

بررسی و استخراج تخریب‌های ساختمانی ناشی از وقوع زلزله با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با توان تفکیک زیاد

علی اصغر حسین‌زاده ده‌آبادی (ahoseinzadeh@ut.ac.ir)

کارشناسی ارشد سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران
میشم ارگانی*

استادیار، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران

علی درویشی بلورانی (ali.darvishi@ut.ac.ir)

دانشیار، دانشکده جغرافیا، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت ۱۳۹۸/۶/۳ - تاریخ پذیرش ۱۳۹۸/۸/۱۸)

چکیده

زلزله یکی از بلایای طبیعی است که در صورت شدت داشتن در مناطق پرجمعیت، فاجعه انسانی بزرگی را ایجاد خواهد کرد. زلزله ممکن است آثار ویرانگر جانی و مالی چشمگیری را به‌ویژه در مناطق شهری داشته باشد. مشاهده نقشه ساختمان‌های آسیب‌دیده برای متخصصان مدیریت بحران حیاتی است و به آنها کمک می‌کند تا گروه‌های نجات را در کوتاه‌مدت به محل‌های آسیب‌دیده هدایت کنند. سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی، ابزاری کارآمد برای بررسی سریع وضعیت ساختمان‌های آسیب‌دیده در مناطق شهری پس از زلزله محسوب می‌شود. این پژوهش با هدف تشخیص ساختمان‌های تخریب‌شده ناشی از زلزله با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار زیاد و مقایسه روش‌های پربازده موجود انجام گرفته است. برای رسیدن به این اهداف از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بسیار زیاد مربوط به قبل و بعد از زلزله در شهر بم و نقشه تخریب مشاهده‌شده از منطقه استفاده شده است. در این پژوهش پس از محاسبه ویژگی‌های بافتی تصاویر با استفاده از تحلیل آماری رگرسیون لجستیک و همبستگی، بهترین و مناسب‌ترین شاخص‌های بافتی انتخاب شدند. سپس با استفاده از مقادیر بافتی بهینه به‌دست‌آمده و پیاده‌سازی سیستم‌های شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، سیستم استنتاج عصبی - فازی سازگار (ANFIS)، روش الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)، وضعیت تخریب ساختمان‌ها طبقه‌بندی شد. در نهایت، دقت همه روش‌های ارائه‌شده با یکدیگر مقایسه و بهترین روش پیشنهادی انتخاب و معرفی شد. با توجه به نتایج، هر سه روش MLP، SVM و ANFIS برای طبقه‌بندی درجات تخریب ساختمان‌ها خوب بود، اما روش ANFIS با اختلاف ۱ درصد در دقت کلی و ۴ درصد در ضریب کاپا و ۱/۷ درصد در RMSE بهتر بود.

واژه‌های کلیدی: روش الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)، زلزله، سیستم استنتاج عصبی - فازی سازگار (ANFIS)، شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)، نقشه تخریب ساختمان.

مقدمه

بشر همواره در معرض پیشامدهای اجتماعی، اقتصادی، نظامی، صنعتی و طبیعی قرار دارد. در میان این پیشامدها، سوانح طبیعی از جمله رخدادهایی است که بشر در طول تاریخ با آن سروکار داشته و خواهد داشت. بلایای طبیعی، به ویژه در مناطق شهری، موجب خسارت‌های جانی و مالی فراوان می‌شوند. زلزله یکی از بلایای طبیعی است که در صورت وقوع شدید در مناطق پرجمعیت، فاجعه انسانی بزرگی ایجاد خواهد کرد. ایران به دلیل قرار گرفتن در منطقه همگرایی صفحه عربستان در جنوب و صفحه اوراسیا در شمال، از نظر تکتونیکی منطقه‌ای بدون ثبات محسوب می‌شود. وقوع زلزله‌های مکرر و مخرب در ایران این واقعیت را تأیید کرده است، به طور میانگین در ایران هر هفت سال یک زلزله قوی و دارای خسارت جانی و مالی زیاد روی داده است. نجات مردم پس از وقوع زلزله از زیر آوار و مناطق آسیب دیده، موجب کاهش تلفات جانی خواهد شد، اما این موضوع زمانی می‌تواند بیشترین بازدهی را داشته باشد که عملیات امداد و نجات سریع با طرح و هدف باشد. این موضوع از مهم‌ترین دغدغه‌های مدیران مدیریت بحران هر کشور است. ساختمان‌ها بیشترین تخریب را در اثر وقوع زلزله تجربه می‌کنند. آسیب ناشی از زمین‌لرزه به ساختمان‌ها از مهم‌ترین تهدیدها در شهرهاست [۱۰].

شدت آسیب ساختمان‌های فروریخته و درجه تخریب آنها، اطلاعات ارزشمندی را برای عملیات بازسازی و امداد و نجات، پایش دسترسی و ورود مجدد به مناطق آسیب دیده، آواربرداری، ترمیم تأسیسات و تعمیر خطوط حیاتی و تفتیش و بازرسی در نواحی آسیب دیده در اختیار قرار می‌دهد [۷].

این نوع اطلاعات به طور معمول به صورت نقشه تخریب ساختمان‌ها ارائه می‌شود. نقشه تخریب ساختمان‌ها نقشه‌ای است که روی آن وضعیت ساختمان‌ها از لحاظ تخریب یا سالم بودن و نیز درجه تخریب هر ساختمان مشخص شده است [۶].

نقشه تخریب ساختمان‌ها را می‌توان از طریق عملیات زمینی و گروه‌های شناسایی و با دقت زیاد انجام داد، اما این روش نیازمند زمان و امکانات بسیار است. در حالی که بعد از وقوع زلزله و ایجاد تخریب‌های شدید باید عملیات شناسایی و تخمین شدت تخریب با سرعت زیادی انجام گیرد. برای رسیدن به این هدف، عکس‌های هوایی و تصاویر ماهواره‌ای داده‌های بسیار کارآمدی خواهند بود. پیشرفت‌های اخیر در زمینه ماهواره‌ها از لحاظ قدرت تفکیک مکانی، طیفی، زمانی و حتی پیشرفت در زمینه پردازش تصاویر نیز این امکان را فراهم آورده است تا بتوان تغییرات در مناطق مورد نظر را از طریق تجزیه و تحلیل تصاویر مشاهده کرد. سنسجش از دور (RS) و

فناوری اطلاعات جغرافیایی (GIS) ابزاری کارآمد برای نظارت سریع ساختمان‌های آسیب‌دیده در مناطق شهری پس از زلزله است [۱۳]. هدف این پژوهش، شناسایی و استخراج شدت تخریب ساختمان‌ها ناشی از زلزله با استفاده از بررسی ویژگی‌های بافتی عوارض در تصویر و مقایسه روش‌های طبقه‌بندی تخریب ساختمان و معرفی بهترین تکنیک با توجه به منطقه تحقیق است.

