلزله، با استفاده از تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله با قدرت تفکیک بالا و داده‌های برداری بهنگام، ارائه و پیاده‌سازی شده است. می‌توان روش پیشنهادی را در زمره‌ی روش‌های راهبرد نقشه به تصویر در نظر گرفت. مراحل روش



تصویر ۱: موقعیت محدوده‌ی مورد مطالعه (بعد از زلزله)

موقعیت جغرافیایی منطقه

در ساعت ۱۶:۵۳ (به وقت محلی) بیست و یکم مرداد ماه سال ۱۳۹۱ زمین‌لرزه‌ی ۶/۴ ریشتری نزدیک شهرهای اهر و ورزقان در استان آذربایجان شرقی در شمال غربی ایران اتفاق افتاد. زمین‌لرزه‌ی دیگری درست ۱۱ دقیقه بعد از اولین زلزله با قدرت ۶/۳ ریشتر در عمق ۱۶ کیلومتری زمین در همین منطقه اتفاق



تصویر ۲: نمودار روش پیشنهادی

پیشنهادی در تصویر ۲ نشان داده شده است و در ادامه هر کدام از مراحل به تفصیل بیان گردیده است.

داده‌های مورد استفاده

تصویر ماهواره‌ای

تصویر ماهواره‌ای مورد استفاده در این تحقیق GeoEye 1 مربوط به بعد از زلزله است. سنجنده‌ی ماهواره‌ی GeoEye1 را شرکت امریکایی GeoEye توسعه داده است و یکی از پیشرفته‌ترین فناوری‌هایی است که تا به حال در شبکه‌ی تجاری سنجش از دور استفاده شده است. این سنجنده توانایی تصویربرداری در محدوده‌ی پانکروماتیک با قدرت تفکیک ۰/۴۱ متر و چند طیفی با قدرت تفکیک ۱/۶ متر را دارد و دوره‌ی بازدید آن کمتر از سه روز است [۲۲]. گفتنی است که تصاویر این سنجنده برای کشورهای غیر ایالات متحده امریکا با قدرت تفکیک ۰/۵ متر عرضه می‌گردد.

نقشه‌ی منطقه

در این تحقیق ابتدا نقشه‌ی مربوط به قبل از زلزله با لایه‌های ساختمانی آن از پایگاه داده‌ی GIS مدیریت بحران استخراج گردیده است. این پلیگون‌ها باید علاوه بر زمین مرجع بودن دارای اطلاعات ارتفاعی نیز باشند. به پلیگون‌های ساختمانی نیز در محیط نرم‌افزارهای GIS یک جدول متصل است که اطلاعات توصیفی مربوط به هر ساختمان در آن وجود دارد. اطلاعات توصیفی شامل کاربری، نام مالک، تعداد افرادی که در ساختمان مورد نظر زندگی می‌کنند (برای ساختمان‌های مسکونی) و آدرس است.

پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده‌ها

در روش پیشنهادی، برای محاسبات بهتر و دقیق‌تر، قبل از پردازش‌های اصلی بر روی تصویر، یک مرحله‌ی پیش‌پردازش بر داده‌های خام انجام می‌گیرد. در این مرحله ابتدا اثر اتمسفر و نور خورشید با به‌کارگیری تصحیح اتمسفری از روی تصویر حذف می‌گردد. سپس ترمیم ارتفاعی تصویر^۹ برای جبران جابه‌جایی‌های ارتفاعی زمینی صورت می‌گیرد. بر روی تصویر بعد از سانحه الگوریتم بهبود کیفیت تصویر (برابرسازی هیستوگرام)^{۱۰}، برای افزایش قدرت تفکیک طیفی، اعمال می‌گردد. با توجه به اینکه قدرت تفکیک تصویر ماهواره‌ای GeoEye 1 در مد رنگی ۲ متر و در مد پانکروماتیک برابر ۰/۵ متر است، برای افزایش قدرت تفکیک این تصاویر در مد رنگی، تصویر پانکروماتیک و تصویر رنگی با یکدیگر تلفیق شده و تصویر رنگی با قدرت تفکیک بالا^{۱۱} تولید شده است. پس از طی مراحل بهبود تصویر، نسبت به زمین مرجع کردن آن با نقشه‌های برداری رقومی و نقاط پایش موجود در منطقه اقدام می‌گردد.

در ارتباط با داده‌های برداری ابتدا پلیگون‌های مربوط به لایه‌های ساختمانی را از نقشه‌ی منطقه‌ی مورد نظر جدا کردیم و خط‌هایی مثل ردشدگی، نرسیدگی، گپ و یا تقاطع بین پلیگون‌ها^{۱۲} را از بین بردیم و یک توپولوژی پلیگونی برای این لایه‌ها درست

کردیم که در این صورت هر پلیگون دارای یک شناسه‌ی منحصر به فرد و یک نقطه^{۱۳} در وسط هر پلیگون است.

استخراج ساختمان‌ها روی تصویر

در این مرحله، با استفاده از نقشه‌ی موجود، ابتدا همه‌ی ساختمان‌ها به همراه اطلاعات شناسه و مختصات رئوس آن در یک پایگاه داده ذخیره می‌گردند. سپس به ازای هر ساختمان با استفاده از مختصات رئوس آن و با توجه به اینکه تصویر زمین مرجع شده، چهارضلعی محیط بر ساختمان در تصویر بعد استخراج می‌گردد و سپس به پیکسل‌هایی از چهارضلعی استخراج شده، که خارج مرز ساختمان‌اند، مقدار درجه‌ی خاکستری صفر تعلق می‌گیرد. پس از استخراج دقیق ساختمان از روی تصویر بعد از زلزله نسبت به استخراج توصیف‌گرهای لازم، برای تعیین وضعیت ساختمان مد نظر، اقدام می‌گردد.

هسته‌ی اصلی الگوریتم

استخراج توصیف‌گرها (تحلیل بافت)

در فتوگرامتری و بینایی رایانه^{۱۴} اطلاعات و مشخصه‌های به دست آمده از تصاویر را می‌توان به سه دسته مشخصه‌های ساختاری، بافتی و طیفی مؤلفه‌های (STS)^{۱۵} تقسیم کرد [۲۳]. توانایی اطلاعات بافتی در تشخیص مناطق آسیب‌دیده به مراتب در تحقیقات مختلف گزارش شده است [۲۴، ۲۵]. اگر چه هنوز تعریف واحدی برای بافت وجود ندارد، ولی می‌توان به صورت یک تابع از تغییرات مکانی شدت روشنایی پیکسل‌ها تعریف کرد [۲۶]. توصیف‌گرهای بافتی به دست آمده از تصویر، در رتبه‌بندی تصویر، شاخص‌های مهمی در مورد مناطق همگون ارائه می‌دهند. در تعیین تخریب ناشی از زلزله با استفاده از آنالیز بافت از این فرض که نواحی تخریب شده دارای بافت نامنظم‌تری نسبت به مناطق سالم هستند، استفاده می‌شود.

در این تحقیق از توصیف‌گرهای بافتی برای تعیین وضعیت ساختمان استفاده شده است. توصیف‌گرهای بافتی در نظر گرفته شده شامل توصیف‌گرهای آماری مرتبه‌ی اول (میانگین^{۱۶} و واریانس^{۱۷})، توصیف‌گرهای آماری مرتبه‌ی دوم بر اساس ماتریس رخداد توأم^{۱۸} (میانگین، واریانس، آنتروپی^{۱۹}، کنتراست^{۲۰}، هموزنیتی^{۲۱}، گشتاور دوم^{۲۲}، بی‌شباهتی^{۲۳} و وابستگی^{۲۴})، توصیف‌گرهای فرکتال^{۲۵}، تبدیل موجک^{۲۶} و واریوگرام^{۲۷} هستند.

توصیف‌گرهای آماری مرتبه‌ی اول

توصیف‌گرهای آماری مرتبه‌ی اول میزان شباهت یک درجه‌ی خاکستری را که به صورت تصادفی انتخاب شده است، نشان می‌دهد. توصیف‌گرهای آماری مرتبه‌ی اول را می‌توان با استفاده از هیستوگرام شدت روشنایی تصویر استخراج کرد. میانگین و واریانس درجات خاکستری به‌مثابه‌ی توصیف‌گرهای آماری به صورت رابطه‌ی ۱ و ۲ محاسبه می‌شوند.

$$\mu = \frac{\sum_{i,j=0}^n I(i,j)}{n}$$

رابطه‌ی ۱:

هم اتفاق، می توان توصیف گرهای بافتی هارالیک را محاسبه کرد. جدول ۱ توصیف گرهای بافتی استخراج شده از ماتریس هم اتفاق را به طور مختصر نشان می دهد.

توصیف گرهای فرکتال

مندلبروت هندسه ی فرکتال را برای اولین بار مطرح کرد [۲۸] و اولین کسی بود که به وجود آن در جهان طبیعی توجه کرد. اغلب سطوح طبیعی دارای خصوصیت آماری زبری 2^9 و خودشبهی در مقیاس های مختلف هستند. فرکتال ها از مدل های کارا برای نشان دادن این سطوح هستند و استفاده از آن ها در پردازش تصاویر متداول است. یک فرکتال با استفاده از مفهوم خودشبهی به صورت زیر تعریف می شود.

