

تعیین میزان تخریب ساختمان‌ها پس از زلزله با به‌کارگیری مدل ANFIS و تصاویر سنجش از راه دور

میلاذ جانعلی پور - دانشجوی دکتری سنجش از دور، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی؛

almoh2@gmail.com

علی محمدزاده* - استادیار، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

محمد جواد ولدان زوج - دانشیار، دانشکده مهندسی نقشه‌برداری، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

سعید امیرخانی - کارشناسی ارشد مهندسی مکانیک، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی

تاریخ دریافت: ۹۳/۲/۲

تاریخ پذیرش: ۹۳/۱۲/۱۱

چکیده

امداد رسانی سریع پس از وقوع زلزله‌های شدید در مناطق شهری یکی از وظایف امداد رسانی است. نقشه‌ی تخریب ساختمان‌ها می‌تواند اولویت امداد رسانی را مشخص کند. یکی از منابع اصلی در تهیه‌ی نقشه‌ی تخریب، علم سنجش از دور است. تحقیقات زیادی در بحث ارزیابی خسارت با استفاده از داده‌های سنجش از دور انجام شده است. در این تحقیق اطلاعات کلاس‌ها با استفاده از طبقه‌بندی در سطح پیکسل از تصاویر ماهواره‌ای بعد از زلزله استخراج شد. با استفاده از اطلاعات کلاس‌ها و به کمک مدل ANFIS یک شبکه‌ی فازی طراحی شد که با استفاده از درصد پیکسل‌های ساختمان، سایه و آوار، میزان تخریب ساختمان‌ها را تشخیص می‌دهد. نتایج ارزیابی شبکه‌ی فازی عصبی طراحی شده نشان می‌دهد که این شبکه در دسته‌بندی ساختمان‌ها به ۳ کلاس تخریب از صحت کلی ۹۲٪ برخوردار است. ساختمان‌ها در این تحقیق در کلاس‌های آسیب‌ن دیده، تخریب سنگین و ویران دسته‌بندی شده‌اند. واژه‌های کلیدی: سنجش از دور، نقشه‌ی تخریب، تخریب ساختمان، مدل فازی عصبی

۷۹

شماره هفتم

بهار و تابستان
۱۳۹۴

دوفصلنامه
علمی و پژوهشی



تعیین میزان تخریب ساختمان‌ها پس از زلزله با به
کارگیری مدل ANFIS و تصاویر سنجش از راه دور

Buildings' Damage Determination after the Earthquake by using ANFIS Model and Remote sensing Imagery

Milad Janalipour^{1*} Ali Mohammadzadeh^{2*} Mohammad Javad ValadanZoej³ Said Amirkhani⁴

Abstract

Fast relief and response is one of the responders' tasks after the vigorous earthquakes in urban areas. Building damage maps can specify the relief and response priority. Remote sensing is one of the main sources in damage map production. Various research has been carried out on damage assessment using remote sensing data. In this research, the information about the classes has been extracted using pixel based classification from post-earthquake satellite image. By using the information about the classes and ANFIS model, a fuzzy system was designed that determines the rate of damage to the buildings using the percentage of the pixels engaged by building, shadow and debris in the building's polygon. The results of this study show that designed neuro-fuzzy system achieved the overall accuracy equal 0.92 in classifying buildings to the three damage level. Buildings were classified to undamaged, heavy damage and destroyed levels.

Keywords: Remote Sensing, Damage Map, Building destruction, ANFIS Model

1 PhD Student in Remote Sensing, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

2 Assistance professor, K. N. Toosi University of Technology, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, Assistance professor, Tehran, Iran; Email:almoh2@gmail.com

3 Associate professor, K. N. Toosi University of Technology, Faculty of Geodesy & Geomatics Engineering, Assistance professor, Tehran, Iran.

4 MSc Student of Mechanical Engineering, Faculty of Mechanical Engineering, K. N. Toosi University of Technology, Tehran, Iran.

مقدمه

وقوع بلایای طبیعی، به‌ویژه در مناطق شهری، موجب خسارت‌های جانی و مالی فراوان می‌شوند. زلزله یکی از بلایای طبیعی است که، در صورت قوی بودن و واقع شدن در مناطق پرجمعیت، فاجعه‌ی انسانی بزرگی ایجاد خواهد کرد. ایران به دلیل واقع شدن شهرهای پرجمعیت بر روی گسل، از جمله کشورهای مستعد زلزله به شمار می‌رود. به طور میانگین در ایران هر ۷ سال یک زلزله‌ی قوی و دارای خسارت جانی و مالی بالا روی داده است. نجات مردم پس از وقوع زلزله از زیر آوار و مناطق آسیب‌دیده، موجب کاهش تلفات جانی خواهد شد، اما این موضوع زمانی می‌تواند حداکثر بازدهی را داشته باشد که عملیات امداد و نجات سریع با طرح و هدف باشد. این موضوع یکی از مهم‌ترین دغدغه‌های مدیران بحران هر کشوری است. وجود نقشه‌ی تخریب ساختمان، که در آن میزان تخریب هر ساختمان مشخص است، می‌تواند در بحث امداد و نجات، اسکان، آواربرداری و حتی بازسازی مناطق تخریب شده مورد استفاده قرار گیرد.

محققان علم ژئوماتیک^۱ به دلیل پتانسیل‌های بالایی که این علم در بحث ارزیابی خسارت پس از زلزله دارد، تحقیقات خود را روی این موضوع متمرکز کرده‌اند. از جمله منابع اصلی اطلاعات در علم ژئوماتیک می‌توان به نقشه‌برداری زمینی، تصاویر هوایی و تصاویر ماهواره‌ای اشاره کرد. از میان این منابع اطلاعات، سنجنده‌های ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا^۲ مانند IKO-NOS و Quick Bird، به دلیل پوشش بیشتری که نسبت به تصاویر هوایی دارند، در مباحث تحقیقاتی ارزیابی خسارت ناشی از زلزله بیشتر مورد استفاده قرار گرفته‌اند [۱].

روش‌های موجود در ارزیابی خسارت پس از وقوع زلزله با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای را می‌توان به ۲ دسته، دانش پایه و غیردانش پایه دسته‌بندی کرد. در روش‌های غیردانش پایه معمولاً از تصاویر قبل و بعد از زلزله استفاده می‌شود و از اطلاعاتی نظیر نقشه‌ی برداری منطقه استفاده نمی‌شود. بر خلاف روش‌های غیردانش پایه در روش‌های دانش پایه از اطلاعاتی نظیر نقشه‌ی برداری منطقه استفاده می‌شود. در سال ۲۰۱۱ ایواساکی و ایمازاکی در یک روش غیردانش پایه با تشخیص تغییرات ارتفاع ساختمان‌ها، در قبل و بعد از زلزله، میزان تخریب آن‌ها را محاسبه نمودند [۲]. ت. ت. وو و همکاران در سال ۲۰۰۴ با استفاده از یک روش غیردانش پایه و میزان تغییرات سایه‌ی ساختمان‌ها، میزان تخریب آن‌ها را تعیین کردند [۳]. سامر و تورکر در سال ۲۰۰۴ از یک روش دانش پایه با استفاده از تحلیل سایه برای ارزیابی تخریب ساختمان‌ها استفاده نمودند [۴]. آندره و همکاران در سال ۲۰۰۳ یک روش غیردانش پایه بر اساس تحلیل اشیا ارائه کردند؛ در این تحقیق تصویر قبل و بعد از زلزله قطعه‌بندی شدند [۵]. در سال ۲۰۰۵ گوسلا و همکاران یک روش غیردانش پایه بر اساس اشیا ارائه نمودند، در این تحقیق تصویر قبل از زلزله برای تشخیص ساختمان قطعه‌بندی شد [۶]. راستیویس و همکاران در سال ۲۰۱۳ یک روش دانش پایه بر اساس اطلاعات شیء پیشنهاد کردند [۷]. احدزاده و همکاران در سال ۲۰۰۸ از ویژگی‌های بافت

ماتریس هم‌اتفاق^۳ و یک طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی میزبان تخریب ساختمان‌ها را محاسبه نمودند [۸]. چینی و همکاران در سال ۲۰۰۸ یک روش غیردانش پایه با استفاده از تصاویر قبل و بعد از زلزله ارائه دادند. در این تحقیق از ویژگی‌های مورفولوژی عملگرهای انسداد^۴ و گشایش^۵ استفاده شد [۹]. تیموری و همکاران در سال ۲۰۰۸ ویژگی‌های بافت تصاویر قبل و بعد از زلزله را استخراج نمودند، سپس در یک طبقه‌بندی شبکه‌ی عصبی پیکسل‌ها به دو دسته تغییر یافته و تغییر نیافته تقسیم شدند. با ارائه‌ی ۳ قانون در سطح ساختمان‌ها، درصد تخریب ساختمان‌ها از روی درصد پیکسل‌های تغییر یافته و تغییر نیافته محاسبه شد [۱۰]. صمدزادگان و راستیویس در سال ۲۰۰۸ از یک روش تحلیل بافت برای ارزیابی خسارت به ساختمان پس از وقوع زلزله استفاده نمودند. در روش پیشنهادی، ابتدا تصاویر قبل و بعد از زلزله پیش پردازش‌هایی نظیر همسان‌سازی هیستوگرام، یکسان‌سازی هیستوگرام و هم‌مرجع کردن را گذراندند، سپس با استفاده از نقشه‌ی قبل از زلزله محل ساختمان‌ها در تصاویر قبل و بعد از زلزله مشخص گردید. در گام بعد ویژگی‌های بافت تصاویر قبل و بعد از زلزله استخراج شدند؛ این ویژگی‌ها شامل ویژگی‌های آماری مرتبه‌ی اول، هارالیک، فیلتر گابور و سمی‌وریوگرام بود، سپس با استفاده از خوارزمی ژنتیک ویژگی‌های بهینه انتخاب شدند، ویژگی‌های بهینه‌ی استخراج شده با استفاده از موتور استنتاج فازی به درجه‌ی تخریب ساختمان ارتباط داده شدند [۱۱].