مرور تحقیقات پیشین

کاتروفو و همکاران در سال ۲۰۱۸ پژوهشی با عنوان مقیاس ارزیابی آسیب ساختمان برای تصاویر سنجنش از دور VHR^۱ انجام دادند. در این مطالعه، یک مقیاس آسیب ساختمان و دستورالعمل‌های تفسیر مربوط به‌طور استاندارد توسط ذی‌نفعان اصلی به‌کار گرفته شد. تجزیه و تحلیل تصاویر سنجنش از دور VHR نتایج نشان داد که از تصاویر VHR نمی‌توان به‌طور مستقیم مقادیر مقیاس آسیب‌پذیری را که مربوط به آسیب‌های ساختاری اندک است، استفاده کرد. پژوهش نشان می‌دهد که استفاده از کلاس‌های مختلف آسیب و تفسیر دستورالعمل‌ها با نمونه‌های عملیاتی میدانی ضروری است تا دقت موضوعی آنالیز افزایش یابد [۹].

مندرسا و همکاران در سال ۲۰۱۵، روشی را برای شناسایی خودکار تشخیص ساختمان‌های آسیب‌دیده از طریق تجزیه و تحلیل تغییر با کمک RS و GIS در مورد زمین‌لرزه وان ارچیش ایجاد کردند. در این تحقیق قبل و بعد از رویداد، مدل‌های سطح رقومی نرمال‌شده^۲ (DSM) از راه کمینه کردن مدل ارتفاعی رقومی^۳ (DEM) و مدل سطح رقومی (DSM) برای سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۱۱ تولید شده‌اند. تفاوت‌های تصویری بین DEM و DSM پیش از رویداد و پس از آن، پایگاه داده قبل و بعد از رویداد را برای ساختمان‌های آسیب‌دیده تشکیل دادند. سپس تجزیه و تحلیل تغییرات به DSM برای شناسایی ساختمان‌های آسیب‌دیده اعمال شد و عملکرد تجزیه و تحلیل با استفاده از روش ارزیابی دقت با استفاده از داده‌های کشش واقعی زمین واقعی ارزیابی شد. نتایج نشان می‌دهد که رویکرد پیشنهادی برای تشخیص خودکار ساختمان‌های آسیب‌دیده تشویق می‌کند و این روش صرفه‌جویی در وقت برای نظارت بر ساختمان‌ها پس از زلزله است [۱۳].

یامازاکی و همکاران نیز در تحقیق دیگری با استفاده از تصویر QuickBird شهر قم به استخراج مناطق آسیب‌دیده پس از زلزله پرداختند. در این تحقیق ابتدا با در نظر گرفتن

1. Very High Resolution
2. Digital surface model
3. Digital elevation model

کوچک‌ترین و بزرگ‌ترین ساختمان موجود در تصویر از کوچک‌ترین تا بزرگ‌ترین اندازه فضای مقیاس تشکیل شد و سپس در هر مقیاس با در نظر گرفتن یازده کلاس الگوریتم خوشه‌بندی k-mean انجام گرفت. مناطق کاملاً تخریب‌شده براساس آنالیز بافت استخراج شده و به درجات یک تا سه تقسیم شدند [۱۵].

مواد و روش‌ها

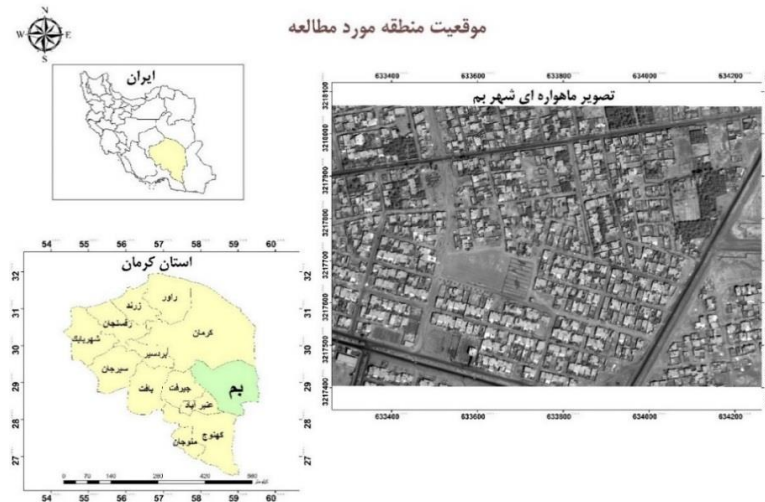
منطقه تحقیق

شهرستان بم از شهرستان‌های استان کرمان در جنوب شرقی ایران است. مرکز این شهرستان شهر بم است. جمعیت این شهرستان بنا بر سرشماری سال ۱۳۹۵ مرکز آمار ایران ۲۲۸۲۴۱ نفر بوده است. مرکز این شهرستان از نظر جغرافیایی در ۵۸ درجه و ۲۱ دقیقه طول شرقی و ۲۹ درجه و ۶ دقیقه عرض شمالی واقع شده است. ارتفاع منطقه از سطح دریا ۱۰۵۰ متر و مساحت شهرستان بم ۱۷۷۵۵ کیلومتر مربع است. در روز جمعه ۱۵ دی ماه ۱۳۸۲ در ساعت ۵:۲۶ بامداد (به وقت محلی) به مدت ۱۲ ثانیه، زلزله‌ای به قدرت ۶/۶ ریشتر در عمق ۸/۵ کیلومتری در شهر بم رخ داد. طبق گزارش دولت، این زمین‌لرزه ۲۶۲۷۱ کشته، ۳۰ هزار مجروح و بیش از ۱۰۰ هزار بی‌خانمان به‌جای گذاشت. علت انتخاب منطقه، شدت تخریب و تلفات ناشی از این زلزله است. زلزله بم تلفات مالی و جانی فراوانی داشت و ۷۰ درصد از سازه‌های شهر به‌کلی تخریب شدند. با توجه به دسترسی نداشتن به داده‌های زلزله‌های اخیر کشور همچون زلزله کرمانشاه و تأکید بر اجرای پروژه در کشور ایران و دقت‌سنجی پژوهش انجام‌گرفته، این منطقه به‌عنوان منطقه تحقیق انتخاب شد.

منابع داده

داده ماهواره‌ای

تصاویر لازم برای اجرای این پژوهش باید قبل و بعد از وقوع زلزله را پوشش دهد. در اینجا تصویر منطقه، قبل از وقوع زلزله، تصاویر ماهواره QuickBird با قدرت تفکیک ۶۱ سانتی‌متر است که در تاریخ ۳۰ سپتامبر ۲۰۰۳ مربوط به سه ماه قبل از زلزله اخذ شده است و تصویر منطقه بعد از وقوع زلزله نیز در تاریخ ۳ ژانویه ۲۰۰۴ یک هفته بعد از وقوع زلزله توسط ماهواره QuickBird به ثبت رسیده است.