مجموعه ی کران دار A در فضای اقلیدسی n را خود متشابه می گویند، در صورتی که مجموعه ی A را بتوان به N مجموعه تقسیم کرد؛ به طوری که هر کدام از این مجموعه ها کاملاً شبیه به A است و با ضریب مقیاس r نسبت به A کوچک شده است. بعد فرکتال D نسبت به تعداد N و ضریب r به صورت رابطه ی ۳ تعریف می شود:

$$D = \frac{\log(N)}{\log\left(\frac{1}{r}\right)} \quad \text{رابطه ی ۳}$$

بعد فرکتال میزان زبری یک سطح را می دهد؛ به طوری که بعد فرکتال بزرگ تر به منزله ی زبرتر بودن سطح است. با توجه به اینکه فرکتال ها خصوصیات سطح را می توانند نشان دهند، می توان توصیف گرهای بافتی مناسب را به وسیله ی آن ها استخراج کرد. در اینجا بسته به تعداد حد آستانه های در نظر گرفته شده، می توان بعد فرکتال را محاسبه کرد. معمولاً تعداد ۱۰ حد آستانه به صورت $t=25i$ ($i=1, 2, \dots, 10$) در نظر گرفته شده که در نتیجه ده توصیف گر به منزله ی مجموعه توصیف گرهای فرکتالی به دست می آید [۲۹]. در نهایت میانگین و انحراف معیار مجموعه توصیف گرهای به دست آمده در حکم توصیف گرهای نهایی محاسبه می شوند.

استفاده از تبدیل موجک برای تولید توصیف گر

در این روش، با انجام یک انتقال از فضای مکان به فضای فرکانس، دامنه ی فرکانس های مختلف در تصویر محاسبه می گردد. پس از آن می توان از این دامنه به روش های مختلف به استخراج توصیف گر پرداخت. توابع پایه ای که در تبدیل ریاضی فوریه استفاده می شوند، دارای دوره ی نامحدود هستند، ولی بسیاری از سیگنال ها، در طبیعت، سیگنال های پیوسته ای نیستند. تصاویر رومی هم نمونه ای از توابع گسسته هستند. در تبدیل موجک از یک سری توابع با دوره ی محدود در حکم پایه ی تبدیل استفاده می شود که این امکان را می دهد تا با ضرایب کمتر و دقت بهتری به بازسازی سیگنال گسسته ی مد نظر پرداخت. بعد از تعریف یک تابع (موجک اساسی)، که با توجه به خصوصیات

$$\sigma^2 = \frac{\sum_{i,j=0}^n (I(i,j) - \mu)^2}{n-1} \quad \text{رابطه ی ۲}$$

که در روابط بالا $I(i,j)$ بزرگی درجات خاکستری پیکسل ها است.

توصیف گرهای آماری مرتبه ی دوم بر اساس ماتریس رخداد توأم

ماتریس رخداد توأم درجه خاکستری 2^8 را برای اولین بار هارالیک در سال ۱۹۷۳ پیشنهاد کرد [۲۷] که یک ماتریس مربعی با ابعاد $N_g \times N_g$ است و N_g تعداد درجات خاکستری موجود در تصویر است. هر دایه ی این ماتریس بیانگر تعداد زوج پیکسل هایی است که در سطح تصویر دارای درجات خاکستری i و z است و در راستای θ از یکدیگر به اندازه ی d پیکسل فاصله دارد. d فاصله ی اقلیدسی نیست؛ بلکه بر اساس شمارش پیکسل ها به دست می آید. به طور معمول این ماتریس برای چهار جهت اصلی تعریف می شود و در شمارش زوج ها، با توجه به در نظر گرفتن ۴ جهت از ۸ جهت ممکن، ترتیب قرارگیری زوج درجه خاکستری اهمیتی ندارد. با توجه به اینکه این ماتریس یک ماتریس متقارن است، می توان آن را برای چیدمان های مختلف زوج پیکسل ها تعریف کرد که در این صورت دیگر متقارن نخواهد بود. پس از محاسبه ی ماتریس

جدول ۱: توصیف گرهای بافتی استخراج شده از ماتریس رخداد توأم

توصیف گر	فرمول
میانگین	$\mu i = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} j \times p(i, j)$
واریانس	$\sigma_j^2 = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (j - \mu_j)^2 \times P(i, j)$
آنتروپی	$Entropy = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} P(i, j) \times \ln(P(i, j))$
کنتراست	$CON = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} (i - j)^2 p(i, j)^1$
هموزنی	$IDF = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{p(i, j)}{1 + (i - j)^2}$
گشتاور دوم	$ASM = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} p(i, j)^2$
بی شباهتی	$Dis = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} i - j p(i, j)$
وابستگی	$Correlation = \sum_{i=0}^{N_g-1} \sum_{j=0}^{N_g-1} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j)p(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$

لازم به صورت یک فیلتر میان گذر خواهد بود، سایر توابع با انتقال و تغییر مقیاس این تابع در حوزه ی مکان به دست می آیند. در حالت یک بعدی موجک اساسی طبق رابطه ی ۴ و توابع پایه ی موجک نیز طبق رابطه ی ۵ خواهد بود.

رابطه ی ۴:

$$\psi(x)$$

رابطه ی ۵:

$$\psi_{a,b} = \frac{1}{\sqrt{a}} \psi\left(\frac{x-b}{a}\right)$$

در توابع فوق a معرف مقیاس و b مشخص کننده ی میزان انتقال فیلتر روی محور x هاست. تبدیل، طبق رابطه ی ۶، به صورت ضرب داخلی تابع در توابع پایه ی موجک تعریف می شود.

رابطه ی ۶:

$$w(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle$$

در حالت دو بعدی، طبق رابطه ی ۷، پارامتر انتقال روی دو محور تعریف می شود.

رابطه ی ۷:

$$\psi_{a,bx,by} = \frac{1}{|a|} \psi\left(\frac{x-b_x}{a}, \frac{y-b_y}{a}\right)$$

در صورتی که از دو پاسخ ضربه فیلتر پایین گذر و بالا گذر متقارن مکمل در فضای فرکانس، در حکم توابع اولیه، استفاده شود، می توان از نمونه برداری جزئی^{۳۰} نیز استفاده کرد. یعنی در هر بار فیلتر کردن تعداد نمونه ی حاصل را بدون از دست دادن اطلاعات به نصف تبدیل کنیم. در نتیجه ی این عمل یک سیگنال N نقطه ای به دو سیگنال $N/2$ نقطه ای تبدیل می شود که یکی شامل جزئیات سیگنال اولیه و دیگری نمونه ای تار شده از آن است.

مالات، با استفاده از این ایده، الگوریتم تبدیل موجک سریع (DWT) را طراحی کرد. در این حالت از دو فیلتر پایین گذر و

بالا گذر استفاده می شود. با توجه به تفکیک پذیر بودن توابع برای تصویر دوبعدی یک بار در جهت X و بار دیگر در جهت Y عمل فیلترینگ انجام می شود و در هر مرحله نمونه برداری جزئی روی خروجی اعمال می شود. بدین ترتیب، پس از اعمال یک مرحله از تبدیل، تصویر $N \times N$ به 4 تصویر $N/2 \times N/2$ نقطه ای تبدیل می شود.

در تحقیقات دیگران از مرتبه های مختلف تبدیل موجک برای تعریف بافت استفاده شده است [۳۰]. می توان از توصیف گرهای آماری تعریف شده برای بافت، که از تقریب تصویر در هر مرحله به دست می آید، به مثابه ی توصیف گر استفاده کرد. طبق روابط ۸ تا ۱۱، چهار توصیف گر، LOG Energy، Shanons Index، Angular Second Moment و Entropy برای تولید توصیف گر از تقریب تصویر معرفی شده اند.

رابطه ی ۸:

$$LOG = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k \log(P(i,j)^2)$$

رابطه ی ۹:

$$SHAN = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P(i,j) * \log(P(i,j))$$

رابطه ی ۱۰:

$$ASM = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k P(i,j)^2$$

رابطه ی ۱۱:

$$ENT = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k Q(i,j) * \log|Q(i,j)|$$

که در روابط بالا $Q(i,j)$ مطابق رابطه ی ۱۲ محاسبه می گردد.