در روش‌های بر پایه‌ی تحلیل بافت و طیف، معمولاً از یک موتور استنتاج فازی استفاده می‌شود. این موتور استنتاج معمولاً از نوع ممدانی بوده است. تعلیم این موتور استنتاج به صورت سعی و خطا صورت گرفته است [۷، ۱۱، ۱۲، ۱۳، ۱۴]، بنابراین تعلیم موتور استنتاج برای مناطق مختلف باید صورت گیرد که این موضوع زمان بر خواهد بود، علاوه بر این شبکه‌های فازی ممدانی قابلیت یادگیری و تطابق ندارند. مدل فازی سوگینو (یا مدل فازی TSK) را تاکاگی، سوگنو و کنگ در سال ۱۹۸۵ ارائه کردند، این مدل دارای قابلیت‌هایی است که موجب ترکیب آن با روش‌های یادگیری و تطابق نظیر شبکه‌ی عصبی می‌شود. در این تحقیق به دنبال استفاده از مدل فازی سوگینو و شبکه‌ی عصبی در تعیین تخریب هستیم، بنابراین علاوه بر اینکه یک شبکه‌ی انطباقی ارائه می‌شود، کارایی این مدل نیز در ارزیابی خسارت به ساختمان‌ها بررسی خواهد شد. روش این تحقیق از نوع روش‌های دانش پایه است. در ادامه در بخش دوم، ابتدا منطقه‌ی مورد مطالعه و داده‌های مورد استفاده معرفی خواهد شد، سپس روش تحقیق به همراه مفاهیم علمی آن بیان می‌شود. در بخش سوم، نتایج حاصل از پیاده‌سازی روش و همچنین تحلیل و بررسی آن‌ها انجام خواهد شد. در نهایت، نتایج این تحقیق تحت عنوان نتیجه‌گیری بیان خواهد شد.

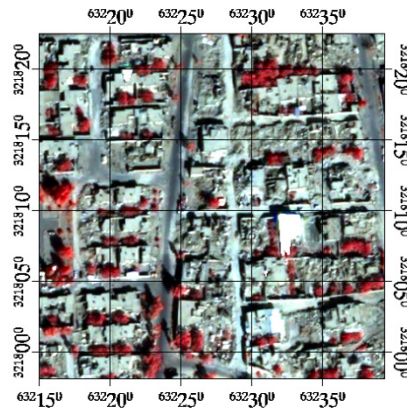
مواد و روش‌ها

منطقه‌ی مورد مطالعه

زمین‌لرزه‌ای به شدت ۶/۶ ریشتر در ساعت ۵:۲۶ بامداد دی ۱۳۸۲ شهر بم و مناطق اطراف آن را در شرق استان کرمان لرزاند. طبق آمار رسمی، این زمین‌لرزه ۲۶۲۷۱ قربانی، ۳۰ هزار مجروح و بیش از صد هزار نفر بی‌خانمان به جای گذاشت. پس از وقوع



ب. قسمتی از تصویر منطقه ی بم



الف. نقشه ی برداری منطقه ی مورد مطالعه



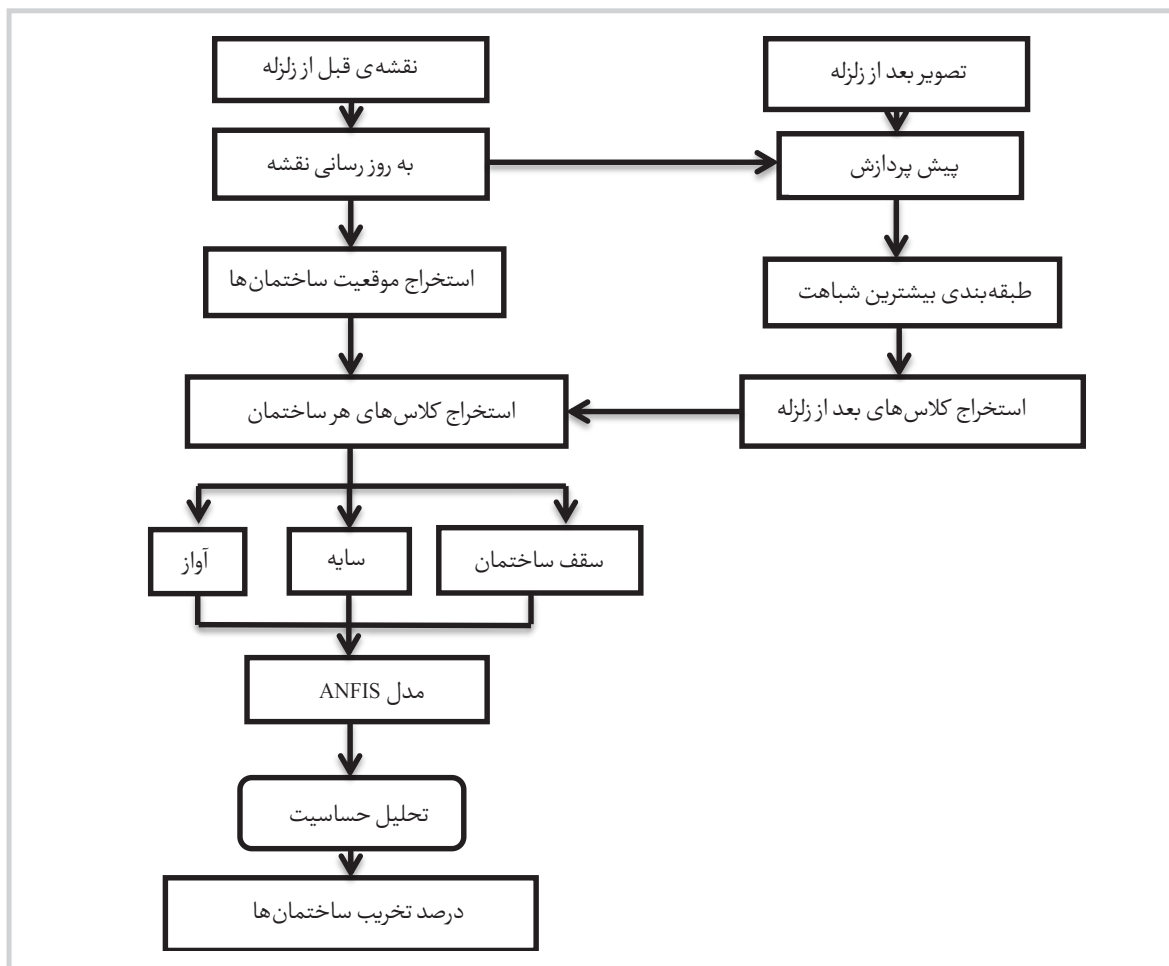
ج. تصویر موجود از منطقه
تصویر ۱: تصویر و نقشه ی منطقه ی مورد مطالعه (شهر بم)

روش تحقیق

در این تحقیق یک روش دانش پایه با استفاده از مدل ANFIS ارائه می شود. تصویر ۲ مدل مفهومی روش پیشنهادی را نمایش می دهد؛ در این روش تصویر ماهواره ای با توان تفکیک مکانی بالا، سنجنده ی Quick Bird و لایه برداری ساختمان قبل از وقوع زلزله مورد استفاده قرار می گیرند. لایه برداری قبل از زلزله با استفاده از نرم افزار ArcGIS و تصویر ماهواره ای با توان تفکیک مکانی بالا به روزرسانی می شود، سپس موقعیت پلیگون های ساختمان از لایه برداری استخراج می شود. در مرحله ی پیش پردازش تصویر پانکروماتیک بعد از زلزله با تصویر چندطیفی ترکیب می شود و سپس در نرم افزار ArcGIS به وسیله ی نقشه ی برداری زمین مرجع خواهد شد. لایه های طیفی تصویر بعد از زلزله وارد طبقه بندی کننده ی بیشترین شباهت می شوند. نتایج حاصل از این گام کلاس های تصویر بعد از زلزله است. این تصویر طبقه بندی

این زلزله، ماهواره های ایکونوس و Quick Bird در تاریخ های ۲۷ دسامبر ۲۰۰۳ و سوم ژانویه ۲۰۰۴ اقدام به گرفتن تصاویر با قدرت تفکیک بالا از شهر بم نمودند [۱۵].

در این مطالعه از تصاویر توان تفکیک مکانی بالا و نقشه ی بزرگ مقیاس منطقه ی بم برای ارزیابی خسارت به ساختمان ها استفاده می شود. در تصویر توان تفکیک مکانی بالا بعد از زلزله از سنجنده ی Quick Bird برای ارزیابی میزان تخریب ساختمان ها استفاده خواهد شد. از نقشه ی بزرگ مقیاس منطقه، که دارای مقیاس ۱:۲۰۰۰ است، برای تعیین محل ساختمان ها در تصویر بعد از زلزله استفاده می شود. قسمتی از منطقه ی شهر بم که شامل ۷۲ ساختمان است، به منزله ی منطقه ی مورد مطالعه انتخاب شد، تصویر ۱، تصویر Quick Bird منطقه ی بم، منطقه ی مورد مطالعه و نقشه ی برداری آن را نمایش می دهد.