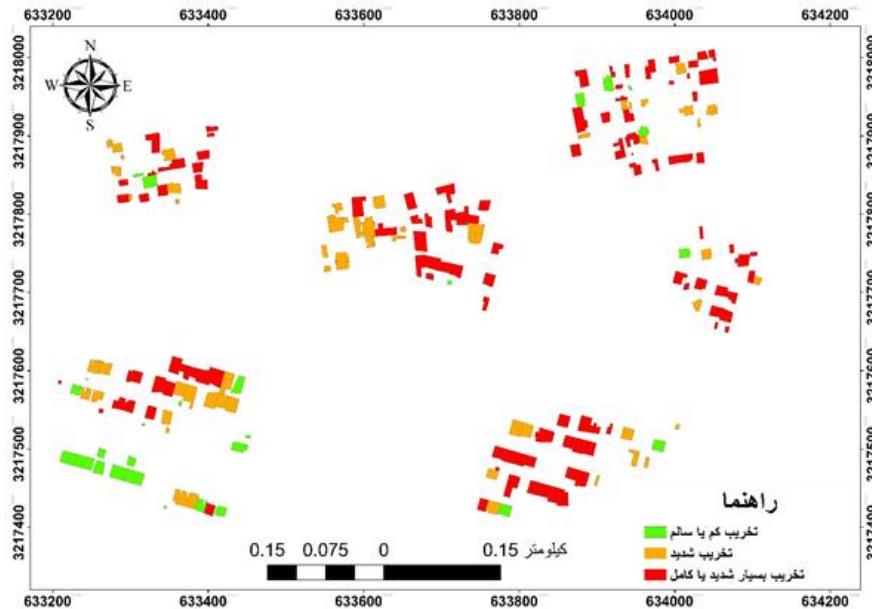
شکل ۱. موقعیت منطقه تحقیق

جدول ۱. ویژگی‌های تصاویر ماهواره‌ای

تصاویر	قبل از زلزله	بعد از زلزله
منبع تصویربرداری	QuickBird	QuickBird
زمان اخذ تصویر	۳۰ سپتامبر ۲۰۰۳	۳ ژانویه ۲۰۰۴
قدرت تفکیک پانکروماتیک	۰/۶۱ متر	۰/۶۱ متر
قدرت تفکیک چندطیفی	۲/۴۴ متر	۲/۴۴ متر

داده زمینی

همان‌طور که در مقدمه ذکر شد، نقشه تخریب ساختمان نقشه‌ای است که در آن موقعیت و وضعیت ساختمان‌ها را از لحاظ شدت تخریب یا سالم بودن مشخص می‌کند. درجه تخریب ساختمان به‌طور معمول براساس EMS-98 بیان می‌شود. مقیاس EMS-98 مبنایی برای ارزیابی شدت زلزله در کشورهای اروپایی است که در سال‌های اخیر برخی کشورهای خارج از اروپا نیز از آن استفاده کرده‌اند [۱۱]. نقشه تخریب به‌منزله داده کمی (زمینی) برای تعیین موقعیت ساختمان‌ها استفاده شد و همچنین مبنای ارزیابی این پژوهش قرار گرفت، یامازاکی و همکاران این نقشه را تهیه کرده‌اند که به‌صورت نقاطی از موقعیت و وضعیت درجه تخریب ساختمان‌هاست (شکل ۲) [۱۶].



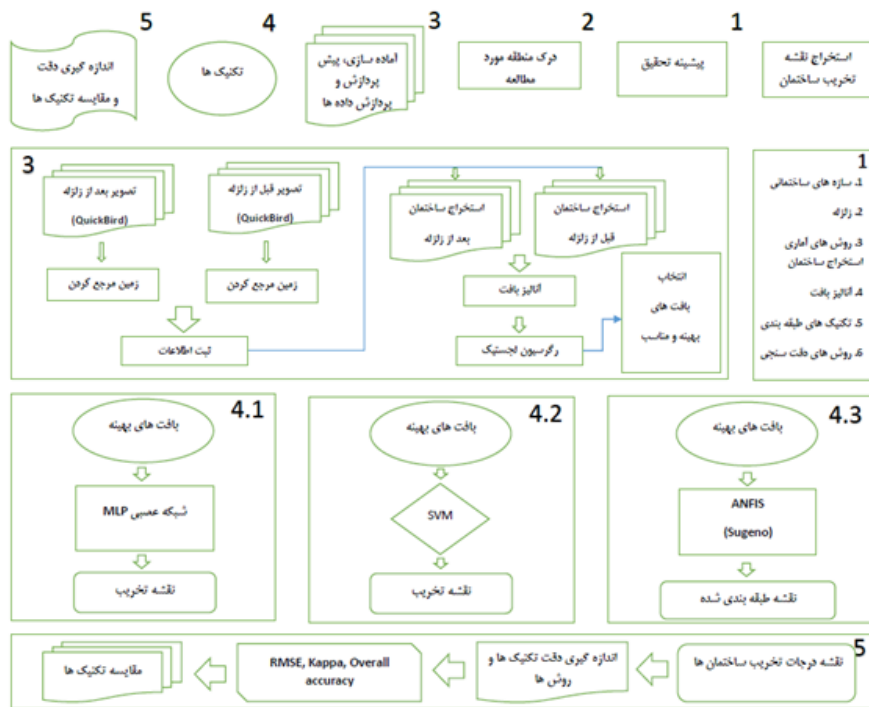
شکل ۲. نقشه نقاط زمینی

روش تحقیق

با توجه به هدف مطالعه و همچنین مراحل ذکر شده برای اجرای پژوهش، می‌توان روند انجام آن را در شکل ۳ نمایش داد.

برای افزایش دقت محاسبات، قبل از پردازش تصاویر، ابتدا یک مرحله پیش‌پردازش روی داده‌های خام انجام می‌گیرد. مرحله پیش‌پردازش داده‌ها در این پژوهش شامل تصحیح هندسی است که هم‌مختصات کردن تصاویر است.

با توجه به هدف این پژوهش، باید ساختمان‌ها از تصاویر قبل و بعد از وقوع زلزله استخراج شوند. در صورت وجود نقشه ساختمان‌ها می‌شود برای استخراج آنها اقدام کرد، اما در صورت نبود نقشه، تعریف کلاس ساختمان و استخراج ساختمان‌ها براساس آن با طبقه‌بندی عوارض موجود یا به صورت بصری با استفاده از تصاویر موجود با قدرت تفکیک مکانی زیاد و با دقت زیاد امکان پذیر است. پس از استخراج ساختمان‌ها از روی تصاویر، به استخراج توصیف‌گرهای بافتی پرداخته می‌شود. پس از محاسبه ویژگی‌های بافتی مورد نظر در دو تصویر زلزله، با تقسیم بیشترین ارزش به دست آمده برای هر بافت، مقادیر به دست آمده نرمال می‌شوند. سپس این توصیف‌گرها برای انتخاب بهترین توصیفگر بافتی آماده می‌شوند.