رابطه ی ۱۲:

$$Q(i,j) = \frac{|P(i,j)|}{\sqrt{\sum_{i,j} |P(i,j)|}}$$

جدول ۲: توصیف گرهای بافتی استخراج شده از ماتریس رخداد توأم

رابطه	توصیف گر
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_k(x_i) - DN_k(x_i+h)\}^2$	واریوگرام ساده ^{۳۲}
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} DN_k(x_i) - DN_k(x_i+h) $	مادوگرام ^{۳۳}
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \sqrt{ DN_k(x_i) - DN_k(x_i+h) }$	رادوگرام ^{۳۴}
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_j(x_i) - DN_j(x_i+h)\} * \{DN_k(x_i) - DN_k(x_i+h)\}$	واریوگرام های عرضی ^{۳۵}
$\gamma_k(h) = \frac{1}{2n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} \{DN_j(x_i) - DN_k(x_i+h)\} * \{DN_j(x_i) - DN_k(x_i+h)\}$	واریوگرام های شبه عرضی ^{۳۶}

توصیف‌گرهای واریوگرام

توصیف‌گرهای واریوگرام با استفاده از خصوصیات آماری تصویر به استخراج بافت در تصویر می‌پردازند. اصول این روش بر محاسبه‌ی واریانس نواحی همجوار استوار است [۳۱]. در این روش، با استفاده از یک پنجره‌ی متحرک و محاسبه‌ی پارامترهای آماری در چهار جهت مختلف، به استخراج بافت پرداخته می‌شود. این عمل با محاسبه‌ی تفاضل مقدار درجه‌ی خاکستری هر پیکسل درون پنجره از مقدار میانگین یا مقدار پیکسل مرکزی صورت می‌گیرد. الم و همکاران [۳۱] مجموعه‌ای از عملگرهای آماری بافت^{۳۱} را بر مبنای استفاده از واریوگرام پیشنهاد کرده‌اند. توابع فوق می‌توانند به دو صورت ساده و نسبتی مورد استفاده قرار گیرند. این توابع در جدول ۲ نشان داده شده است.

تشکیل فضای توصیف بهینه

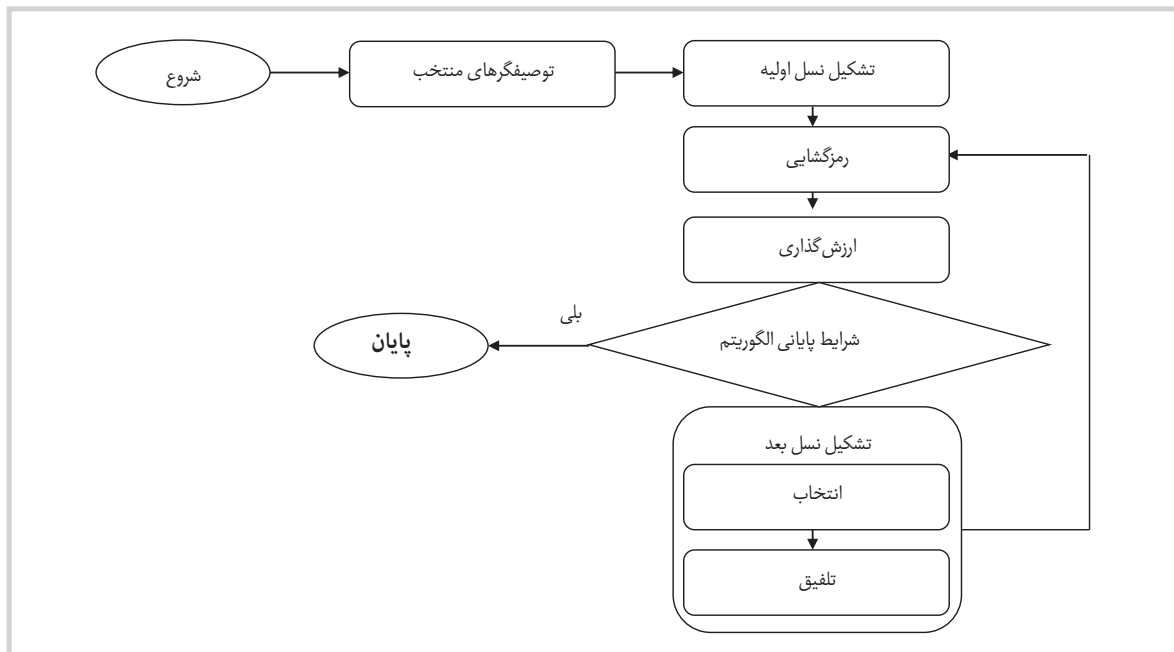
فضای توصیف بهینه فضایی است که توصیف‌های تکراری و غیرمرتبط به حل مسئله از آن حذف شده است. برای تشکیل این فضا ابتدا باید تمام توصیف‌گرهای منتخب استخراج شود و دسته‌ی توصیف‌گر بهینه از بین آن‌ها انتخاب گردد. برخی از این دلایل عبارتند از:

- انتخاب زیرمجموعه‌ای از توصیف‌گرها موجب کاهش انتشار نویزی می‌گردد که در هنگام استخراج به توصیف‌گرها اضافه شده است [۳۲] و این کار ممکن است دقت را افزایش دهد.
- هنگامی که دسته‌ی توصیف‌گر بهینه به دست آمد، زمان و تعداد محاسبات لازم برای طی کردن فرایند نسبت به حالت استفاده‌ی کامل کاهش پیدا می‌کند.
- فضای کوچک توصیف‌گر باعث افزایش باورپذیری نتایج حاصل می‌گردد [۳۳].

در این تحقیق، برای انتخاب فضای توصیف منتخب، به رتبه‌بندی فضای توصیف به روش بیشترین شباهت اقدام گردید. برای آموزش و ارزیابی دقت رتبه‌بندی در هر یک از رتبه‌های سالم و آسیب‌دیده تعدادی پیکسل به کمک عامل خبره استخراج گردید که از این مقدار بخشی برای آموزش رتبه‌بندی بیشترین شباهت و بخشی نیز در حکم پایش برای هر رتبه در نظر گرفته شدند. نتایج حاصل از ارزیابی دقت رتبه‌بندی در حکم معیار انتخاب فضای توصیف منتخب در نظر گرفته شد. از الگوریتم ژنتیک، که یکی از کاراترین الگوریتم‌های بهینه‌سازی است [۳۴]، برای انتخاب توصیف‌گرهای بهینه استفاده شده است. عملکرد الگوریتم ژنتیک به این صورت است که ابتدا در فضای جواب‌ها تعدادی جواب به مثابه‌ی جمعیت اولیه^{۳۷} در نظر گرفته می‌شوند. در ادامه با استفاده از تابع برازندگی^{۳۸}، از میان اعضای جمعیت اولیه، تعدادی محدود در حکم نسل اول در نظر گرفته می‌شوند. سپس از میان اعضای نسل اول، تعدادی عضو قوی انتخاب می‌شود و با استفاده از عملگرهای لقاح^{۳۹}، جهش^{۴۰} و عبور نخبه^{۴۱}، فرزندان (افراد نسل بعد) ساخته می‌شوند. از میان افراد نسل بعد نیز دوباره، با انتخاب افراد قوی، نسل بعدی ساخته می‌شود و به همین ترتیب تا رسیدن به جواب نهایی ادامه می‌یابد. پارامترهای الگوریتم ژنتیک استفاده شده در این تحقیق در زیر ارائه شده است.

جمعیت اولیه و تولید نسل اول: این جمعیت از بین بیشترین توصیف‌گرهای استخراج شده انتخاب می‌گردد. معمولاً اعضای نسل اولیه از نسل‌های بعدی بیشتر است. پس از یک بار اجرای الگوریتم، اعضای نسل دوم با ابعاد کوچک‌تری ساخته می‌شود.

کدگذاری: در این روش از ساختار باینری برای کدگذاری استفاده می‌شود و کروموزوم‌ها با یک رشته از بیت‌ها ساخته می‌شوند. هر بردار توصیف‌گر، با نمایش باینری، به صورت یک کروموزوم با ژن‌های ۰ یا ۱ در نظر گرفته می‌شود؛ به طوری که هر



تصویر ۳: تشکیل فضای توصیف بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک



توصیف‌گر در قالب یک ژن نمایش داده می‌شود و وجود داشتن یا نداشتن آن توصیف‌گر، به مثابه‌ی توصیف‌گر بهینه، به منزله‌ی ۱ و ۰ بودن بیت (ژن) مربوط است.

تابع معیار: در این الگوریتم جواب‌ها، بر اساس دقت کلی به دست آمده از رتبه‌بندی ساختمان‌های انتخاب‌شده‌ی نمونه، ارزش‌گذاری می‌شوند. به این صورت که ابتدا، به ازای هر بردار توصیف‌گر، ساختمان‌های نمونه با روش بیشترین شباهت^{۳۲} رتبه‌بندی و دقت کلی محاسبه می‌شود و به منزله‌ی ارزش بردار توصیف‌گر مربوط (کروموزوم متناظر) در نظر گرفته می‌شود.

تولید نسل بعد: روند بهینه‌سازی، با استفاده از الگوریتم ژنتیک، روندی تکراری است و در نسل‌های متوالی به جواب بهینه می‌رسد. در این روش، پس از انتخاب والدین، با به‌کارگیری عملگرهای لقاح، جهش و عبور نخبه به ساخت نسل بعد اقدام شده است.

تابع لقاح استفاده شده در این تحقیق از نوع لقاح تک نقطه‌ای و تابع جهش استفاده شده از نوع گاوسین بوده است. همچنین از نخبه‌گرایی برای افزایش سرعت همگرایی استفاده شده است. روند کلی تشکیل فضای توصیف بهینه در تصویر ۳ نشان داده شده است.