تصویر ۲: مدل مفهومی روش پیشنهادی

برای استفاده از اطلاعات مکانی و طیفی باندهای پانکروماتیک و چندطیفی، این دو تصویر با استفاده از نرم‌افزار ENVI تلفیق خواهند شد. پس از تولید تصویر تلفیق شده، به علت استخراج ساختمان در تصویر بعد از زلزله از نقشه‌ی قبل از زلزله، نیاز است تا تصویر بعد از زلزله با استفاده از نقشه‌ی برداری زمین مرجع شود که این مرحله در نرم‌افزار ArcGIS انجام خواهد شد.

به‌روزرسانی نقشه‌ی قبل از زلزله

یکی از زمینه‌های علم مهندسی ژئوماتیک تهیه‌ی نقشه و به‌روزرسانی آن است. در روش پیشنهادی، نقشه‌ی قبل از زلزله نقش تعیین‌کننده در تعیین تخریب ساختمان دارد. نقشه‌ی موجود از منطقه‌ی بیم به علت فاصله‌ی زمانی زیادی که از زمان حادثه دارد، نیازمند به‌روزرسانی است. این موضوع در برخی از منابع، که از این داده استفاده نمودند، نیز تأکید شده است [۱۰، ۱۴]. در این مطالعه از نرم‌افزار ArcGIS و تصویر قبل از زلزله، که به تاریخ وقوع زلزله نزدیک است، برای به‌روزرسانی نقشه‌ی ساختمان‌های قبل از زلزله از نظر مسطحاتی استفاده می‌شود.

می‌شود و موقعیت ساختمان‌ها موجب استخراج کلاس‌های موجود در سطح ساختمان می‌شود. اطلاعات آواز، سقف ساختمان و سایه در سطح ساختمان‌ها به‌منزله‌ی اطلاعات مفید در نظر گرفته می‌شوند. اطلاعات مفید به دست آمده برای ساختمان‌ها از تصویر بعد از زلزله به‌منزله‌ی ورودی مدل ANFIS استفاده می‌شوند. مدل ANFIS پس از تعلیم میزان تخریب ساختمان‌ها را تخمین خواهد زد. در این مطالعه، میزان حساسیت خروجی‌ها (یعنی میزان تخریب ساختمان‌ها) به پارامترهای مدل ANFIS مورد بررسی قرار خواهد گرفت که تحت عنوان تحلیل حساسیت بیان می‌شود. در نهایت نقشه‌ی تخریب برای بهترین جواب حاصل از آنالیز حساسیت به دست آورده می‌شود.

پیش‌پردازش

پیش‌پردازش تصویر ماهواره‌ای شامل دو مرحله است. در مرحله‌ی اول، ترکیب تصویر پانکروماتیک و چندطیفی انجام می‌شود و در مرحله‌ی دوم تصویر بعد از زلزله به وسیله‌ی نقشه‌ی قبل زلزله زمین مرجع خواهد شد. در این تحقیق از تصویر Quick Bird استفاده می‌شود که باند پانکروماتیک و چندطیفی آن به ترتیب دارای توان تفکیک مکانی $0/61$ متر و $2/4$ متر است.

استخراج محل ساختمان‌ها قبل از وقوع زلزله

پس از زمین مرجع کردن تصویر بعد از زلزله به وسیله نقشه‌ی برداری قبل از زلزله، می‌توان با استخراج محل ساختمان‌ها از نقشه‌ی برداری، موقعیت آن‌ها را در تصویر بعد از زلزله مشخص نمود. این مرحله به دلایلی نظیر تخریب ساختمان‌ها، تراکم بالای ساختمان‌ها در برخی از مناطق، تشخیص آسان ساختمان در تصویر بعد از زلزله و غیره ضروری است. استخراج سقف ساختمان از نقشه‌ی برداری قبل از زلزله در نرم‌افزار ArcGIS انجام خواهد شد.

طبقه‌بندی بیشترین شباهت

برای به دست آوردن کلاس‌ها، تصویر بعد از زلزله نیاز است تا این تصویر با استفاده از یک روش طبقه‌بندی، کلاسه‌بندی شود. طبقه‌بندی کننده‌ی بیشترین شباهت یک روش متداول و نظارت شده برای کلاسه‌بندی داده‌های سنجش از دور است. این روش طبقه‌بندی با در نظر گرفتن توزیع نرمال (عادی) برای کلاس‌ها و قانون احتمال، پیکسل‌های تصویر را به کلاسی که بیشترین احتمال شباهت را دارد، اختصاص می‌دهد [۱۶]. رابطه‌ی ۱ نشان می‌دهد که یک پیکسل به کلاس w_i تعلق دارد، اگر احتمال حضور این پیکسل در این کلاس از سایر کلاس‌ها بیشتر باشد. رابطه‌ی ۱:

$$p(x | w_i)p(w_i) > p(x | w_j)p(w_j) \text{ for all } j \neq i$$

حال فرض اینکه توزیع کلاس‌ها در تصویر، یک توزیع نرمال است، با فرض اینکه n باند طیفی وجود داشته باشد، توزیع نرمال برای کلاس w_i از رابطه‌ی ۲ به دست می‌آید [۱۶]. اگرچه استفاده از توزیع نرمال برای برخی از کلاس‌ها توجیه دارد، اما مزیت اصلی این توزیع سادگی محاسبات آن است. رابطه‌ی ۲:

$$p(x|w_i) = (2\pi)^{-\frac{n}{2}} \prod_i |i|^{-0.5} \exp(-0.5(x - m_i)^t \sum_i^{-1} (x - m_i))$$

در رابطه‌ی ۲، m_i و بردار میانگین و ماتریس واریانس کوواریانس داده‌ها در کلاس w_i است.

پس از طبقه‌بندی تصویر بعد از زلزله، کلاس‌های تصویر بعد از زلزله استخراج خواهد شد. پس از این گام، با استفاده از پلیگون ساختمان‌ها و تصویر طبقه‌بندی شده، کلاس‌های موجود در هر ساختمان استخراج خواهد شد. با در نظر نگرفتن خطای طبقه‌بندی، کلاس‌های موجود در پلیگون ساختمان‌ها شامل سقف ساختمان، آوار و سایه خواهد بود. به عبارت دیگر، سقف ساختمان‌ها پس از وقوع زلزله بسته به میزان تخریبشان دارای درصد‌های مختلف از این کلاس‌ها خواهند بود؛ به همین دلیل از این ۳ کلاس به منزله‌ی ورودی مدل ANFIS استفاده خواهد شد.

مدل ANFIS

پس از استخراج کلاس‌های آوار، ساختمان و سایه برای ساختمان‌ها نیاز است تا در یک سطح تصمیم‌گیری میزان تخریب ساختمان‌ها از این کلاس‌ها محاسبه شود. برای این منظور در

تحقیقات گذشته از روش‌های ساده نظیر اعمال حدآستانه [۱۰] تا روش‌های پیچیده‌تر نظیر فازی [۷، ۱۳] استفاده شده است. در این تحقیق از مدل ANFIS برای تعیین درصد تخریب ساختمان‌ها استفاده خواهد شد. مدل ANFIS خود متشکل از شبکه‌ی فازی سوگینو و شبکه‌ی عصبی است. مدل فازی تاگاکی سوگینو روشی نظام‌مند برای ایجاد فازی از مجموعه داده‌های ورودی - خروجی در یک شبکه است [۱۷]. شبکه‌ی کلی قاعده‌ی فازی سوگینو به شکل زیر است:

اگر X مساوی A و Y مساوی B باشد آنگاه $Z=f(X,Y)$

در این مدل مجموعه‌های فازی در مقدمه‌ی قانون قرار دارد و $Z=f(x,y)$ یک تابع صریح (غیرفازی) در نتیجه‌ی قانون است. معمولاً $f(x,y)$ به صورت چندجمله‌ای از متغیرهای ورودی x و y است، اما می‌تواند هر تابع دلخواه در نظر گرفته شود، مشروط بر آنکه بیان‌کننده‌ی خروجی مدل سیستمی باشد که ورودی‌های آن در مقدمه‌ی قانون ارائه شده است. اگر $f(x,y)$ چندجمله‌ای درجه‌ی ۱ باشد، شبکه‌ی استنتاج فازی حاصل را مدل فازی رسته یک سوگینو نامند و اگر $f(x,y)$ مقدار ثابتی باشد، آنگاه مدل فازی رسته صفر سوگینو نامیده می‌شود [۱۷]. وجود یک تابع در بخش آنگاه مدل فازی سوگینو علاوه بر کاهش زمان غیرفازی‌سازی در مدل‌هایی نظیر فازی ممدانی، موجب ادغام این مدل فازی با خوارزمی‌های تطبیقی نظیر شبکه‌ی عصبی شده است.

با ترکیب شبکه‌های فازی سوگینو و شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی از شبکه‌های هوشمند حاصل می‌شود، که هم از ویژگی یادگیری شبکه‌های عصبی برخوردار است و هم عملکردی معادل یک مدل استنتاج فازی را دارد. شبکه‌ی ANFIS، شبکه‌ای معادل یک مدل فازی از نوع تاگاکی - سوگینو است که وزن‌های شبکه‌ی عصبی، معادل پارامترهای شبکه‌ی فازی است [۱۸]. این ساختار نخستین بار توسط جانگ در ۱۹۹۳ ارائه شد [۱۹].