شکل ۳. فلوچارت مراحل پژوهش

تحلیل توصیفگرهای بافتی با استفاده از رگرسیون لجستیک

رگرسیون لجستیک یک مدل ریاضی است که می‌تواند برای توصیف رابطه چند متغیر X با یک متغیر وابسته دو یا چندحالتی به‌عنوان Y استفاده شود. برای بررسی رابطه بین دو متغیر کمی نرمال، غیرنرمال از تحلیل همبستگی و برای توصیف رابطه میان متغیرهای مستقل و وابسته، پیش‌بینی متغیر وابسته براساس متغیرهای مستقل و کنترل متغیرهای مخدوش‌کننده، در قالب یک معادله از تحلیل رگرسیون استفاده می‌شود [۲].

با محاسبه اختلاف بین توصیفگرهای بافتی در تصویر قبل و بعد از زلزله، مقدار حاصل به‌عنوان متغیر مستقل و وضعیت تخریب یا سلامت ساختمان‌ها به‌عنوان متغیر وابسته در رگرسیون استفاده شد. رگرسیون لجستیک با بررسی رابطه بین بافت و درجه تخریب هر ساختمان، بافت‌هایی را شناسایی می‌کند که در شناسایی درجه تخریب هر ساختمان دقت بیشتری دارند. انتخاب بهترین بافت براساس معنادار بودن آزمون آماری و همچنین ضریب

همبستگی هر بافت انجام می‌گیرد. ضریب همبستگی نیز میزان همبستگی متغیر مستقل و وابسته را مشخص می‌کند که در این پژوهش متغیرهایی که بیشترین درصد همبستگی را داشته باشند در صورت معنادار بودن آزمون آماری آنها انتخاب خواهند شد. پس از انتخاب بافت‌های بهینه با استفاده از روش مذکور، مقادیر بافتی برای تعیین شدت تخریب ساختمان استفاده می‌شود. روش‌های این کار به صورت مختصر در زیر توضیح داده شده‌اند.

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)^۱

برای کار با شبکه عصبی مصنوعی ابتدا باید پارامترهای مؤثر در شناسایی درجات تخریب از یکدیگر به عنوان لایه‌های ورودی در اختیار شبکه قرار گیرد. سپس تعدادی داده تعلیمی باید به شبکه داده شود تا شبکه با استفاده از نقاط تعلیمی، حد تأثیر هر یک از لایه‌های ورودی را تعیین کند. این داده‌ها همان نمونه‌های درجات تخریب هستند. در واقع شبکه با این کار، آموزش لازم برای روبه‌رو شدن با داده‌های جدید را به دست آورده است. در نهایت می‌توان بعد از آموزش شبکه، داده‌های هر قطعه از منطقه تحت مطالعه را در اختیار شبکه تعلیم‌دیده قرار داد و در پایان، شبکه با استفاده از آنچه قبلاً آموخته است، نوع تخریب‌های ساختمانی را مشخص می‌کند. شبکه عصبی انواع مختلفی دارد که در این پژوهش از روش پرسپترون چندلایه با الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده شد. الگوریتم پس‌انتشار خطا دارای سه الگوریتم یادگیری است: شبکه با ضریب یادگیری ساده، شبکه با ضریب یادگیری متغیر (trainbpX) و شبکه‌ای که از روش لونیبرگ-مارکوات استفاده می‌کند. در این مطالعه از روش لونیبرگ-مارکوات برای آموزش شبکه MLP استفاده شد. در این نوع شبکه از یک لایه ورودی برای اعمال ورودی‌های مسئله یک لایه پنهان و یک لایه خروجی که در نهایت پاسخ‌های مسئله را ارائه می‌کنند، استفاده می‌شود. اجرای شبکه نیازمند Input یا همان پارامترهای مؤثر در شناسایی تخریب ساختمانی، Target یا همان داده‌های آموزشی شبکه (درجات تخریب) و انتخاب تعداد لایه‌های میانی یا پنهان خواهد بود. برای انتخاب تعداد نورون‌های لایه‌های میانی یا پنهان از روش آزمون و خطا استفاده شد. در روش آزمون و خطا بهترین انتخاب برای تعداد نورون‌های لایه میانی، زمانی ایجاد می‌شود که در طی مراحل آموزش و آزمایش شبکه، خطای شبکه به کمترین حد ممکن برسد [۱].

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با چهار لایه ورودی، سه لایه پنهان و ۲۰۶ نمونه آموزشی برای درجات تخریبی ساختمان‌ها و طبقه‌بندی درجات تخریب آموزش داده شد.

الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM)^۱

SVM یک روش آماری غیرپارامتریک نظارت شده است. در این روش با استفاده از همهٔ باندها و یک الگوریتم بهینه‌سازی، نمونه‌هایی که مرزهای کلاس‌ها را تشکیل می‌دهند به دست می‌آید و با استفاده از آنها یک مرز تصمیم‌گیری خطی بهینه برای جدا کردن کلاس‌ها محاسبه می‌شود. مرز تصمیم‌گیری به گونه‌ای است که فاصلهٔ نزدیک‌ترین نمونه‌های آموزشی هر سه کلاس وضعیت درجهٔ تخریب ساختمان‌ها از هم در راستای عمود بر مرز تصمیم‌گیری حداکثر شود [۴].

الگوریتم SVM با تلفیق یک یا چند تصویر به همراه نقاط آموزشی قادر به طبقه‌بندی خواهد بود. در این پژوهش نیز برای به دست آوردن درجهٔ تخریب ساختمان‌ها با استفاده از الگوریتم SVM با چهار متغیر بافتی بهینه و ۲۰۶ نمونهٔ تعلیمی استفاده شد که از این تعداد، ۸۰ درصد یعنی ۱۶۴ نمونه برای آموزش الگوریتم و ۲۰ درصد یعنی ۴۲ نمونه به صورت تصادفی انتخاب شدند.

مدل عصبی - فازی (ANFIS)^۲

مدل ANFIS خود متشکل از شبکهٔ فازی سوگنو و شبکهٔ عصبی است. مدل تاگاکا سوگنو روشی نظام‌مند برای ایجاد فازی از مجموعه داده‌های ورودی - خروجی در یک شبکه است. با ترکیب شبکه‌های فازی سوگنو و شبکهٔ 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 [۱۴]. ساختار یک شبکهٔ ANFIS در پنج لایه خلاصه می‌شود؛ لایهٔ اول، فازی‌سازی را انجام می‌دهد؛ لایهٔ دوم عمل T-norm فازی را برای بخش مقدم قواعد فازی انجام می‌دهد؛ لایهٔ سوم به منظور نرمال‌سازی به کار می‌رود؛ لایهٔ چهارم بخش تالی قواعد فازی را ایجاد می‌کند؛ در نهایت، لایهٔ پنجم خروجی نهایی سیستم را محاسبه می‌کند. شبکهٔ ANFIS از توابع فازی به منظور تقسیم هر بعد ورودی استفاده می‌کند. به طور معمول توابع تعلق استفاده شده توابع گوسی با میزان بیشینه برابر با یک و کمینه برابر با صفر هستند [۳]. پس از گذراندن این مراحل در صورتی که توابع عضویت و قواعد فازی دقیق تعریف شده باشند، متغیرهای ورودی وضعیت تخریب را به خود می‌گیرند.