تعیین وضعیت ساختمان

در روش پیشنهادی، پس از استخراج توصیف‌گرهای بهینه از تصویر بعد از زلزله در چهار باند طیفی، نسبت به تعیین وضعیت ساختمان منتخب از نظر میزان تخریب اقدام می‌گردد.

قرار دادن عوارض مشابه در یک مجموعه را طبقه‌بندی می‌گویند. نتیجه‌ی این فرایند برچسب‌گذاری به تمام پیکسل‌های یک تصویر است و نشان می‌دهد که این پیکسل‌ها به چه رتبه‌ای تعلق دارند [۳۵]. در این تحقیق از دو نوع الگوریتم نظارت شده‌ی بیشترین شباهت و شبکه‌های عصبی استفاده می‌شود. رتبه‌های مورد نظر برای هر پیکسل رتبه‌ی سالم و آسیب‌دیده هستند؛ بنابراین به معرفی این الگوریتم‌ها می‌پردازیم.

الگوریتم طبقه‌بندی بیشترین شباهت [۳۶]

اساس الگوریتم‌های طبقه‌بندی بیزی تجزیه و تحلیل‌های آماری بر مشاهدات است. در این روش‌ها تخمین توابع توزیع مشاهدات آموزشی در هر الگو با استفاده از توابع مختلفی از جمله گوسی، نمایی و غیره انجام می‌گیرد و از این تخمین برای تصمیم‌گیری در مورد نوع رتبه‌ی مشاهدات جدید استفاده می‌شود. مانند دیگر روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده، در این روش نیز یک سری مشاهدات به منزله‌ی داده‌ی آموزشی، که تعلق آن‌ها به هر رتبه با یک عامل خبره مشخص شده است، وجود دارد. با استفاده از این مشاهدات رفتار هر دسته مشاهده در هر الگو مدل می‌گردد. برای تصمیم‌گیری در مورد نوع یک بردار توصیف جدید مانند x ، احتمال وقوع هر کدام از رتبه‌ها محاسبه می‌گردد و مشاهده‌ی فوق به رتبه‌ای تعلق می‌گیرد که بالاترین احتمال را در تعلق به آن رتبه داشته باشد.

به صورت ساده، در طبقه‌بندی بردار مشاهده‌ی \bar{x} به دو الگوی k_1 و k_2 مقادیر احتمال تعلق بردار \bar{x} به هر کدام از این دو الگو طبق روابط ۱۳ و ۱۴ باید محاسبه گردد:

رابطه‌ی ۱۳:

$$p(k_1 | \bar{x})$$

احتمال وقوع کلاس k_1 در صورت مشاهده‌ی \bar{x}

$$p(k_2 | \bar{x})$$

رابطه‌ی ۱۴:

احتمال وقوع کلاس k_2 در صورت مشاهده‌ی \bar{x}

سپس با مقایسه‌ی این دو مقدار احتمال، بردار مشاهدات به یکی از این دو رتبه تعلق می‌گیرد. محاسبه‌ی احتمال فوق به صورت مستقیم امکان‌پذیر نیست؛ به همین منظور برای تعیین این مقدار با استفاده از قوانین احتمال، طبق رابطه‌ی ۱۵، می‌توان نوشت:

$$f(k | \bar{x}) = \frac{p(\bar{x} | k) \times p(k)}{f(\bar{x})}$$

رابطه‌ی ۱۵:

در رابطه‌ی ۱۵، $p(k | \bar{x})$ بیانگر احتمال تعلق بردار مشاهدات \bar{x} به کلاس k است که با محاسبه‌ی $p(\bar{x} | k)$ احتمال وقوع مشاهده‌ی \bar{x} به شرط وجود رتبه‌ی k و $p(k)$ به دست می‌آید. در رابطه‌ی فوق $f(\bar{x})$ عضو مشترک در محاسبه‌ی مقدار احتمال برای تمام الگوها است؛ در نتیجه نیازی به محاسبه‌ی این مقدار وجود ندارد.

در یک دسته داده نمی‌توان رابطه‌ای بر رفتار وقوع هر رتبه $p(k)$ ارائه داد و این احتمال از یک دسته داده به دسته‌ی دیگر متفاوت است. معمولاً احتمال وقوع تمام رتبه‌ها با یکدیگر برابر فرض می‌شود. بدیهی است میزان قطعی نبودن در این فرض منجر به قطعی نبودن در نتایج نهایی می‌شود.

در رابطه‌ی ۱۵ احتمال وقوع رتبه‌ی k به شرط وجود مشاهده‌ی \bar{x} نیز باید محاسبه گردد. برای محاسبه و تخمین $p(\bar{x} | k)$ ، ابزارهای مناسبی وجود دارند. مهم‌ترین مرحله برای رتبه‌بندی در روش‌های آماری، تخمین تابع PDF از مشاهدات یا مدل کردن رفتار مشاهدات در هر رتبه است. برای تخمین این تابع لازم است فرض ساختاری در مورد تبعیت مشاهدات در نظر گرفته شود و سپس پارامترهای مجهول در ساختار فرض شده محاسبه گردند. ذکر این نکته ضروری است که کیفیت نتایج حاصل به میزان درستی فرض ساختار در مورد تابع PDF بستگی دارد. طبق رابطه‌ی ۱۶ با فرض تبعیت کردن مشاهدات از تابع گوسی خواهیم داشت:

$$f(\bar{x} | k) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{x}{2}} \sigma} \exp\left(-\frac{(\bar{x} - \mu)^T \times (\bar{x} - \mu)}{2\sigma}\right)$$

رابطه‌ی ۱۶:

با اعمال این فرض این روش بیشترین شباهت نامیده می‌شود. فرایند آموزش در این الگوریتم محاسبه‌ی مقدار میانگین

و واریانس است که با استفاده از رابطه‌ی ۱۷ و ۱۸ قابل محاسبه است.

$$\mu_i = \frac{1}{N} \sum_{q=1}^N x_{i-q} \quad \text{رابطه‌ی ۱۷}$$

$$\sigma_i = \frac{1}{N-1} \sum_{q=1}^N (x_{i-q} - \mu_i)(x_{i-q} - \mu_i) \quad \text{رابطه‌ی ۱۸}$$

عدد نشان‌دهنده‌ی رتبه‌ی متعلق به پیکسل مربوط است. تصویر ۴ نحوه‌ی عملکرد این شبکه را نشان می‌دهد.

قبل از استفاده از شبکه‌ی عصبی نیاز به آموزش است؛ بنابراین، برای رتبه‌بندی تصویر، ابتدا کاربر پیکسل‌هایی با رتبه‌ی معلوم را معرفی می‌کند که با یک روند تکراری و با تغییر وزن‌ها آموزش داده می‌شوند؛ سپس پیکسل‌های کل تصویر مورد نظر رتبه‌بندی می‌شوند.

در استفاده از شبکه‌های عصبی برای رتبه‌بندی استفاده از شبکه‌های پس انتشار خطا^{۴۳} بسیار متداول است. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا با سه لایه استفاده می‌شود. لایه‌ی اول لایه‌ی ورودی با تعداد نرون‌ها به تعداد توصیف‌گرهای تولیدشده‌ی مستقل از هم (فضای توصیف بهینه) است که با الگوریتم ژنتیک انتخاب شده‌اند. لایه‌ی میانی دارای تعداد نرون‌های برابر با میانگین تعداد نرون‌های ورودی و خروجی است. لایه‌ی آخر لایه‌ی خروجی است که دارای تعداد نرون‌های برابر با تعداد رتبه‌ها است.

در این تحقیق، بعد از مشخص کردن رتبه‌های سالم و آسیب‌دیده با استفاده از دو الگوریتم بالا، با آنالیز رتبه‌های پیکسل‌های داخل هر پلیگون، پلیگون‌های ساختمانی به سه درجه‌ی تخریب رتبه‌بندی می‌شوند.

الگوریتم رتبه‌بندی با استفاده از شبکه‌های

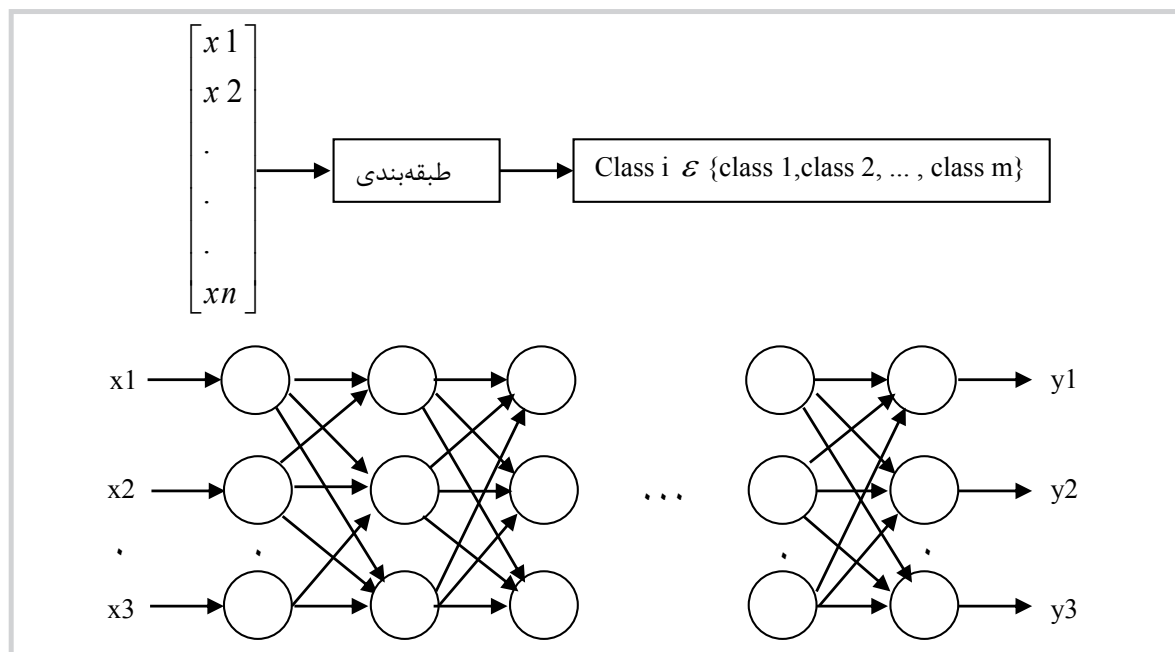
عصبی [۳۶]