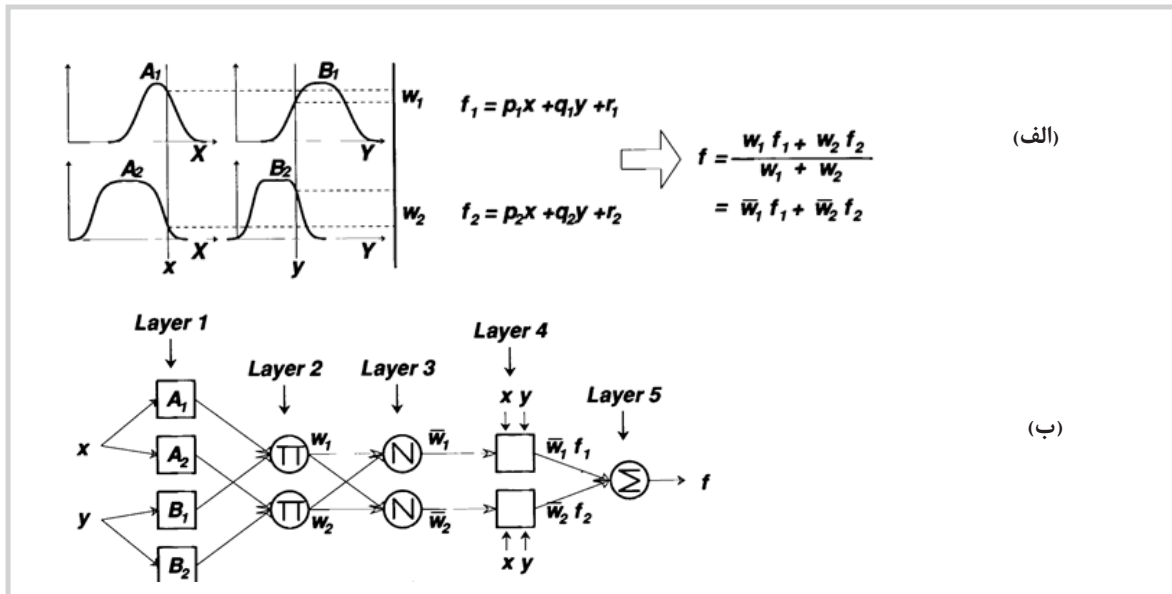
ANFIS ساختاری ۵ لایه از نوع شبکه‌ی عصبی پیشرو است که این ۵ لایه عبارتند از: لایه‌ی فازی کننده، لایه‌ی قوانین، لایه‌ی نرمال‌سازی، لایه‌ی غیرفازی کننده و لایه‌ی جمع‌کننده. گره‌های هر لایه از عملکردی مشابه به صورت زیر برخوردارند. در تصویر ۳ یک مدل فازی سوگینو با دو ورودی و ساختار ANFIS معادل آن نشان داده شده است.

لایه‌ی ۱: در این لایه مقادیر سخت ورودی به مقادیر فازی تبدیل می‌شوند. به عبارت دیگر $O_{1,i}$ درجه‌ی عضویت x و y در مجموعه‌های فازی A و B هستند (رابطه‌ی ۳ و ۴) [۱۷].

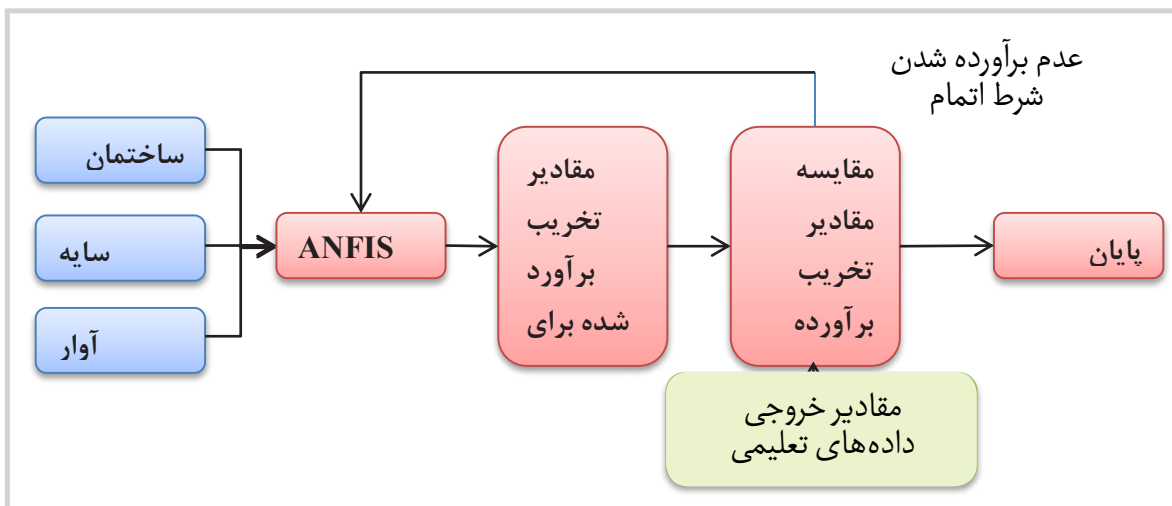
$$\text{رابطه‌ی ۳: } O_{1,i} = \mu_A(x) \text{ for } i=1,2$$

$$\text{رابطه‌ی ۴: } O_{1,i} = \mu_B(y) \text{ for } i=1,2$$

لایه‌ی ۲: به توجه به رابطه‌ای که میان قسمت اگر وجود دارد، با فرض اینکه «و» باشد، می‌توان از یک T-norm نظیر ضرب برای محاسبه‌ی مقادیر این لایه، که قدرت آتش نامیده می‌شود، مطابق رابطه‌ی ۵ استفاده کرد [۱۷].



تصویر ۳: (الف)، مدل فازی سوگینو؛ (ب)، ساختار ANFIS معادل مدل فازی سوگینو [۱۷]



تصویر ۴: نمایی کلی از حل مسئله‌ی برآورد میزان تخریب با استفاده از روش ANFIS برای اطلاعات ۳ کلاس

رابطه‌ی ۵: این لایه یک گره‌ی ثابت به نام \sum است که خروجی نهایی را با جمع سیگنال‌های ورودی به آن محاسبه می‌کند (رابطه‌ی ۸) [۱۷].

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_{j=1}^2 w_j}, i=1,2 \quad \text{رابطه‌ی ۸}$$

اساس آموزش در ANFIS روش پس انتشار خطا^۲ است و برای همگرایی سریع می‌توان از روش ترکیبی^۸، که ترکیب روش پس انتشار خطا با روش کمترین مربعات خطا^۹ است، استفاده کرد. نحوه‌ی آموزش مدل به این صورت است که در هر بار تکرار در دو مرحله پارامترهای قوانین و توابع عضویت اصلاح می‌شوند. به عبارت دیگر مجهولات این سیستم پارامترهای توابع عضویت ورودی و همچنین پارامترهای لایه‌ی ۴ است. برای مثال اگر متغیرهای ورودی دارای توابع عضویت گوسین باشند، هر یک از توابع گوسین

رابطه‌ی ۵:

$$O_{2,i} = w_i = \mu_{A_j}(x) \mu_{B_k}(y), \quad i, j, k = 1, 2$$

لایه‌ی ۳: در این لایه، مقادیر خروجی لایه‌ی قبل (w_i) با استفاده از مجموع قدرت آتش تمامی قواعد نرمال‌سازی می‌شود (رابطه‌ی ۶).

رابطه‌ی ۶:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{j=1}^2 w_j}, i=1,2$$

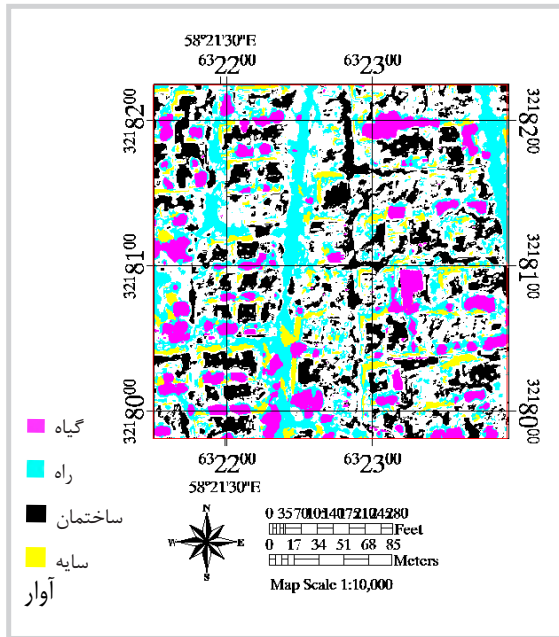
لایه‌ی ۴: هر گره از این لایه، یک گره‌ی تطبیقی است که خروجی آن از معادله‌ی ۷ به دست می‌آید [۱۷].

رابطه‌ی ۷:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i), i=1,2$$

جدول ۱: ماتریس خطای روش بیشترین شباهت

صحت محصول	آوار	درخت	سایه	راه	ساختمان
ساختمان	۵۸۹	۰	۰	۴۸۹	۴۷۳۴
راه	۱۱۴	۰	۲۵	۲۳۱۱	۶
سایه	۳	۰	۱۴۱۶	۰	۰
درخت	۷	۱۴۲۴	۴	۰	۰
آوار	۲۱۰۸	۰	۴۵	۴۱۲	۳۹۰
Kappa : ۰/۸۰	٪۷۵	٪۱۰۰	٪۹۵	٪۷۲	٪۹۲



تصویر ۵: نتیجه‌ی حاصل از طبقه‌بندی بیشترین شباهت

تحلیل حساسیت

گام نهایی در روش پیشنهادی تحلیل حساسیت است، تعاریف متعدد و مختلفی برای آنالیز حساسیت ۱۰ و آنالیز عدم قطعیت ۱۱ (در برخی از منابع این دو آنالیز به یک مفهوم شناخته شده‌اند) در منابع مختلف انجام شده است [۲۰، ۲۱، ۲۲]. بر اساس تعریف تارانتولا تحلیل حساسیت یک مطالعه‌ی رو به عقب است که عدم قطعیت در خروجی تجزیه می‌شود و آن به ورودی‌ها تخصیص داده می‌شود، در حالی که تحلیل عدم قطعیت یک مطالعه‌ی رو به جلو است، به طوری که میزان خطا و عدم قطعیت در ورودی‌ها برای تخمین عدم قطعیت در خروجی منتشر می‌شود [۲۲]. در این تحقیق میزان حساسیت در مقادیر خروجی با تغییر پارامترهای مدل ANFIS با استفاده از نقاط ارزیابی (نقاط ارزیابی همان ساختمان‌ها با درصد تخریب مختلف است) بررسی خواهد شد. میزان حساسیت نتایج به نوع تابع عضویت، تعداد توابع عضویت، نوع تابع صریح در خروجی و روش تعلیم مدل ANFIS بررسی خواهد شد.