همانند دو مدل ارائه شده، برای به دست آوردن درجهٔ تخریب ساختمان‌ها با استفاده از مدل ANFIS از نمونه‌های همانند مدل‌های بالا استفاده شده است.

1. Support Vector Machine
2. Adaptive Neuro-Fuzzy inference system

در هر سه مدل ارائه شده در این پژوهش مقادیر استفاده شده به عنوان نمونه تعلیمی و به کاررفته در دقت سنجی مدل ها، به صورت یکسان و برابر در روند اجرای پژوهش قرار گرفته اند. برتری و مزایای هر یک از مدل ها در جدول زیر بیان شد (جدول ۲).

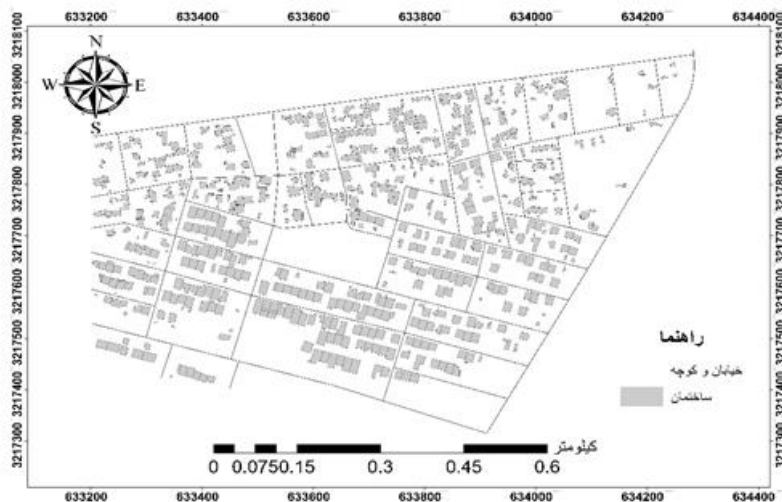
جدول ۲. مزایا و برتری مدل های پیشنهادی پژوهش

منبع	مزایا و برتری	مدل	ردیف
[۵]	<ul style="list-style-type: none"> • توانایی زیادی در یادگیری دارد و پردازش آن سریع است. • تنها با برخورد با تعداد محدودی نمونه، یک قانون کلی از آن را به دست می آورد و نتایج این آموخته ها را به موارد مشاهده شده از قبل نیز تعمیم می دهد. • به حد کافی پایدار است تا اطلاعات فراگرفته خود را حفظ کند و هم انعطاف و تطبیق را دارد و بدون از دست دادن اطلاعات قبلی می تواند موارد جدید را بپذیرد. 	MLP	۱
[۱۲]	<ul style="list-style-type: none"> • در فضاهای بزرگ تر کارایی بیشتری دارد. • در شرایطی که تعداد ابعاد بیش از تعداد نمونه ها باشد نیز کار می کند. • یک زیرمجموعه از نقاط تمرینی را در تابع تصمیم گیری استفاده می کند (که به آنها بردارهای پشتیبان گفته می شود)، بنابراین در مصرف حافظه نیز به صورت بهینه عمل می کند. 	SVM	۲
[۳]	<ul style="list-style-type: none"> • قابلیت برخورد با عدم قطعیت ها را دارد. • روش های یادگیری شبکه های عصبی را به منظور آموزش پارامترهای خود به کار می گیرد. • کارایی بسیار مناسبی در برابر دیگر روش های متداول در کلاس بندی، شناسایی و پیش بینی دارد. 	ANFIS	۳

ارزیابی دقت مدل به منظور اطمینان از دقت و صحت مدل پیشنهادی انجام می گیرد. منظور از صحت، سطحی از اعتماد است که از نسبت بین نقشه پایه منطقه تحت مطالعه و نقشه استخراج شده از مدل های مربوط حاصل شده است. در این پژوهش از شاخص $Kappa$ و RMSE برای ارزیابی دقت مدل استفاده شد.

بحث و نتایج

بعد از تصحیح هندسی تصاویر، در مجموع ۶۳۰ ساختمان در محدوده تحقیق از تصویر استخراج شد (شکل ۴).



شکل ۴. محدوده ساختمانی‌های استخراج شده

بعد از استخراج ساختمان‌ها از تصاویر و محاسبه ویژگی‌های بافتی، برای ارزیابی نتایج به صورت شیء مبنا، میانگین ارزش عددی به دست آمده برای پیکسل‌های تشکیل دهنده هر ساختمان محاسبه شده و به صورت یک پارامتر کمی به جدول توصیفی ساختمان اضافه شد و سپس همه مقادیر توصیفگرها نرمال سازی شد. در تعیین تخریب ناشی از زلزله به وسیله آنالیز بافت، از این فرض استفاده می‌شود که نواحی تخریب شده بافتی نامنظم‌تر از مناطق سالم دارند [۸]. در این پژوهش به پیاده‌سازی توصیفگرهای بافتی آماری مرتبه اول و هارالیک پرداخته شد که در مجموع در هشت توصیفگر انجام گرفت. پس از محاسبه توصیفگرهای بافتی در دو تصویر قبل و بعد از زلزله، با تقسیم مقادیر پیکسلی هر تصویر به بیشترین مقدار آن برای هر بافت، مقادیر به دست آمده نرمال شدند. سپس برای مقایسه این توصیفگرها و انتخاب بافت بهینه از تحلیل رگرسیون لجستیک استفاده شد.

برای انتخاب توصیفگرهای بهینه، درجه تخریب ساختمان‌ها به عنوان متغیر وابسته و مقادیر بافتی به عنوان متغیر مستقل در نظر گرفته شد. توصیفگرهای بهینه برای تشخیص ساختمان‌های سالم از تخریب شده بر اساس معنادار بودن آزمون و همبستگی و میزان دقت توصیفگرها انتخاب می‌شوند. نتایج این تحلیل در جدول ۳ آمده است.

در این جدول ستون P.C دقت توصیفگرهای بافتی در تشخیص ستون سالم از تخریب را

نشان می‌دهد. ستون R بیانگر میزان همبستگی بین دو متغیر مستقل و وابسته است و ستون Sig توصیفگر سطح معنادار بودن آزمون رگرسیون است. براساس جدول بالا، توصیفگرهای Contrast، Homogeneity، Dissimilarity، Variance، در تشخیص و بارسازی ساختمان‌های تخریب‌شده و سالم از یکدیگر را با بیشترین دقت از توصیفگرهای دیگر داشته‌اند (شکل ۵).