یکی از مزایای شبکه‌های عصبی نسبت به روش‌های رتبه‌بندی آماری این است که مقید به فرض‌های اولیه‌ی توزیع داده‌ها نیست. تصاویر ماهواره‌ای، به‌ویژه تصاویر با قدرت تفکیک مکانی بالا، دارای مناطق ناهمگون و غیرخطی زیادی هستند؛ بنابراین فرض‌های آماری مثل نرمال بودن برای داده‌ها معمولاً درست نیست. به‌علاوه وقتی از اطلاعات بافت در کنار اطلاعات طیفی استفاده شود، پیچیدگی مسئله به مراتب بیشتر می‌شود و به نظر می‌رسد شبکه‌های عصبی به علت قابلیت یادگیری بهتر و دقیق‌تر نسبت به روش‌های آماری متداول در برچسب‌گذاری پیکسل‌ها موفق‌ترند.

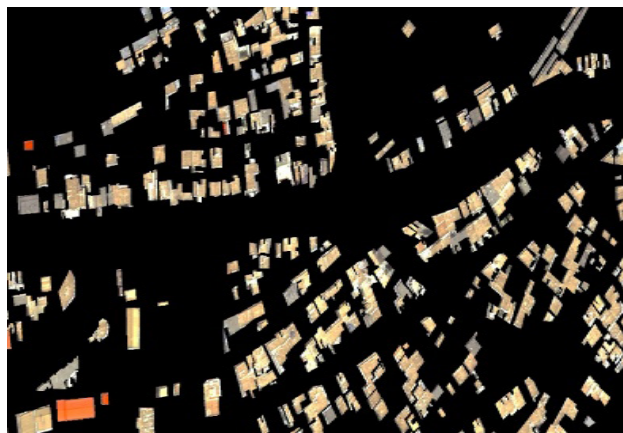
نحوه‌ی عملکرد شبکه‌های عصبی برای رتبه‌بندی بدین صورت است که یک بردار n بعدی مربوط به یک پیکسل به لایه‌ی ورودی شبکه با n نرون وارد می‌شود. این بردار شامل مقدار پیکسل‌ها در باندهای طیفی و توصیف‌گرهای بافت تولید شده است و پس از محاسبات داخلی، ورودی‌ها به یک فضای m بعدی در لایه‌ی خروجی با m نرون تبدیل می‌شوند؛ به طوری که m تعداد رتبه‌ها است که حاوی اعدادی بین صفر و یک هستند و بزرگ‌ترین

بحث و نتایج

در مرحله‌ی اول، ابتدا بر داده‌های خام پیش‌پردازش انجام می‌گیرد. برای مشخص‌سازی محل ساختمان‌ها در تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله از لایه‌ی بهنگام ساختمان‌های قبل از زلزله استفاده می‌شود. در این تحقیق از لایه‌های ساختمانی نقشه با مقیاس ۱:۲۰۰۰ مربوط به قبل از زلزله استفاده شد. کاربری



تصویر ۴: عملکرد شبکه‌ی عصبی در رتبه‌بندی



تصویر ۵: به ترتیب از سمت بالا به پایین، تصویر ماهواره Geo-Eye 1 بعد از زلزله، پلیگون‌های ساختمانی قبل از زلزله، تصویر ماسک در محل ساختمان‌ها در فضای تصویر

ساختمان‌ها، به مثابه‌ی اطلاعات توصیفی ساختمان‌ها، در جدول اطلاعات توصیفی وارد شدند. همچنین از تصویر ماهواره‌ای GeoEye بعد از زلزله، که در پانزدهم اوت ۲۰۱۲ گرفته شده، استفاده شده است. یک تصویر ماسک از محل با تعداد ۱۰۸۷ ساختمان روی تصویر بعد از زلزله ساخته شد؛ به گونه‌ای که مقادیر پیکسل‌های ماسک حاصل در مکان‌های غیر از ساختمان‌ها برابر صفر است (تصویر ۵). در ادامه تمامی توصیف‌گرها تولید شده و رتبه‌بندی تصویر در مقادیر محل ساختمان‌ها انجام می‌شود.

در این تحقیق با تولید کمی بافت‌های مختلف در پنجره‌ی به ابعاد 3×3 توصیف‌گرهای مختلف تولید شدند. هر توصیف‌گر مربوط به چهار باند تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله است. از روش‌های آماری مرتبه‌ی اول توصیف‌گرهای میانگین و واریانس تولید شدند. در مجموع ۲ نوع توصیف‌گر (هر یک برای چهار باند) و در نتیجه ۸ توصیف‌گر در اندازه‌ی کرنل تولید شده است.

از روش‌های آماری مرتبه‌ی دوم، توصیف‌گرهای میانگین، واریانس، آنتروپی، کنتراست، هموزنیتی، گشتاور دوم، نامتشابه و وابستگی، تولید شدند. از آنجایی که در رتبه‌های مورد نظر، که رتبه‌های سالم و آسیب‌دیده هستند، جهت خاصی مهم نیست، در نتیجه ماتریس رخداد توأم در چهار جهت اصلی یعنی $\theta = 0^\circ$ ، $\theta = 45^\circ$ ، $\theta = 90^\circ$ و $\theta = 135^\circ$ با فاصله‌ی $d = 1$ تولید شدند و سپس از چهار ماتریس حاصل میانگین گرفته شد. در این دسته نیز در مجموع تعداد ۸ نوع توصیف‌گر (هر یک برای چهار باند) و در نتیجه ۳۲ توصیف‌گر، در اندازه‌ی کرنل، تولید شدند.

برای تولید توصیف‌گر، بر مبنای فرکتال، بسته به تعداد حد آستانه‌های در نظر گرفته شده (t) برای باینری‌سازی، می‌توان بعد فرکتال را محاسبه کرد. معمولاً تعداد ۱۰ حد آستانه به صورت $t = 25i$ ($i = 1, 2, \dots, 10$) در نظر گرفته شده که در نتیجه ده توصیف‌گر به مثابه‌ی مجموعه توصیف‌گرهای فرکتالی به دست می‌آید. در نهایت میانگین و انحراف معیار مجموعه توصیف‌گرهای به دست آمده در حکم توصیف‌گرهای نهایی محاسبه می‌شوند.

برای تولید توصیف‌گر بر مبنای تبدیل موجک تصویر، چهار توصیف‌گر ASM, SHAN, LOG و Entropy تولید شدند. برای تولید آن‌ها از مرتبه‌های اول و دوم تبدیل موجک خانواده‌ی Daubechies و موجک Haar استفاده شد. در نتیجه هر نوع توصیف‌گر برای چهار باند و در هر دو مرتبه تولید شد که در مجموع ۳۲ توصیف‌گر در اندازه‌ی کرنل تولید شدند.

برای تولید توصیف‌گر با روش واریوگرام، اگر k را بردار فاصله در نظر بگیریم، توصیف‌گرها در چهار جهت اصلی که در ماتریس رخداد توأم معرفی شد با مقدار $h = 1$ محاسبه می‌شوند و میانگین توصیف‌گر در جهات اصلی محاسبه می‌شود. در این مرحله پنج توصیف‌گر واریوگرام ساده، مادوگرام، رادوگرام، واریوگرام‌های عرضی و شبه‌عرضی تولید شد؛ به طوری که دو توصیف‌گر اول برای چهار باند و سه توصیف‌گر بعدی برای هر دو باند تولید شدند. با معرفی تصویر ماسک تولید شده، به منزله‌ی ورودی و ساخت توصیف‌گر بافت در محل ساختمان‌ها، زمان انجام محاسبات به اندازه‌ی قابل توجهی کاهش پیدا می‌کند.