بحث و نتایج

برای پیاده‌سازی روش پیشنهادی، در گام نخست، نقشه‌ی قبل از زلزله با استفاده از تصویر قبل از زلزله، که در ۳۰ سپتامبر سال ۲۰۰۳ از منطقه گرفته شده بود، به‌روزرسانی شد. در گام پیش‌پردازش، ابتدا تصویر چندطیفی و پانکروماتیک با استفاده از نرم‌افزار ENVI ترکیب شدند. سپس تصویر تلفیق شده بعد از زلزله با استفاده از نقشه‌ی قبل از زلزله و نرم‌افزار ArcGIS زمین مرجع شد. در گام طبقه‌بندی، تصویر بعد از زلزله با استفاده از روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت در محیط IDL 7.1 کلاسه‌بندی شد. تصویر ۵ طبقه‌بندی بیشترین شباهت با استفاده از روش بیشترین شباهت را نمایش می‌دهد.

دارای دو مجهول میانگین و واریانس هستند. همچنین برای یک چندجمله‌ای درجه‌ی اول (r_i, q_i, p_i) پارامترهای مجهول در لایه‌ی ۴ هستند. در مدل ANFIS از الگوریتم یادگیری ترکیبی استفاده می‌شود. این الگوریتم شامل دو مرحله است که از روش پس‌انتشار خطا و برآورد کمترین مربعات استفاده می‌شود. از روش پس‌انتشار خطا برای محاسبه‌ی عوامل توابع عضویت ورودی و از برآورد کمترین مربعات برای تعیین ضرایب مجهول (r_i, q_i, p_i) استفاده می‌شود. ابتدا الگوریتم از لایه‌ی اول به سمت لایه‌ی ۴ حرکت می‌کند. در گام نخست پارامترهای توابع عضویت ورودی یک مقدار اولیه اختیار می‌کنند و این مقدار در حرکت به سمت جلو ثابت خواهد بود. الگوریتم از لایه‌ی ۱ به سمت لایه‌ی ۴ حرکت خواهد کرد، در این لایه پارامترهای (r_i, q_i, p_i) از روش کمترین مربعات تخمین زده می‌شود. سپس خروجی مدل با خروجی مطلوب مقایسه می‌شود و یک روند برگشتی برای بهبود دقت (نزدیکی خروجی مطلوب و خروجی مدل) خواهیم داشت. در روند برگشتی عوامل به دست آمده از مرحله‌ی قبل، لایه‌ی ۴ ثابت فرض می‌شوند و الگوریتم تا لایه‌ی ۱ پیش خواهد رفت. در این لایه با استفاده از روش گرادینان نزولی پارامترهای توابع عضویت تخمین زده می‌شود. این روند رو به جلو و عقب‌انقدردامه می‌یابد تا شرط اتمام فرایند محقق گردد.

حال برای اینکه روند آموزش مدل ANFIS در این تحقیق روشن‌تر شود، فرض می‌کنیم که اطلاعات ۳ کلاس ساختمان، آوار و سایه برای ساختمان‌ها وجود دارد و تعدادی ساختمان برای تعلیم مدل ANFIS وجود دارد. هدف این است که پارامترهای مدل ANFIS به گونه‌ای تعلیم داده شوند که بتواند میزان تخریب ساختمان‌ها را تعیین کند. داده‌های تعلیمی وارد مدل ANFIS می‌شود و مقدار خروجی (میزان تخریب برآورد شده برای داده‌های تعلیمی) با خروجی مطلوب (میزان تخریب واقعی داده‌های تعلیمی) مقایسه می‌شود، در صورتی که شرط اتمام، که نزدیکی میان مقادیر خروجی و خروجی مطلوب است، محقق شود خوارزمی پایان خواهد یافت، در غیر این صورت ANFIS آنقدر این روند را تکرار می‌کند تا شرط اتمام برآورده شود. این روند به صورت طرح کلی در تصویر ۴ نمایش داده شده است.

جدول ۲: نتایج تأثیر تعداد و نوع توابع عضویت در ورودی‌ها و نوع خروجی (مرتبه‌ی اول یا ثابت) در شبکه‌ی فازی عصبی

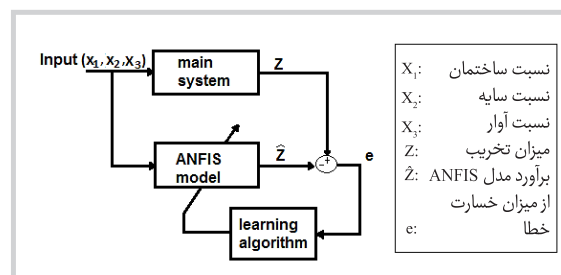
شبکه	تعداد تابع عضویت (نسبت ساختمان ورودی اول)	تعداد تابع عضویت (نسبت سایه دوم)	تعداد تابع عضویت (نسبت آوار سوم)	خطای آموزش (مرتبه‌ی اول)	خطای ارزیابی (مرتبه‌ی اول)	خطای آموزش (صفر)	خطای ارزیابی (صفر)
تابع عضویت از نوع گوسی خوارزمی آموزش: پس انتشار خطا	۱	۲	۲	۰/۱۵۴	۰/۱۷۵	۰/۱۵۶	۰/۱۶۳
	۲	۳	۳	۰/۱۶۴	۰/۱۶۵	۰/۱۷۴	۰/۱۶۰
	۳	۳	۲	۰/۱۵۲	۰/۱۸۲	۰/۱۵۶	۰/۱۷۳
	۴	۴	۲	۰/۱۶۳	۰/۱۴۰	۰/۱۵۷	۰/۱۷۹
	۵	۴	۳	۰/۱۶۱	۰/۱۷۴	۰/۱۶۷	۰/۱۶۹
تابع عضویت از نوع مثلثی خوارزمی آموزش: پس انتشار خطا	۶	۴	۴	۰/۱۵۴	۰/۲۶۰	۰/۱۷۹	۰/۱۵۲
	۷	۲	۲	۰/۱۵۷	۰/۱۱۰	۰/۱۵۵	۰/۱۲۸
	۸	۳	۲	۰/۱۵۳	۰/۱۸۱	۰/۱۵۲	۰/۱۸۵
	۹	۴	۲	۰/۱۴۷	۰/۱۵۲	۰/۱۴۶	۰/۱۲۱
	۱۰	۳	۳	۰/۱۵۵	۰/۱۹۹	۰/۱۵۲	۰/۱۹۱
	۱۱	۴	۳	۰/۱۴۲	۰/۲۵۲	۰/۱۴۹	۰/۲۴۶

تخریب ساختمان با توجه به نظر فرد خبره تعیین شد. بنابراین در منطقه‌ی مطالعاتی ۷۲ ساختمان وجود دارد که میزان تخریب آن‌ها مشخص گردید. در مرحله‌ی تصمیم‌گیری میزان تخریب ساختمان‌ها، درصد حضور کلاس‌های مختلف به‌منزله‌ی ورودی مدل ANFIS قرار خواهد گرفت تا این مدل با استفاده از داده‌های آموزشی مدل‌سازی را میان ورودی‌ها و خروجی انجام دهد. اولین گام در این مرحله، انتخاب داده‌های آموزشی و ارزیابی است که در مسئله‌ی حاضر از ۸۰ درصد داده‌های تولید شده (یعنی ۵۸ ساختمان) برای آموزش شبکه‌ی فازی عصبی و از ۲۰ درصد باقی‌مانده (یعنی ۱۴ ساختمان) برای ارزیابی نتیجه‌ی مدل استفاده شده است.

برای آموزش مدل با روش ANFIS لازم است پارامترهایی در این مدل توسط کاربر تعیین شوند؛ این پارامترها شامل تعداد توابع عضویت در هر یک از ورودی‌ها، نوع توابع عضویت در هر یک از ورودی‌ها، تعداد تکرار مرحله‌ی آموزش، خوارزمی آموزش (ترکیبی یا پس انتشار) و نوع تابع خروجی (مرتبه‌ی تابع چندجمله‌ای) هستند. در این تحقیق، تأثیر این پارامترها در خروجی نهایی تحت عنوان تحلیل حساسیت انجام می‌گیرد. پیاده‌سازی مدل ANFIS در جعبه‌ی ابزارهای منطق فازی نرم‌افزار متلب^{۱۳} صورت گرفته است. برای سنجش خطا در مرحله‌ی آموزش و مرحله‌ی ارزیابی از معیار میزان ریشه‌ی میانگین مربعات خطا^{۱۴} (RMSE) میان مقادیر خروجی مدل و مقادیر واقعی استفاده شده است (رابطه‌ی ۹). در تصویر ۶ طرح کلی آموزش مدل ANFIS نشان داده شده است.