جدول ۳. نتایج تحلیل آماری رگرسیون لجستیک برای تشخیص ساختمان‌های سالم از تخریب‌شده

Texture	عدم تخریب	تخریب	Percentage Correct (P.C)	Regression (R)	Significant (Sig)
Mean	80.2	20.6	38.9	18	0,024
Entropy	92.1	6.8	51.3	12	0,345
Contrast	76.5	85.8	75.6	31	0,013
Correlation	60.4	29.3	43.9	10	0,260
Dissimilarity	75.6	77.3	70.1	35	0,012
Homogeneity	98.9	64.1	66.2	29	0,024
Second Moment	92.4	10,2	51.2	4	0,647
Variance	73.3	78.7	76.1	33	0,011



Homogeneity



Contrast



Variance



Dissimilarity

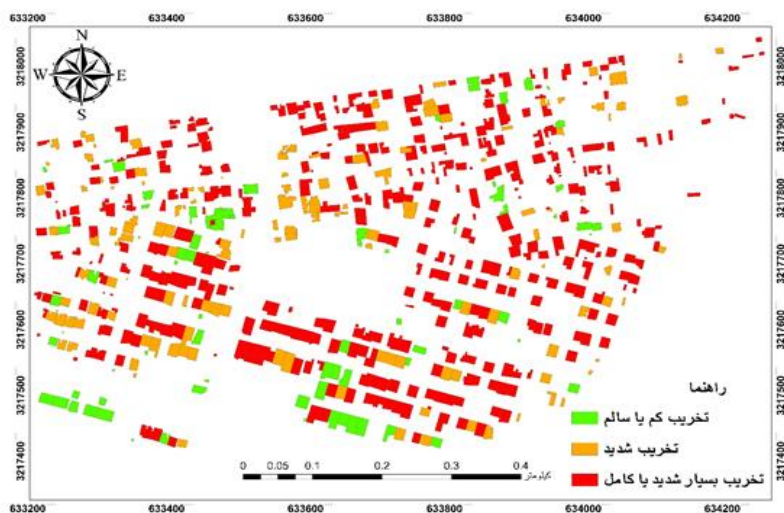
شکل ۵. بافت‌های بهینه انتخاب‌شده

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با چهار لایه ورودی، سه لایه پنهان و ۲۰۶ نمونه آموزشی برای شناسایی و طبقه‌بندی درجات تخریب آموزش داده شد که بعد از ۲۵ تکرار متوقف شد و در تکرار ۲۰ به بهینه‌ترین حالت ممکن یعنی بیشترین همبستگی و کمترین خطا رسید و ضریب رگرسیون کلی شبکه ۹۱ درصد حاصل شد. بعد از آموزش شبکه، طبقه‌بندی منطقه تحقیق انجام گرفت که نقشه تخریب ساختمان‌ها در سه طبقه به‌دست آمد. نتیجه حاصل در شکل ۶ به نمایش گذاشته شده است.

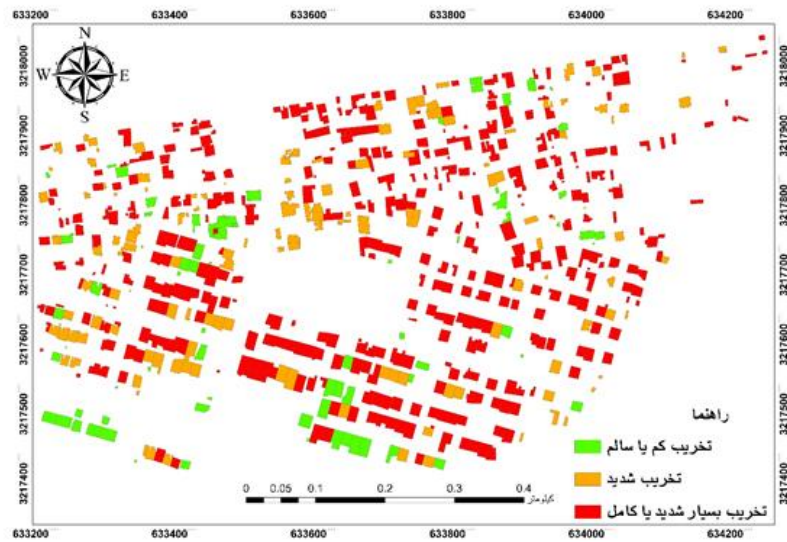
با روش طبقه‌بندی SVM نقشه تخریب ساختمان‌ها در سه طبقه به‌دست آمد و نتیجه حاصل در شکل ۷ به نمایش گذاشته شد.

همان‌طور که در مدل ANFIS اشاره شد، در این مدل از تابع گوسی با قاعده فازی AND برای طراحی مدل استفاده شد. نقشه تخریب ساختمان‌ها در سه طبقه به‌دست آمد. نتیجه در شکل ۸ به نمایش گذاشته شده است.

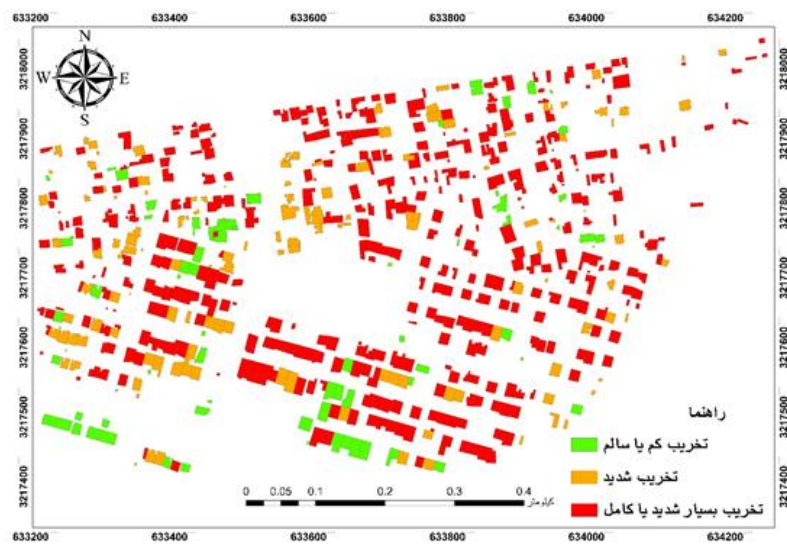
ارزیابی دقت با مقایسه نقشه تخریب حاصل از شبکه عصبی با نقشه تخریب حاصل از مدل SVM و ANFIS در منطقه تحقیق انجام گرفت. به‌منظور ارزیابی صحت کلی طبقه‌بندی، ضریب کاپا و دقت کلی به‌همراه RMSE برای کلاس‌های تعریف‌شده در هر سه مدل صورت گرفته است.