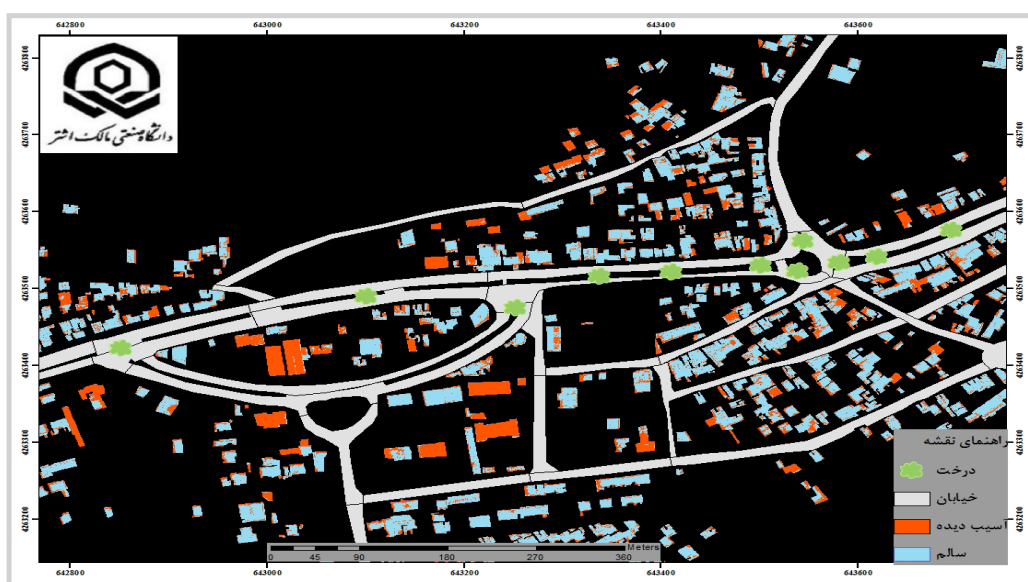
همان‌طور که گفته شد، هر یک از توصیف‌گرها در اندازه‌ی کرنل 3×3 مورد استفاده قرار گرفتند، سپس نسبت به رتبه‌بندی فضای توصیف اقدام شد. برای آموزش و ارزیابی دقت رتبه‌بندی در هر یک از رتبه‌های سالم و آسیب‌دیده تعداد ۳۰۲۰۰ پیکسل، که عامل خبره استخراج کرده است، به صورت تصادفی برای آموزش الگوریتم رتبه‌بندی بیشترین شباهت و تعداد ۱۲۵۸ پیکسل نیز به مثابه‌ی داده‌های کنترل برای هر رتبه به صورت مجزا در نظر گرفته شد.

جدول ۳: فهرست توصیف‌گرهای استخراجی

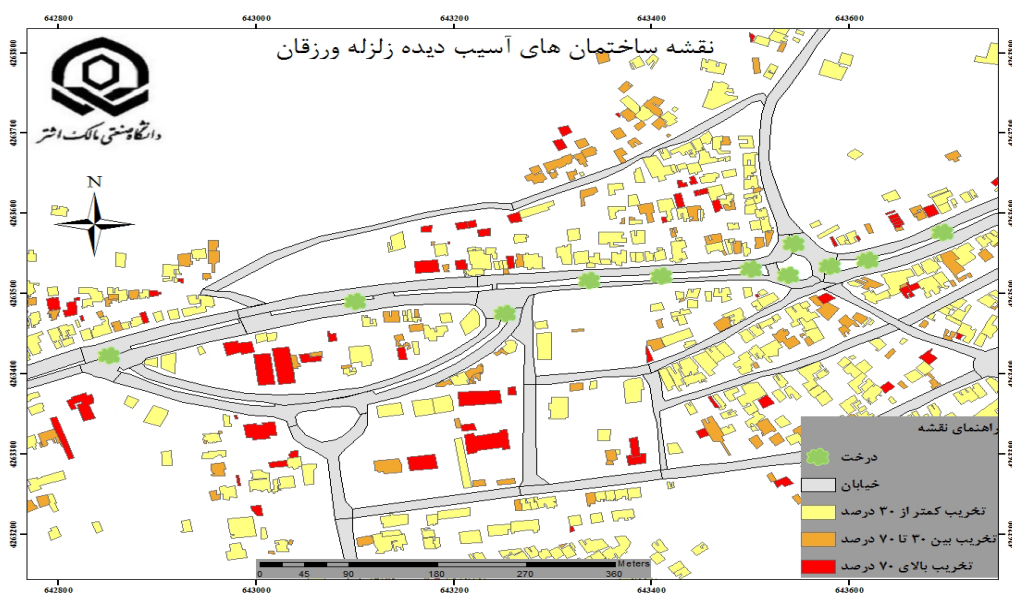
توصیف‌گرهای بافتی استخراج‌شده												
مرتب‌بندی اول		مرتب‌بندی دوم				فرکتال		موجک		واریوگرام		شبه‌عرضی
میانگین	واریانس	میانگین	واریانس	آنتروپی	کنتراست	هموزبندی	گشادور دوم	بسی شباهتی	وابستگی	امپید ریاضی	انحراف معیار	LOG
												SHAN
												ASM
												Entropy
												واریوگرام ساده
												مادوگرام
												رادوگرام
												عرضی

جدول ۴: دقت‌های رتبه‌بندی با استفاده از روش رتبه‌بندی بیشترین شباهت

دقت کاربر-سالم	دقت تولیدکننده-سالم	دقت کاربر-آسیب‌دیده	دقت تولیدکننده-آسیب‌دیده	دقت کلی
۸۴/۲۶	۸۵/۸	۸۵/۷۶۴	۸۴/۲	۸۵



تصویر ۶: تصویر رتبه‌بندی شده به روش رتبه‌بندی شبکه‌ی عصبی



تصویر ۷: رتبه‌بندی ساختمان‌ها به سه رتبه‌ی تخریب بالای ۷۰ درصد (قرمز)، بین ۳۰ تا ۷۰ درصد (نارنجی)، کمتر از ۳۰ درصد (زرد)

جدول ۵: دقت‌های رتبه‌بندی با استفاده از روش رتبه‌بندی شبکه‌ی عصبی

دقت کلی	دقت تولیدکننده- آسیب‌دیده	دقت کاربر- آسیب‌دیده	دقت تولیدکننده- سالم	دقت کاربر-سالم
۸۹	۸۷/۸	۸۸/۱۹۷	۸۸/۲	۸۷/۸۰۵

در این تحقیق از شبکه‌های عصبی پس انتشار خطا با سه لایه استفاده شد. لایه‌ی اول با تعداد ۸ نرون و لایه‌ی میانی با تعداد ۵ نرون و لایه‌ی آخر، که لایه‌ی خروجی است، دارای تعداد نرون‌های برابر با تعداد رتبه‌ها است و از آنجایی که دارای دو رتبه‌ی سالم و آسیب‌دیده هستیم، در نتیجه دو نرون در لایه‌ی خروجی در نظر گرفته شد. در شرایط پایانی مرحله‌ی یادگیری نیز تعداد تکرار و میزان خطای بین جواب واقعی و جواب حاصل شده از شبکه در نظر گرفته شده که به ترتیب ۵۰۰ تکرار و 10^{-10} است. پس از اینکه شبکه آموزش دید، برای ارزیابی دقت شبکه، داده‌های پیش رتبه‌بندی گردید که نتایج حاصل در جدول ۵ آمده است.

همان‌طور که در جدول‌های ۴ و ۵ ملاحظه می‌گردد، نتیجه‌ی رتبه‌بندی شبکه‌ی عصبی دقت کلی بالاتری را نسبت به روش بیشترین شباهت داراست؛ در نتیجه از روش رتبه‌بندی شبکه‌ی عصبی برای رتبه‌بندی کردن کل تصویر استفاده می‌شود (پیکسل‌های داخل ساختمان‌ها با استفاده از ماسک ساخته شده است). تصویر ۶ نتیجه‌ی رتبه‌بندی کل پیکسل‌های ساختمان را نشان می‌دهد. در این تصویر رتبه‌ی سالم به رنگ آبی و رتبه‌ی آسیب‌دیده به رنگ قرمز نمایش داده شده است.

پس از رتبه‌بندی کردن پیکسل‌های ساختمان‌ها، برای رتبه‌بندی پلیگون‌های ساختمانی به سه رتبه‌ی تخریب بالای ۷۰ درصد، تخریب بین ۳۰ تا ۷۰ درصد و تخریب کمتر از ۷۰ درصد، برنامه‌ای به زبان Arc Object نوشته شد که تعداد پیکسل‌های متعلق به رتبه‌های سالم و آسیب‌دیده را می‌شمارد و درصد پیکسل‌های تخریب شده را از نسبت تعداد پیکسل‌های تخریب شده به کل پیکسل‌های داخل هر پلیگون ساختمانی محاسبه می‌کند (تصویر ۷).

گفتنی است که منظور از درصد تخریب محاسبه شده، در واقع میزان تخریب از درجه‌ی ۴ و ۵ (آسیب‌های خیلی سنگین و فروریختگی) بر اساس یک استاندارد اروپایی است [۳۷].