رابطه‌ی ۹:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \hat{z}_i)^2}$$



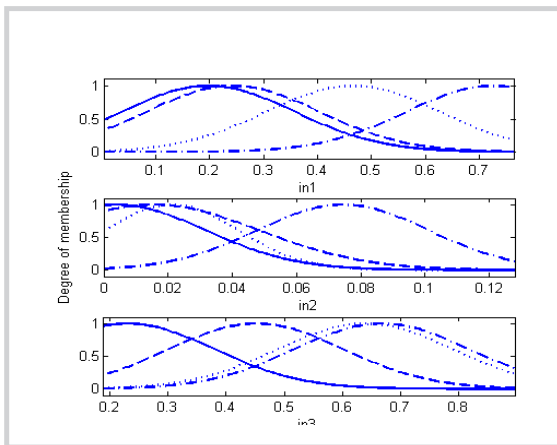
تصویر ۶: طرح کلی آموزش شبکه با استفاده از روش ANFIS

برای ارزیابی نتایج حاصل از طبقه‌بندی، از داده‌های ارزیابی که توسط یک فرد خبره از منطقه گرفته شده است، استفاده شد. جدول ۱ ماتریس خطای روش طبقه‌بندی بیشترین شباهت را نمایش می‌دهد که دارای صحت کلی ۸۵٪ است. براساس جدول ۱، بیشترین خطا در کلاس‌های ساختمان، راه و آوار رخ داده است. این موضوع به علت شباهت طیفی میان این کلاس‌ها است. کلاس راه به علت ریختن آوار و مواد ساختمان در سطح آن شباهت بیشتری به این دو کلاس پیدا کرده است. به همین دلیل صحت کاربر برای این کلاس برابر ۷۲٪ است که بیشترین مقدار خطا را نمایش می‌دهد.

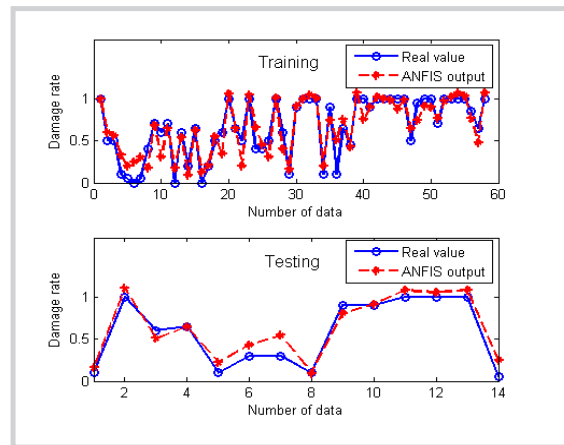
نتایج حاصل از طبقه‌بندی تصویر، کلاس‌های مختلف منطقه‌ی مورد مطالعه را نمایش می‌دهد. کلاس‌های موجود در پلیگون ساختمان‌ها با توجه به زمین مرجع بودن تصویر و نقشه، قابل استخراج هستند. به این ترتیب، مشخصه‌های نسبت کلاس‌های ساختمان، سایه و آوار در هر ساختمان از روی پلیگون ساختمان‌ها و تصویر طبقه‌بندی شده به دست آمد. همان‌طور که بیان شد، پلیگون ساختمان‌ها پس از تخریب دارای درصدهای مختلفی از این کلاس‌ها هستند. در مرحله‌ی بعد نیاز است تا درصد تخریب ساختمان‌ها برای ارزیابی روش محاسبه شود، که میزان

جدول ۳: نتایج تغییر تعداد توابع عضویت شبکه‌ی ANFIS

خطای ارزیابی	خطای آموزش	تعداد توابع عضویت ورودی سوم (نسبت آوار)	تعداد توابع عضویت ورودی دوم (نسبت سایه)	تعداد توابع عضویت (نسبت ساختمان)	شبهه
۰/۱۲۸	۰/۱۵۸	۶	۶	۶	۱۲
۰/۱۰۹	۰/۱۴۱	۴	۴	۴	۱۳
۰/۱۰۶	۰/۱۶۱	۲	۲	۲	۱۴



تصویر ۸: توابع عضویت شبکه‌ی ANFIS شماره‌ی ۱۳



تصویر ۷: میزان تطابق خروجی شبکه‌ی فازی با مقادیر واقعی داده‌ها برای داده‌های آموزش و ارزیابی

بر مبنای جدول ۲، میزان خطا در خروجی به تعداد توابع عضویت ورودی وابسته است. اما این وابستگی به صورت یک رابطه‌ی خطی نیست و به عوامل دیگر وابسته است. برای مثال در شبکه‌ی فازی ۴ برای تابع صریح درجه‌ی اول میزان خطای نقاط ارزیابی برابر ۰/۱۴۰ است که کمترین مقدار در آزمایشات با تابع عضویت گوسین با این تابع صریح بوده است. در حالی که شبکه‌ی فازی ۶ با تابع صریح درجه صفر خطایی برابر ۰/۱۵۲ برای نقاط ارزیابی دارا است. بنابراین عوامل تعداد توابع عضویت و نوع تابع صریح با یکدیگر بر روی خروجی‌ها تأثیرگذار هستند که نشان‌دهنده‌ی نبود رابطه‌ی خطی میان تعداد توابع عضویت ورودی با خطای نقاط ارزیابی است.

با استناد بر جدول ۲، خروجی ANFIS در این تحقیق به نوع تابع صریح حساس است. همچنین مشاهده می‌شود در حالتی که خروجی مدل از مرتبه‌ی صفر است، نتایج تقریباً بهتر از خروجی مرتبه‌ی یک است (شبکه‌های فازی ۱، ۲، ۳، ۵، ۶، ۹، ۱۱)، این در حالی است که معمولاً در روش ANFIS نتایج شبکه‌ی فازی با خروجی خطی بهتر از حالت خروجی مرتبه‌ی صفر می‌شود. مشابه شدن جواب‌ها این نکته را می‌رساند که تعداد عوامل خروجی شبکه‌ی فازی در حالت خطی زیاد است، بنابراین با کم کردن تعداد این عوامل می‌توان نتایج بهتری را شاهد بود؛ بدین منظور از روش خوشه‌بندی کاهشی^{۱۴} برای تولید شبکه‌ی منطق فازی با

در مرحله‌ی تحلیل حساسیت، میزان حساسیت نتایج به نوع تابع صریح، نوع تابع عضویت و تعداد توابع عضویت ورودی‌ها بررسی می‌شود. برای این منظور نتایج مدل ANFIS در ۱۰۰۰ تکرار، آموزش به روش پس‌انتشار خطا و شبکه‌ی فازی ایجاد شده به روش Grid partition، که این نوع شبکه‌ی فازی به تعداد حاصل ضرب توابع عضویت ورودی‌ها قانون وجود دارد، ثبت شد. در جدول ۲ نتایج تأثیر تعداد توابع عضویت در ورودی‌ها و نوع خروجی (مرتبه اول یا ثابت)، در شبکه‌های فازی با در نظر گرفتن دو نوع تابع عضویت مثلثی و گوسی آورده شده است.

مطابق جدول ۲، مقدار خطای نقاط ارزیابی و تعلیمی به نوع تابع عضویت حساس است. برای ویژگی‌های مورد استفاده در این تحقیق نمی‌توان به طور قطع برتری تابع گوسین و مثلثی را نسبت به یکدیگر بیان نمود. اما طی یک روند کلی بر مبنای جدول ۲، میزان خطای تابع عضویت مثلثی نسبت به گوسین با افزایش تعداد توابع عضویت افزایش می‌یابد. به عبارت دیگر، تعداد توابع عضویت ورودی مشابه از نوع گوسین و مثلثی، در تعداد توابع عضویت کم (مثلاً سیستم ۱ و ۷) تابع عضویت مثلثی دارای خطای کمتر در نقاط ارزیابی نسبت به تابع عضویت گوسین بوده است. در حالی که با افزایش تعداد توابع عضویت (سیستم ۱۰ و ۱۱) تابع عضویت مثلثی دارای خطای بیشتر در نقاط ارزیابی نسبت به تابع عضویت گوسین بوده است.

جدول ۴: ماتریس خطای نقاط تعلیمی و ارزیابی معدل شبکه‌ی فازی شماره‌ی ۹، ۴ و ۱۳

شبکه		نقاط ارزیابی				نقاط تعلیمی			
		آسیب ندیده	تخریب سنگین	ویران	صحت محصول	آسیب ندیده	تخریب سنگین	ویران	صحت محصول
۴	آسیب ندیده	۴	۰	۰	%۱۰۰	۶	۲	۰	%۷۵
	تخریب سنگین	۰	۴	۱	%۸۰	۵	۱۶	۲	%۷۰
	ویران	۰	۰	۵	%۱۰۰	۰	۳	۲۴	%۸۹
	صحت کاربر	%۱۰۰	%۱۰۰	%۸۳	Kappa: ۰/۸۹	%۵۵	%۷۶	%۹۲	Kappa: ۰/۶۷
۹	آسیب ندیده	۳	۰	۰	%۱۰۰	۶	۳	۰	%۶۷
	تخریب سنگین	۱	۴	۰	%۸۰	۵	۱۸	۲	%۷۲
	ویران	۰	۰	۶	%۱۰۰	۰	۰	۲۴	%۱۰۰
	صحت کاربر	%۷۵	%۱۰۰	%۱۰۰	Kappa: ۰/۸۹	%۵۵	%۸۶	%۹۲	Kappa: ۰/۷۳
۱۳	آسیب ندیده	۳	۰	۰	%۱۰۰	۷	۲	۰	%۷۸
	تخریب سنگین	۱	۴	۰	%۸۰	۴	۱۸	۱	%۷۸
	ویران	۰	۰	۶	%۱۰۰	۰	۱	۲۵	%۹۶
	صحت کاربر	%۷۵	%۱۰۰	%۱۰۰	Kappa: ۰/۸۹	%۶۴	%۸۶	%۹۶	Kappa: ۰/۷۸

به تعداد داده‌ها نیز هست. هرچه تعداد داده‌ها کمتر باشد، این عدد کمتر خواهد بود و از آنجا که تعداد داده‌های ارزیابی کم است امکان کاهش یافتن عدد این معیار برای داده‌های ارزیابی نسبت به داده‌های تعلیمی وجود دارد.