شکل ۶. نقشه تخریب حاصل از شبکه عصبی



شکل ۷. نقشه تخریب حاصل از الگوریتم SVM



شکل ۸. نقشه تخریب حاصل از مدل ANFIS

جدول ۴. پارامترهای ارزیابی دقت طبقه‌بندی در مدل‌ها

ANFIS	SVM	MLP	پارامترهای آماری
۰/۸۵	۰/۸۱	۰/۸۰	ضریب کاپا
۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۸۸	دقت کلی

RMSE ابزار خوبی برای مقایسه خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده است. این واژه از پرکاربردترین پارامترهای آماری در GIS است و به عنوان یکی از پارامترهای تأثیرگذار در کاربردهای زمین‌آمار می‌توان از آن استفاده کرد. از ۲۰۶ نمونه، ۸۰ درصد یعنی ۱۶۴ نمونه برای آموزش مدل‌ها و ۲۰ درصد از داده‌های زمینی برای برآورد RMSE کنار گذاشته شد. مقادیر واقعی و پیش‌بینی‌شده برای ارزیابی RMSE در جدول‌های ۵ تا ۷ آمده است.

جدول ۵. مقادیر واقعی، پیش‌بینی‌شده و دقت مدل MLP

دقت	مقادیر پیش‌بینی‌شده درجات تخریب ساختمان‌ها	مقادیر واقعی درجات تخریب ساختمان‌ها	تعداد دقت	مقادیر پیش‌بینی‌شده درجات تخریب ساختمان‌ها	مقادیر واقعی درجات تخریب ساختمان‌ها	تعداد دقت
	۳	۳	۲۲	۳	۳	
	۴	۳	۲۳	۴	۳	
	۳	۴	۲۴	۳	۴	
	۵	۵	۲۵	۵	۵	
	۳	۴	۲۶	۳	۴	
	۳	۳	۲۷	۴	۳	
	۵	۵	۲۸	۵	۵	
	۳	۴	۲۹	۳	۴	
	۴	۵	۳۰	۴	۵	
	۳	۵	۳۱	۵	۳	
	۳	۳	۳۲	۳	۳	
	۴	۴	۳۳	۴	۴	
	۵	۵	۳۴	۵	۵	
	۳	۴	۳۵	۳	۴	
	۳	۳	۳۶	۴	۳	
	۵	۵	۳۷	۵	۵	
	۳	۴	۳۸	۳	۴	
	۳	۳	۳۹	۳	۳	
	۴	۴	۴۰	۴	۴	
	۵	۵	۴۱	۵	۵	
	۵	۵	۴۲	۵	۵	

RMSE = ۰.۴۲۱

جدول ۶. مقادیر واقعی، پیش‌بینی شده و دقت مدل SVM

تعداد	مقادیر واقعی		مقادیر پیش‌بینی شده		تعداد	مقادیر واقعی		مقادیر پیش‌بینی شده	
	درجات	تخریب ساختمان‌ها	درجات	تخریب ساختمان‌ها		درجات	تخریب ساختمان‌ها	درجات	تخریب ساختمان‌ها
۱	۳	۳	۳	۳	۲۲	۳	۳	۳	۳
۲	۳	۳	۳	۳	۲۳	۴	۴	۴	۴
۳	۳	۳	۳	۳	۲۴	۳	۳	۳	۳
۴	۵	۵	۵	۵	۲۵	۵	۵	۵	۵
۵	۴	۴	۴	۴	۲۶	۳	۳	۳	۳
۶	۳	۳	۳	۳	۲۷	۴	۴	۴	۴
۷	۵	۵	۴	۴	۲۸	۵	۵	۵	۵
۸	۴	۴	۴	۴	۲۹	۳	۳	۳	۳
۹	۴	۴	۵	۵	۳۰	۴	۴	۴	۴
۱۰	۵	۵	۵	۵	۳۱	۵	۵	۵	۵
۱۱	۴	۴	۴	۴	۳۲	۳	۳	۳	۳
۱۲	۵	۵	۵	۵	۳۳	۵	۵	۵	۵
۱۳	۵	۵	۵	۵	۳۴	۳	۳	۳	۳
۱۴	۵	۵	۵	۵	۳۵	۵	۵	۴	۴
۱۵	۴	۴	۵	۵	۳۶	۳	۳	۳	۳
۱۶	۵	۵	۵	۵	۳۷	۵	۵	۵	۵
۱۷	۵	۵	۵	۵	۳۸	۵	۵	۵	۵
۱۸	۳	۳	۳	۳	۳۹	۳	۳	۳	۳
۱۹	۴	۴	۴	۴	۴۰	۵	۵	۵	۵
۲۰	۵	۵	۵	۵	۴۱	۵	۵	۵	۵
۲۱	۵	۵	۵	۵	۴۲	۴	۴	۴	۴

RMSE = ۰.۴۱۳

جدول ۷. مقادیر واقعی، پیش‌بینی شده و دقت مدل ANFIS

تعداد	مقادیر واقعی		مقادیر پیش‌بینی شده		تعداد	مقادیر واقعی		مقادیر پیش‌بینی شده	
	درجات	تخریب ساختمان‌ها	درجات	تخریب ساختمان‌ها		درجات	تخریب ساختمان‌ها	درجات	تخریب ساختمان‌ها
۱	۳	۳	۳	۳	۲۲	۳	۳	۳	۳
۲	۳	۳	۴	۴	۲۳	۴	۴	۵	۵
۳	۳	۳	۳	۳	۲۴	۳	۳	۳	۳
۴	۵	۵	۵	۵	۲۵	۵	۵	۵	۵
۵	۴	۴	۴	۴	۲۶	۳	۳	۳	۳
۶	۳	۳	۳	۳	۲۷	۴	۴	۴	۴
۷	۵	۵	۵	۵	۲۸	۵	۵	۵	۵
۸	۴	۴	۴	۴	۲۹	۳	۳	۳	۳
۹	۴	۴	۴	۴	۳۰	۴	۴	۴	۴
۱۰	۵	۵	۵	۵	۳۱	۵	۵	۵	۵
۱۱	۴	۴	۴	۴	۳۲	۳	۳	۳	۳
۱۲	۵	۵	۵	۵	۳۳	۵	۵	۵	۵
۱۳	۵	۵	۴	۴	۳۴	۳	۳	۳	۳
۱۴	۵	۵	۴	۴	۳۵	۵	۵	۴	۴
۱۵	۴	۴	۴	۴	۳۶	۳	۳	۳	۳
۱۶	۵	۵	۵	۵	۳۷	۵	۵	۵	۵
۱۷	۵	۵	۵	۵	۳۸	۵	۵	۴	۴
۱۸	۳	۳	۳	۳	۳۹	۳	۳	۳	۳
۱۹	۴	۴	۴	۴	۴۰	۵	۵	۴	۴
۲۰	۵	۵	۵	۵	۴۱	۵	۵	۵	۵
۲۱	۵	۵	۵	۵	۴۲	۴	۴	۴	۴

RMSE = ۰.۳۹۱

مقادیر RMSE به دست آمده برای مدل‌های MLP، SVM و ANFIS به ترتیب ۰/۴۲۶، ۰/۴۱۳ و ۰/۳۹۶ است.