برای محاسبه‌ی ماتریس خطاها از ۱۰۰ ساختمان منطقه به صورت تصادفی در حکم داده‌ی مرجع استفاده شده است و اپراتور خبره آن‌ها را با استفاده از الگوریتم پیشنهادی تعیین وضعیت کرده است. جدول ۶ نتایج نهایی الگوریتم ارائه شده را نشان می‌دهد. در این جدول دقت رتبه‌بندی بر مبنای دو پارامتر دقت سازنده و دقت کاربر محاسبه می‌شود. در این تحقیق دقت کلی ۸۱/۰۴ درصد برآورد گردید.

همان‌طور که در جدول ۶ مشخص است، دقت تولیدکننده برای رتبه‌ی ۱ بیانگر این است که ساختمان‌های تخریب شده در این تحقیق با دقت بسیار خوبی رتبه‌بندی شده‌اند. دقت کاربر

جدول ۶: پارامترهای دقت رتبه‌بندی بر مبنای شیء

دقت کاربر	دقت تولیدکننده	دقت کلی
۸۲/۲۸٪	۹۵/۱۰٪	۱- بالا ۷۰٪
۵۸٪	۷۵/۲۷٪	۲- بین ۳۰ تا ۷۰ درصد
۹۸٪	۶۰/۳۸٪	۳- زیر ۷۰ درصد

برای استخراج توصیف‌گرها در این تحقیق تعداد ۲۱ توصیف‌گر بافتی استخراج گردید و با استفاده از الگوریتم ژنتیک، از میان این توصیف‌گرها، توصیف‌گرهای بهینه تعیین شدند. در الگوریتم ژنتیک استفاده شده، برای انتخاب توصیف‌گرهای بهینه از میان توصیف‌گرهای استخراجی، یک کروموزوم ۲۱ بیتی که هر ژن نماینده‌ی یک توصیف‌گر است، به منزله‌ی بردار جواب‌ها در نظر گرفته شده است که در آن ۱ و یا صفر بودن هر بیت نشانگر حضور داشتن و یا نداشتن آن توصیف‌گر است. جدول ۳ فهرست توصیف‌گرهای استخراجی را نشان می‌دهد.

برای برآورد دقت کلی رتبه‌بندی حاصل از جواب‌های الگوریتم ژنتیک ۸۷ ساختمان (از کلاس اول ۵۳ و از کلاس دوم ۳۴ ساختمان) به مثابه‌ی داده‌های مرجع به صورت چشمی مشاهده شد و از لحاظ میزان تخریب با دقت زیاد تعیین وضعیت شدند. در نهایت این الگوریتم پس از ۱۲۳ تکرار همگرا شد و توصیف‌گرهای میانگین مرتبه‌ی اول، رادوگرام، میانگین فرکتال، آنتروپی، هموزیستی، LOG مرتبه‌ی اول، SHAN مرتبه‌ی اول و ASM مرتبه‌ی دوم تبدیل مویک، در حکم توصیف‌گرهای بهینه انتخاب شدند. صحت کلی ۸۷ ساختمان مرجع با استفاده از این مشخصه‌ها ۸۵٪ بود.

با انتخاب ۸ توصیف‌گر مستقل و داده‌های آموزشی، الگوریتم طبقه‌بندی بیشترین شباهت آموزش داده شد و با استفاده از داده‌های پیش معرفی شده، دقت کلی محاسبه شد که دقت‌های محاسبه شده در جدول ۴ آمده است. در این جدول دقت تولیدکننده^{۴۴}، برای هر رتبه به طور جداگانه محاسبه می‌شود و بیانگر دقت طبقه‌بندی پیکسل‌های مربوط به یک رتبه‌ی خاص در نقشه‌ی واقعیت زمینی است. دقت کاربر^{۴۵} نیز برای هر رتبه به طور جداگانه محاسبه می‌شود و بیانگر دقت احتمال طبقه‌بندی یک رتبه‌ی خاص مطابق با همان رتبه در نقشه‌ی واقعیت زمینی است.

رتبه‌ی ۱ نیز نشان می‌دهد که درصد کمی از رتبه‌های ۲ و ۳ در رتبه‌ی ۱ جای دارند.

دقت تولیدکننده‌ی رتبه‌ی ۲ نشان می‌دهد که درصد قابل توجهی از ساختمان‌های متعلق به رتبه‌ی ۲ به درستی رتبه‌بندی شده‌اند، ولی در تعدادی از ساختمان‌ها خطای رتبه‌بندی مشاهده می‌گردد، که این مسئله نشان می‌دهد که تصویر ماهواره‌ای نتوانسته بخش‌های کوچک سالم باقی‌مانده‌ی سقف را، به دلیل در نظر گرفتن پیکسل‌های لبه، به خوبی تشخیص دهد.

دقت تولیدکننده‌ی رتبه‌ی ۳، که در حدود ۶۰ درصد است، به معنای این است که فقط ۶۰ درصد از این رتبه در زمین با استفاده از الگوریتم قابل تشخیص است و بقیه، در رتبه‌های ۱ و ۲، به اشتباه رتبه‌بندی شده‌اند. یکی از دلایل این امر را می‌توان وجود اشیایی مانند کولر در سقف ساختمان‌ها دانست که از لحاظ طیفی قسمتی از سقف ساختمان را متفاوت از دیگر قسمت‌های سقف می‌کند و یا باعث ایجاد لبه می‌شود.

گفتنی است که داده‌های مرجع استفاده شده را شخص خبره تعیین وضعیت کرده است. استفاده از مشاهدات زمینی از منطقه‌ی آسیب‌دیده پس از بحران، به منزله‌ی داده‌های مرجع، می‌تواند اعتمادپذیری داده‌های مرجع را بیشتر کند زیرا در این صورت خطای تشخیص اپراتور حذف خواهد شد و می‌توان به نتایج حاصل و دقت‌های به دست آمده اعتماد بیشتری کرد و برآورد دقت نیز به شکل مطلوب‌تری انجام خواهد گرفت.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق نسبت به ارائه و پیاده‌سازی یک روش تعیین میزان تخریب ساختمان‌های آسیب‌دیده ناشی از زلزله، با استفاده از تصویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا، اقدام گردید. در معماری پیشنهادی در این تحقیق، با توجه به در دسترس بودن داده‌های برداری بهنگام، محل ساختمان‌ها در تصویر ماهواره‌ای بعد از زلزله با دقت مناسبی تعیین شده و از خطای وجود عوارض دیگر در رتبه‌ی مربوط به ساختمان‌ها جلوگیری به عمل آمد. ضمناً به دلیل افزایش نویز و واریانس درون کلاسی و کاهش قدرت تفکیک طیفی، در تصاویر با قدرت تفکیک بالا، از اطلاعات بافتی در کنار اطلاعات طیفی استفاده به عمل آمد. نتایج به دست آمده از این تحقیق نشان می‌دهد که این الگوریتم در تشخیص بین ساختمان‌های سالم و آسیب‌دیده بسیار کارا است.

مهم‌ترین مزیت الگوریتم پیشنهادی مشخص بودن موقعیت هر ساختمان بر روی تصویر است و از جمله مشکلات آن آگاهی نداشتن از اطلاعات طیفی و بافتی ساختمان قبل از زلزله است. با توجه به توانایی توصیف‌گرهای بافتی در تعیین وضعیت ساختمان‌های تخریب‌شده‌ی ناشی از زلزله پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی سایر توصیف‌گرهای بافتی نظیر گابور، واریوگرام تقاطعی، واریوگرام شبه‌تقاطع و توصیف‌گرهای مبتنی بر تبدیل حوزه‌ی فرکانس مورد ارزیابی قرار گیرد و بردار توصیف‌گر منتخب در الگوریتم ژنتیک، برای انتخاب توصیف‌گرهای بهینه، توصیف‌گرهای بیشتری را شامل باشد.

از آنجایی که تصاویر ماهواره‌ای دارای پیچیدگی در باندهای طیفی هستند و اضافه کردن اطلاعات بافت بر این پیچیدگی می‌افزاید، استفاده از روش‌های رتبه‌بندی غیر پارامتریک، که مقید به فرض‌های اولیه مثل نرمال بودن داده‌ها نیستند، بسیار مناسب‌تر از روش‌های رتبه‌بندی آماری مثل روش کلاسه‌بندی بیشترین شباهت است. از معروف‌ترین این روش‌ها روش رتبه‌بندی شبکه‌ی عصبی است.

وجود اجسامی مثل کولر و همچنین اثر لبه‌ها موجب می‌شوند بعضی از پیکسل‌های مربوط به رتبه‌ی سالم، به اشتباه، در رتبه‌ی آسیب‌دیده رتبه‌بندی شوند؛ بنابراین استفاده از توصیف‌گرهای شکل در تشکیل فضای توصیف برای رتبه‌بندی ساختمان‌های سالم، در کنار به کار بردن تصاویر با قدرت تفکیک بالاتر نظیر تصاویر حاصل از سکویهای هواپایه، موجب بالا بردن هر چه بیشتر دقت می‌گردد.