در تصویر ۷، میزان انطباق مقادیر تخریب تعیین شده برای ساختمان‌های تعلیمی و ارزیابی با مقادیر واقعی آن‌ها برای شبکه‌ی ۱۳ نمایش داده شده است. این موضوع نشان‌دهنده‌ی همگرایی مناسب ANFIS در شبکه‌ی ۱۳ است. به عبارت دیگر، مقادیر خروجی مدل ANFIS به شکل مناسبی به مقادیر خروجی مطلوب نزدیک شده است. تصویر ۸ توابع عضویت شبکه‌ی فازی شماره‌ی ۱۳ را برای متغیرهای ورودی یعنی درصد کلاس‌های ساختمان، سایه و آوار نمایش می‌دهد.

تاکنون در مورد خطای روش با استفاده از معیار RMSE صحبت شد که این معیار میزان خطا را به صورت کلی نمایش می‌دهد و میزان انباشت خطا را در بخش‌های خاص نمایش نمی‌دهد. به عبارت دیگر، ممکن است میزان خطا در بخشی از خروجی بیشتر از بخش‌های دیگر باشد که توسط RMSE قابل تشخیص نیست. برای تعیین خطا در بخش‌های مختلف، نتایج ANFIS (درصد تخریب ساختمان‌ها) به ۳ کلاس تخریب با مقادیر اسمی آسیب‌ندیده، تخریب سنگین و ویران دسته‌بندی شدند. گفتنی است که این متغیرها اسمی هستند و ممکن است توسط افراد مختلف عبارت‌های مختلفی نسبت داده شود. این ۳ سطح بر اساس دستورالعمل EMS98 [۲۳]، که دارای ۵ سطح

تعداد قوانین کمتر استفاده شد. دو سطر جدول ۲، که خاکستری شده‌اند، به منزله‌ی بهترین نتایج این بخش انتخاب می‌شوند.

تفاوت شبکه‌ی فازی تولید شده با روش خوشه‌بندی کاهش یافته با سیستم فازی تولید شده به روش Grid partition در تعداد قوانین شبکه‌ی فازی است. در این روش خروجی شبکه‌ی فازی از نوع مرتبه‌ی اول است و نوع توابع عضویت همواره گوسی است. در این شبکه‌ها استفاده از روش آموزش ترکیبی نسبت به روش پس انتشار خطا نتایج بهتری داشت (لذا نتایج مربوط به خوارزمی پس انتشار خطا آورده نشده است). در جدول ۳ نتایج مربوط به شبکه‌ی فازی تولید شده به روش خوشه‌بندی کاهش نشان داده شده است. تعداد تکرار در مرحله‌ی آموزش برای هر سه شبکه‌ی ۱۰۰۰ در نظر گرفته شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، میزان خطای نقاط تعلیمی و ارزیابی شبکه‌های تولید شده نسبت به حالت قبل کم‌تر است و سطر خاکستری جدول ۳ بهترین نتیجه را در میان ۳ آزمایش دارد.

نکته‌ی مهم دیگری که در نتایج جدول ۳ مشاهده می‌شود این است که خطای نقاط ارزیابی در این شبکه‌ها از خطای نقاط تعلیمی کمتر است. کم شدن میزان خطای ارزیابی نسبت به خطای تعلیمی به ندرت اتفاق می‌افتد و نشان‌دهنده‌ی این است که تطابق خروجی شبکه‌ی فازی تولید شده برای داده‌های ارزیابی به خوبی تطابق خروجی شبکه‌ی فازی برای داده‌های تعلیمی است و اینکه چرا مقدار خطای RMSE برای ارزیابی مدل کمتر از خطای آموزش است، این است که معیار خطای RMSE وابسته



جدول ۵: صحت کلی روش‌های موجود در منطقه ی بم

توضیحات	دقت کلی	روش
در ۳ سطح تخریب	٪۳۹	روش چینی و همکاران (۲۰۰۸)
در ۲ سطح تخریب	٪۷۰	گوسلا و همکاران (۲۰۰۵)
در ۳ سطح تخریب	٪۸۰	تیموری و همکاران (۲۰۰۸)
در ۴ سطح تخریب	٪۷۳	نیکنام (۲۰۱۳)
در ۴ سطح تخریب	٪۷۴	صمدزادگان و راستی‌ویسی (۲۰۰۸)
در ۵ سطح تخریب	٪۹۰	راستی‌ویسی و همکاران (۲۰۱۳)

تصویر ۹: نقشه ی تخریب شبکه ی ANFIS شماره ی ۱۳

دقت کلی روش گوسلا در سال ۲۰۰۵ [۶]، در ۲ سطح تخریب، ٪۷۰ اعلام شد که دقت روش پیشنهادی از این روش بهتر بوده است، با این تفاوت که این روش، روشی غیردانش پایه است. دقت روش پیشنهادی با روش‌های نیکنام در سال ۲۰۱۳ [۱۲]، صمدزادگان و راستی‌ویسی در سال ۲۰۰۸ [۱۱] و راستی‌ویسی و همکاران در سال ۲۰۱۳ [۷]، اگرچه دارای استانداردهایی متفاوت هستند، از نظر دقت کلی قابل مقایسه است که نشان دهنده ی دقت مناسب روش پیشنهادی است. جدول ۵ به صورت خلاصه دقت روش‌های ارزیابی خسارت به ساختمان در منطقه ی بم را نمایش می‌دهد.

پس از بررسی و انجام تحلیل حساسیت بر روی نتایج، نقشه ی تخریب منطقه را می‌توان تولید کرد. نقشه ی تخریب برای شبکه ی فازی شماره ی ۱۳ به علت دارا بودن کمترین خطا نسبت به شبکه‌های دیگر تولید شد که در تصویر ۹ نمایش داده شده است. همان‌طور که در تصویر ۹ مشاهده می‌شود، بیشتر ساختمان‌ها دارای کلاس ویران و تخریب سنگین هستند.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق، یک روش دانش‌پایه مبتنی بر اطلاعات در سطح پیکسل و نقشه ی برداری ساختمان‌ها برای بررسی میزان قابلیت ANFIS در تعیین درجه ی تخریب ساختمان‌ها در منطقه ی زلزله‌زده استفاده شد. در روش پیشنهادی درصد کلاس‌های ساختمان، سایه و آوار با استفاده از پلیگون ساختمان‌ها و تصویر طبقه‌بندی شده از روش بیشترین شباهت محاسبه شدند. مدل ANFIS به علت ترکیب فازی سوگینو و شبکه ی عصبی ابزاری قوی با قابلیت تغییر در مناطق مختلف است. نتایج این تحقیق توانایی بالای مدل ANFIS را به منزله ی ابزار تصمیم‌گیری نشان می‌دهد. نتایج تحلیل حساسیت بر روی نوع تابع عضویت نشان دهنده ی حساسیت خروجی‌ها به این عوامل است. آزمایشات نشان می‌دهد که نتایج به تعداد توابع عضویت ورودی‌ها حساس است. حساسیت نتایج به نوع تابع صریح مدل

تخریب برای ساختمان‌ها است، انتخاب شده است. بر اساس نظر نویسندگان این مقاله از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک مکانی بالا می‌توان ۳ سطح از ۵ سطح دستورالعمل EMS98 را آشکار کرد. ماتریس خطای شبکه‌های فازی ۴، ۹ و ۱۳ برای نقاط تعلیمی و ارزیابی در جدول ۴ نمایش داده شده است. مطابق جدول ۴، بیشترین خطا در کلاس آسیب‌ندیده و کمترین خطا در کلاس ویران بوده است. بنابراین می‌توان به این نکته اشاره کرد که روش پیشنهادی در ۲ کلاس ویران و تخریب سنگین بسیار کارآمد بوده است. خطا در کلاس‌های مختلف ناشی از چندین عامل اساسی است. یکی از عوامل خطا در طبقه‌بندی است. به عبارت دیگر، خطا در تصویر طبقه‌بندی شده موجب انتشار خطا در درصد تخریب ساختمان‌ها می‌شود. خطای طبقه‌بندی متأثر از عوامل زیادی نظیر تغییرات زیاد درجات خاکستری در کلاس‌ها، شباهت طیفی کلاس‌ها و خطای طبقه‌بندی‌کننده به علت فرضیات آن است. برای نمونه ساختمان، که با علامت اشاره‌گر دست در تصویر ۹ نمایش داده شده است، به اشتباه از کلاس آسیب‌ندیده به کلاس ویران طبقه‌بندی شده است. این خطا به علت طبقه‌بندی نادرست این ساختمان رخ داده است. به صورت موشکافانه، طیف این ساختمان با طیف ساختمان‌های دیگر در این منطقه تفاوت آشکار دارد و ویژگی‌های طیفی به تنهایی قابلیت شناخت این ساختمان از ساختمان‌های غالب منطقه را ندارند. یکی دیگر از منابع خطا، خطای مدل‌سازی (در اینجا ANFIS) در نتایج نهایی است که این موضوع به علت فقدان روش مدل‌سازی ایدئال همواره وجود دارد.