نتیجه‌گیری

با توجه به نتایج، با اجرای مدل‌های ذکر شده و مقایسه آنها از طریق دقت کلی، ضریب کاپا و RMSE، مشخص شد که هر سه روش شبکه عصبی (MLP)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و روش عصبی-فازی (ANFIS) برای طبقه‌بندی درجات تخریب ساختمان‌ها شبیه به هم هستند، اما تفاوت‌های کوچکی در دقت دارند، به طوری که شاید با نگاه به نقشه‌های تخریب تفاوت‌ها مشخص نباشد و به دقت بیشتری نیاز باشد. با این تفاسیر، روش عصبی-فازی با اختلاف ۱ درصد در دقت کلی، ۴ درصد در ضریب کاپا و ۱/۷ درصد در RMSE از دو روش دیگر بهتر بود. اما روش ANFIS نسبت به دو روش دیگر با اختلاف ناچیزی به رتبه اول رسید. علت برتری این روش را می‌توان در ترکیب سیستم شبکه عصبی و مفاهیم منطق فازی و استفاده از هر دو در یک قاب دانست.

پیشنهادها

- استفاده از تصاویر چندزمانه ماهواره‌ای توسط یک سنجنده دقت مدل را افزایش می‌دهد. در صورت استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با سنجنده‌های متفاوت دقت مدل کاهش می‌یابد؛ پس نیازمند تصحیحات مختلف است.
- با توجه به توانایی آنالیزهای بافتی در بارسازی وضعیت ساختمان‌های تخریب شده ناشی از وقوع زلزله پیشنهاد می‌شود از دیگر آنالیزهای بافتی جدید با وسعتی بیشتری در پروژه‌های آینده نیز استفاده و ارزیابی شوند.
- یکی از ضعف‌های الگوریتم‌های پیاده شده در این پژوهش، توانایی کم و متوسط در شناسایی تخریب‌های ساختمانی شدید از بسیار شدید یا کامل است. در صورت داشتن سایر داده‌های کمکی همانند داده‌های لیدار، آنالیزهای سایه و تلفیق نتایج با دیگر داده‌های ماهواره‌ای، امید است که این مشکل رفع شود. استفاده از آنالیز سایه و ارتفاعی ساختمانی با تلفیق نتایج الگوریتم‌های پیشنهادی نیز از دیگر روش‌هایی است که می‌تواند در تعیین درجات زیاد و جداسازی درجات تخریب ۴ و ۵ با دقت بیشتر از یکدیگر باشند.
- در پایان پیشنهاد می‌شود این مدل و مدل‌های مشابه در مناطق دچار شده به بلایای طبیعی همانند سیل، آتشفشان یا سونامی و حتی بلایای انسانی همچون جنگ و ... نیز بررسی شود.

منابع

- [۱]. باقری، میلاد؛ جلوخانی نیارکی، محمدرضا؛ و باقری، کیوان (۱۳۹۶). «بررسی پتانسیل اراضی استان کرمانشاه جهت کشت گندم دیم با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (کاربرد سنجش از دور و Gis در علوم منابع طبیعی)»، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بوشهر، دوره ۸، ش ۴، ص ۳۶-۴۸.
- [۲]. جعفرآبادی، محمد؛ سلطانی، اکبر؛ و محمدی، سیده مؤمنه (۱۳۹۲). «سری آماز: همبستگی و رگرسیون»، مجله دیابت و لیپید/ایران، ش ۶، ص ۴۷۹-۵۰۶.
- [۳]. شریفی، آرش؛ علیاری شوره‌دلی، مهدی؛ و تشنه‌لب، محمد (۱۳۸۹). «معرفی سیستم فازی شبه‌چندجمله‌ای تاکاگی-سوگنو-کانگ با کاربرد در شناسایی سیستم و کلاس‌بندی الگو». مجله کنترل، دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی، ج ۴، ش ۳، ص ۱۵-۲۸.
- [۴]. مختاری، محمدحسین؛ و نجفی، احمد (۱۳۹۴). «مقایسه روش‌های طبقه‌بندی ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی در استخراج کاربری‌های اراضی از تصاویر ماهواره‌ای لندست TM»، مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، ج ۱۹، ش ۷۲، ص ۳۵-۴۵.
- [۵]. منهاج، محمدباقر (۱۳۹۷). مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی، ج ۱۲، تهران: انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [۶]. ویس، حیدر؛ و صمدزادگان، فرهاد (۱۳۹۲). «تعیین میزان تخریب ناشی از زلزله در ساختمان‌ها با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای با قدرت تفکیک بالا»، علوم و فنون نقشه‌برداری، سال ۲، ش ۲، ص ۱۹۱-۱۰۶.
- [7]. Agency, F. E. M.; Security, U. D. O. H.; & America, U. S. O. (2001). *Guide for All-Hazard Emergency Operations Planning*.
- [8]. Brunner, D.; Lemoine, G.; & Bruzzone, L. (2010). "Earthquake Damage Assessment of Buildings Using VHR Optical and SAR Imagery", *IEEE TRANSACTION ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING*.
- [9]. Cotrufo, S.; Sandu, C.; Giulio Tonolo, F.; & Boccoardo, P. (2018). "Building damage assessment scale tailored to remote sensing vertical imagery", *European Journal of Remote Sensing*, 51(1), pp: 991-1005.
- [10]. Dong, L.; & Shan, J. (2013). "A comprehensive review of earthquake-induced building damage detection with remote sensing techniques", *ISPRS Journal Of Photogrammetry and Remote Sensing*, 84(0), 85-99. doi: <http://dx.doi.org/10.1016/j.isprsjprs.2013.06.011>.
- [11]. EMS-98.2019. <https://www.gfz-potsdam.de/en/section/seismic-hazard-and-risk-dynamics/data-products-services/ems-98-european-macroseismic-scale>.

-
- [12]. Faradars. <https://blog.faradars.org/understaing-support-vector-machine-example-code/> .
- [13]. Menderes, A.; Erener, A.; & Sarp, G. (2015). "Automatic detection of damaged buildings after earthquake hazard by using remote sensing and information technologies", *Procedia Earth and Planetary Science*, 15, pp: 257-262.
- [14]. Mizutani, E.; Jang, J. S. R.; & Sun, C. T. (1997). *Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence*.
- [15]. Yamazaki, F.; Miura, H.; & Matsuoka, M. (2007). "Identification of damaged areas due to the 2006 Central Java, Indonesia earthquake using satellite optical images", Paper presented at the Urban Remote Sensing Joint Event.
- [16]. Yamazaki, Fumio; & Kehiyama, Masayuki (2003). "Detection of Damage Due To The 2003 Bam, Iran Earthquake Using Terra- Aster imaging", Workshop an Application of Remote Sensing Technologist for Disaster Response, University of California, Septemer 12Th,.