از محدودیت‌های این الگوریتم ناتوان بودن آن در تشخیص ساختمان‌هایی است که به طور کامل نشست کرده باشند. با داشتن آگاهی از ارتفاع ساختمان، در قبل و بعد از زلزله، می‌توان این مشکل را حل کرد. پیشنهاد می‌شود از داده‌های سایر منابع مانند داده‌های LIDAR، تصاویر ویدئویی در کنار تصاویر ماهواره‌ای و تلفیق آن‌ها با هم برای رفع این مشکلات استفاده کرد و کارایی این داده‌ها در تحقیقات بعدی مورد بررسی قرار گیرد. همچنین الگوریتم پیشنهادی نیازمند نقشه‌های برداری بروز و بهنگام است که در حال حاضر در بیشتر شهرهای جهان در دسترس است. هر چند که به‌کارگیری این الگوریتم در مناطقی که دارای نقشه‌های برداری بهنگام نیستند نتایج قابل اطمینانی نخواهد داشت، توصیه می‌گردد که در کارهای آتی بر الگوریتم‌های مستقل از نقشه‌های برداری تأکید بیشتری گردد. در چنین مواردی به تشخیص ساختمان بر تصویر قبل و تعیین آن‌ها بر تصویر بعد از سانحه نیاز است.

پی‌نوشت

1. Natural Disasters
2. Synthetic Aperture Radar
3. Light Detection and Ranging
4. Digital Elevation Model (DEM)
5. Stereoscopic Measurement
6. Very High Geometrical Resolution (VHR) Images
7. Research Associate, The Martin Centre for Architectural and Urban Studies, Department of Architectural, University of Cambridge
8. Professor of Architectural Engineering, The Martin Centre for Architectural and Urban Studies, Department of Architectural, University of Cambridge
9. Pan Sharpening
10. Ortho Rectification
11. Histogram Equalization
12. Pan-Sharpned
13. Sliver
14. Node
15. Computer Vision
16. Spectral Texture Structural
17. Mean
18. Variance
19. Co-Occurrence Matrix
20. Entropy

- Kumar, T. S., Nayak, S. (2011). Assessment and management of coastal multi-hazard vulnerability along the Cuddalore–Villupuram, east coast of India using geospatial techniques. *Ocean & Coastal Management*, 54(4), 302-311.
10. San, D. K., & Turker, M. (2010). Building extraction from high resolution satellite images using Hough transform. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science*, 38(Part 8).
 11. Baltsavias, E. P. (2004). Object extraction and revision by image analysis using existing geodata and knowledge: current status and steps towards operational systems. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 58(3), 129-151.
 12. Brenner, C. (2005). Building reconstruction from images and laser scanning. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 6(3), 187-198.
 13. Mayer, H. (1999). Automatic object extraction from aerial imagery—a survey focusing on buildings. *Computer vision and image understanding*, 74(2), 138-149.
 14. Sowmya, A., Trinder, J. (2000). Modelling and representation issues in automated feature extraction from aerial and satellite images. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 55(1), 34-47.
 15. Volpi, M., Tuia, D., Bovolo, F., Kanevski, M., Bruzzone, L. (2013). Supervised change detection in VHR images using contextual information and support vector machines. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 20, 77-85.
 16. SÜMER, E. (2004). *Earthquake damage detection using watershed segmentation and intensity-gradient orientation approaches*. Doctoral dissertation, Middle east Technical university.
 17. Yanamura, Y., Saji, H. (2003, December). Automatic registration of aerial image and digital map for detection of earthquake damaged areas. In *Digital Image Computing: Techniques and Applications: Proceedings of the VIIth Biennial Australian Pattern Recognition Society Conference, DICTA 2003* (p. 7). CSIRO PUBLISHING.
 18. 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), 145-169.
 19. Moghaddam, M.K., Samadzadegan, F., Zoj, M.V. (2007). Rapid Damage mapping for post-earthquake
 21. Contrast
 22. Homogeneity
 23. Second Moment
 24. Dissimilarity
 25. Correlation
 26. Fractal
 27. Wavelet
 28. Variogram
 29. Co-Occurrence Gray Level Matrices
 30. Roughness
 31. Sub Sampling
 32. Geostatistical Texture Operators
 33. Simple Variogram
 34. Madogram
 35. Radogram
 36. Cross Variogram
 37. Pseudo Cross Variogram
 38. Initial Population
 39. Fitness Function
 40. Cross over
 41. Mutation
 42. Elitism
 43. Maximum Likelihood
 44. Back Propagation Neural Network
 45. Producer's Accuracy
 46. User's Accuracy

منابع

۱. راستی ویس، حیدر؛ صمدزادگان، فرهاد (۱۳۹۱). تعیین میزان تخریب ناشی از زلزله در ساختمان‌ها، با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا. علوم و فنون نقشه‌برداری، شماره ۲، ص ۹۱ - ۱۰۶.

2. Ozisik, D. (2004). Post-earthquake Damage Assessment Using Satellite and Aerial Video Imagery, M.Sc Thesis in Urban Planning and Earth Administration, ITC, Netherlands.

3. Goss, K. C. (Ed.). (1998). *Guide for all-hazard emergency operations planning*. DIANE Publishing.

4. Goss, K. C. (Ed.). (1998). *Guide for all-hazard emergency operations planning*. DIANE Publishing.

5. Pelling, M. & et al. (2004). *Reducing disaster risk: a challenge for development*.

6. Schweier, C., Markus, M., Steinle, E. (2004). Simulation of earthquake caused building damages for the development of fast reconnaissance techniques. *Natural Hazards and Earth System Science*, 4(2), 285-293.

7. Gamba, P., Casciati, F. (1998). GIS and image understanding for near-real-time earthquake damage assessment. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 64, 987-994.

8. Dash, J., Steinle, E., Singh, R. P., Bähr, H. P. (2004). Automatic building extraction from laser scanning data: an input tool for disaster management. *Advances in space research*, 33(3), 317-322.

9. Mahendra, R. S., Mohanty, P. C., Bisoyi, H.,



32. Yang, J., & Honavar, V. (1998). Feature subset selection using a genetic algorithm. In Feature extraction, construction and selection (pp. 117-136). Springer US.
33. Siedlecki, W., & Sklansky, J. (1989). A note on genetic algorithms for large-scale feature selection. *Pattern recognition letters*, 10(5), 335-347.
34. Zhang, J., Chung, H. H., & Lo, W. L. (2007). Clustering-based adaptive crossover and mutation probabilities for genetic algorithms. *Evolutionary Computation, IEEE Transactions on*, 11(3), 326-335.
35. Haala, N., Brenner, C. (1999). Extraction of buildings and trees in urban environments. *ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing*, 54(2), 130-137.
36. Jensen, J. R. (1996). Introductory digital image processing: a remote sensing perspective (No. Ed. 2). Prentice-Hall Inc..
37. Schwarz, J., Raschke, M., Maiwald, H. (2006). Comparative seismic risk studies for German earthquake regions on the basis of the European macroseismic scale EMS-98. *Natural hazards*, 38(1-2), 259-282.
- building damage assessment. *European Geosciences Union*, 10(1), 100-107.
20. Guler, M. A., Turker, M. (2004). Detection of the earthquake damaged buildings from post-event aerial photographs using perceptual grouping. *International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 35, B3.
21. Razzaghi, M. S., Ghafory-Ashtiany, M. (2012). A Preliminary reconnaissance report on August 11th 2012, Varzaghan-Ahar twin earthquakes in NW of Iran. *Report of International Association of Seismology and Physics of the Earth's Interior*.
22. Fraser, C. S., Ravanbakhsh, M. (2009). Georeferencing accuracy of GeoEye-1 imagery. *Photogrammetric engineering and remote sensing*, 75(6), 634-638.
23. Samadzadegan, F., Azizi, A., Hahn, M., Lucas, C. (2005). Automatic 3D object recognition and reconstruction based on neuro-fuzzy modelling. *ISPRS journal of photogrammetry and remote sensing*, 59(5), 255-277.
24. Liu, J. H., Shan, X. J., & Yin, J. Y. (2004). Automatic recognition of damaged town buildings caused by earthquake using remote sensing information: Taking the 2001 Bhuj, India, earthquake and the 1976 Tangshan, China, earthquake as examples. *Acta Seismologica Sinica*, 17(6), 686-696.
25. Mitomi, H., Matsuoka, M., Yamazaki, F. (2002, July). Application of automated damage detection of buildings due to earthquakes by panchromatic television images. In *The 7th US national conference on earthquake engineering*.
26. Chen, C. H., Pau, L. F., Wang, P. S. P. (Eds.). (2010). *Handbook of pattern recognition and computer vision*. Imperial College Press.
27. Samadzadegan, F., Zoj, M. J. V., Moghaddam, M. K. Fusion of GIS data and high resolution satellite imagery for post-earthquake damage assessment.
28. Mandelbrot, B. B., Passoja, D. E., Paullay, A. J. (1984). Fractal character of fracture surfaces of metals.
29. Jahne, B. (2000). Computer vision and applications.
30. Myint, S. W., Lam, N. S. N., Tyler, J. M. (2004). Wavelets for Urban Spatial Feature Discrimination. *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*, 70(7), 803-812.
31. Chica-Olmo, M., Abarca-Hernández, F. (2004). Variogram derived image texture for classifying remotely sensed images. In *Remote Sensing Image Analysis: Including the Spatial Domain* (pp. 93-111), Springer Netherlands.