تا کنون دقت روش پیشنهادی با استفاده از ماتریس خطا و معیار RMSE محاسبه شد. در این بخش مقایسه‌ای میان روش پیشنهادی با سایر روش‌ها که در منطقه ی بم پیاده‌سازی شده‌اند، انجام می‌شود. دقت روش پیشنهادی نسبت به دقت روش چینی و همکاران در سال ۲۰۰۸ با صحت کلی ٪۳۹ [۹] و روش تیموری و همکاران در سال ۲۰۰۸ با صحت کلی ٪۸۰ [۱۰]، که دارای استانداردی مشابه این روش هستند، مناسب ارزیابی می‌شود.

پی‌نوشت

1. Geomatic
2. High Resolution
3. GLCM
4. Close
5. Open
6. Firing strength
7. Back propagation
8. Hybrid
9. Least square
10. Sensitivity Analysis
11. Uncertainty Analysis
12. MATLAB
13. Root Mean Squared Error
14. Sub. clustering

منابع

1. N. Mishra, P. S. Kumar, R.C handrakanth, R. Ramachandran, and R. Krishnan (2008). Automatic assessment of earthquake damaged area using scae space classification techniques. *ISPRS Journal Of Photogrammetry and Remote Sensing*, vol. XXX-VII, 1533-1536.
2. Y. Iwasaki and F. Yamazaki (2011). Detection of Building Collapse from the Shadow Lengths in Optical Satellite images. in *Proc. 32nd Asian Conference on Remote Sensing*.
3. T. T. Vu, M. Matsuoka, and F. Yamazaki (2004). Shadow analysis in assisting damage detection due to earthquakes from QuickBird imagery. in *Proceedings of the 10th international society for photogrammetry and remote sensing congress*, 607-611.
4. E. Sumer and M. Turker (2004). Building damage detection from post-earthquake aerial images using watershed segmentation in Golcuk, Turkey. in *Proceedings of XXth International Society for Photogrammetry and Remote Sensing (ISPRS'04) Congress, Commission VII, July*, 12-23.
5. G. Andre, L. Chiroiu, C. Mering, and F. Chopin (2003). Building destruction and damage assessment after earthquake using high resolution optical sensors. The case of the Gujarat earthquake of January 26, 2001. in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, IGARSS'03. Proceedings. 2003 IEEE International*, 200, 2398-2400.
6. L. Gusella, C. K. Huyck, B. J. Adams, S. Cho, and H. Chung (2005). Damage assessment with very-high resolution optical Imagery following the December 26, 2003 Bam, Iran earthquake. in *Proceedings of the 3rd International Workshop on Remote Sensing for Post-Disaster Response, Chiba, Japan*.
7. H. Rastiveis, F. Samadzadegan, and P. Reinartz (2013). A fuzzy decision making system for building damage map creation using high resolution satellite imagery. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, vol. 13, 455-472.
8. S. Ahadzadeh, M. Valadanouzj, and S. Sadegian (2008). *Detection of damaged buildings after an earthquake using artificial neural network algorithm*. ISPRS 21st. Silk road for information from imagery, Beijing.

ANFIS موجب استفاده از روش خوشه‌بندی کاهشی برای ایجاد شبکه‌ی فازی شد که نتایج نشان‌دهنده‌ی دقت بهتر این روش نسبت به روش Grid partition است.

برای مقایسه‌ی روش پیشنهادی با روش‌های دیگر و میزان حضور خطا در کلاس‌های مختلف، درصد تخریب ساختمان‌ها به ۳ کلاس طبقه‌بندی شد. نتایج حاصل از ANFIS در ۳ گروه معنادار برای امداد رسانی دسته‌بندی شدند. تمام ساختمان‌های یک منطقه برای بررسی کارایی روش مورد استفاده قرار گرفت. صحت کلی داده‌های تعلیمی و ارزیابی برای سیستمی از تابع عضویت گوسی با تعداد توابع عضویت ۴، ۲، ۴ در ورودی‌ها به ترتیب ۷۹٪ و ۹۲٪ محاسبه شد. صحت کلی داده‌های تعلیمی و ارزیابی برای شبکه‌ی فازی با تابع عضویت مثلثی با تعداد توابع عضویت ۴، ۲، ۴ در ورودی‌ها به ترتیب ۸۲٪ و ۹۲٪ محاسبه شد و صحت کلی داده‌های تعلیمی و ارزیابی برای شبکه‌ی فازی ایجاد شده به روش خوشه‌بندی کاهشی با توابع عضویت گوسی با تعداد توابع عضویت ۴، ۴، ۴ در ورودی‌ها به ترتیب ۸۶٪ و ۹۲٪ محاسبه شد. مقایسه‌ی دقت روش پیشنهادی با روش‌های دیگر که در این منطقه پیاده‌سازی شده‌اند، نشان از کارایی این روش نسبت به روش‌های دیگر دارد.

در این تحقیق از یک روش دانش‌پایه، مبتنی بر نقشه‌ی قبل از زلزله، استفاده شد. بدیهی است که نیاز این روش نقشه‌ی به‌هنگام از منطقه است، بنابراین توصیه می‌شود که روش غیردانش‌پایه مشابه این روش در آینده پیاده‌سازی شود. روش پیشنهادی بر اساس اطلاعات در سطح پیکسل است که پیشنهاد می‌شود از اطلاعات در سطح شیء برای بهبود دقت در آینده استفاده شود. استفاده از ویژگی‌های همسایگی نظیر اطلاعات بافت در طبقه‌بندی می‌تواند موجب افزایش کارایی مدل ANFIS در تحقیقات آتی شود. در این پژوهش، در تعیین میزان تخریب ساختمان‌ها از تصاویر اپتیک ماهواره‌ای که دارای دید قائم هستند استفاده شد که توانایی تعیین تخریب از سقف ساختمان را دارند. توصیه می‌شود از داده‌های ارتفاعی نظیر LIDAR برای تعیین تخریب ساختمان‌های فرونشست کرده و آسیب‌دیده که در تصاویر اپتیک قابل تشخیص نیست، استفاده شود. در نهایت، با توجه به حساسیت خروجی‌ها به پارامترهای مدل ANFIS برای ویژگی‌های مورد استفاده به‌منزله‌ی ورودی در این منطقه توصیه می‌شود. همچنین توصیه می‌شود این مدل در مناطق دیگر و ویژگی‌های ورودی دیگر نظیر بافتی، طیفی، هندسی و همسایگی مورد استفاده قرار گیرد.

سپاسگزاری

از سازمان نقشه‌برداری کشور برای در اختیار گذاشتن نقشه‌ی قبل از زلزله‌ی شهر بيم کمال تشکر را داریم. همچنین از داوران این مقاله که با پیشنهادهای ارزنده‌ی خود موجب افزایش کیفیت مقاله شدند، تشکر می‌نماییم.

۹۰

شماره هفتم
بهار و تابستان
۱۳۹۴

دوفصلنامه
علمی و پژوهشی



تعیین میزان تخریب ساختمان‌ها پس از زلزله با به
کارگیری مدل ANFIS و تصاویر سنجنش از راه دور

- ments and decision-making? *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, vol. 16, 63-76.
23. U. F. E. M. Agency and U. S. o. America (2001). Guide for All-Hazard Emergency Operations Planni
9. M. Chini, C. Bignami, S. Stramondo, W. J. Emery, and N. Pierdicca (2008). Quickbird Panchromatic Images for Mapping Damage at Building Scale Caused by the 2003 Bam Earthquake. in *Geoscience and Remote Sensing Symposium, 2008. IGARSS 2008. IEEE International*, II-1029-II-1031.
10. M. Teimouri, M. Delavar, S. Kolyaie, S. Chavoshi, and H. Kiavarz Moghaddam (2008). A SDSS-based earthquake damage assessment for emergency response: case study in Bam. *Int Arch Photogram Remote Sens Spatial Inform Sci*, vol. 37, 451-456.
11. F. Samadzadegan and H. Rastiveisi (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*, vol. 37, 415-420.
12. A. Niknam (2013). *A Fuzzy System Design for Building Damage Assessment after Earthquake Using Remote Sensing Data(in Persian)*. Master of science thesis , K.N.Toosi University of technology.
13. H. Rastiveisi, (2007). *Determination of Earthquake Destruction of Building, Using High Resolution Satellite Imagery (in Persian)*. Master of science thesis, university of Tehran.
14. F. Samadzadegan, M. kiavarz, and M. J. V. zoje (2008). *Extraction of damage buildings due to earthquake from high resolution imagery using texture analysis (in persian)*. NCC, Tehran, Iran.
15. A. Haghighattalab (2010). *Post-earthquake Damage Degree Assessment of Road Networks using Remote Sensing Technology And GIS*. Master of science, K. N. Toosi University of Technology.
16. J. A. Richards and X. Jia (2006). *Remote sensing digital image analysis-hardback*. ed: Springer, Berlin/Heidelberg.
17. J.-S. R. Jang, C.-T. Sun, and E. Mizutani (1997). Neuro-fuzzy and soft computing-a computational approach to learning and machine intelligence [Book Review]. *Automatic Control, IEEE Transactions on*, vol. 42, 1482-1484.
18. J.-S. Jang and C.-T. Sun (1995). Neuro-fuzzy modeling and control. *Proceedings of the IEEE*, vol. 83, 378-406.
19. J.-S. Jang (1993). ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*, vol. 23, 665-685.
20. W. A. Lodwick (1989). Developing confidence limits on errors of suitability analyses in geographical information systems. *Accuracy of spatial databases*, 69-80.
21. D. Hwang, H. A. Karimi, and D. W. Byun (1998). Uncertainty analysis of environmental models within GIS environments. *Computers & Geosciences*, vol. 24, 119-130.
22. S. Tarantola, N. Giglioli, J. Jesinghaus, and A. Saltelli (2002). Can global sensitivity analysis steer the implementation of models for environmental assess-

