

بررسی سامانه‌های کارآمد در پیش‌بینی زلزله

یادداشت تحقیقاتی

اسدالله شاه بهرامی^{۱*} و زینت مهدی دوست جلالی^۲

۱. دانشیار، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

۲. کارشناس ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه گیلان، رشت، ایران

(دریافت: ۹۴/۶/۲۹، پذیرش نهایی: ۹۴/۱۱/۱۱)

چکیده

از سامانه‌های کارآمد می‌توان در پیش‌بینی زلزله استفاده کرد. در این سامانه‌های کارآمد از ویژگی‌های گوناگونی مانند رفتار گسل، غلظت رادون، انرژی، تپ و تعداد ضربه استفاده می‌شود. با بررسی این ویژگی‌ها می‌توان بهتر رخداد زلزله را از نظر اندازه برآورد کرد. میزان دقت پیش‌بینی زلزله با سامانه‌های کارآمد نسبت به روش‌های غیرهوشمند به نسبت بیشتر است. در این مقاله ابتدا میزان دقت و نوع داده‌های به کار رفته در انواع گوناگون سامانه‌های کارآمد در زمینه پیش‌بینی زلزله مورد بررسی قرار می‌گیرد. علاوه بر آن، پیش‌بینی زلزله با یک سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های مانند ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، شبکه عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان بهینه شده براساس ازدحام ذرات، بیزین و شبکه پرسپترون چندلایه در محیط Rapid Miner شبیه‌سازی شد. نتیجه‌های به دست آمده نشان داد که سامانه کارآمد مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان که با الگوریتم ازدحام ذرات بهینه شده باشد نسبت به سامانه‌های کارآمد مبتنی بر شبکه عصبی، ماشین بردار پشتیبان، بیزین، درخت تصمیم‌گیری و شبکه پرسپترون چندلایه دارای دقت پیش‌بینی بهتری است.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، سامانه کارآمد، زلزله.

۱. مقدمه

انسان با بحران‌های طبیعی گوناگونی از جمله زلزله و سیل مواجه است و این بحران‌ها زندگی را تحت تأثیر قرار می‌دهند و خسارت‌های جبران‌ناپذیری تحمیل می‌کنند. اگر بتوان احتمال رخداد این بحران‌ها را پیش‌بینی کرد مسلماً خسارت‌ها کاهش می‌یابد. پژوهشگران در این زمینه از روش‌های متنوعی مانند بررسی تغییر رفتار جانوران و مدل‌سازی ریاضی برای پیش‌بینی زلزله استفاده کرده‌اند (اکرم و کمار، ۲۰۱۴). به تازگی از سامانه‌های کارآمد برای پیش‌بینی زلزله به کار رفته است. سامانه‌های کارآمد دارای پایگاه دانش، موتور استنتاج و واسط کاربر هستند. در سامانه‌های کارآمد از الگوریتم‌های متفاوت شبکه عصبی مصنوعی، شبکه پرسپترون چندلایه Multi-Layer Perceptron (MLP)، درخت تصمیم‌گیری، ماشین بردار پشتیبان Support Vector Machine (SVM) و شبکه بیزین استفاده می‌شود. با توجه به نوع داده‌ها و ویژگی‌های به کار رفته مانند انرژی، تپ و

تعداد ضربه در الگوریتم‌های گوناگون، میزان دقت پیش‌بینی آنها متفاوت است (دارکین، ۱۹۹۴). هدف از این تحقیق، بررسی و ارزیابی انواع سامانه‌های کارآمد موجود است که در زمینه پیش‌بینی زلزله مورد استفاده قرار می‌گیرند. این سامانه‌ها از نظر دقت و انواع داده‌هایی که به کار می‌برند مورد مقایسه قرار می‌گیرند. در نهایت، یک نمونه شبیه‌سازی در امر پیش‌بینی زلزله در محیط Rapid Miner با داده‌های واقعی موجود از معدن‌های لهستان (کبیز و همکاران، ۲۰۱۳؛ وب سایت دانشگاه کالیفرنیا، ۲۰۱۵) با سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون پیاده‌سازی می‌شود و نتیجه‌ها روشن می‌کند که ماشین بردار پشتیبان که با الگوریتم ازدحام ذرات بهینه شده باشد، دقت بیشتری دارد.

۲. سامانه‌های کارآمد

۲.۱. معرفی

سامانه‌های کارآمد، برنامه‌های رایانه‌ای هوشمندی هستند که دانش و روش‌های استنباط و استنتاج را برای

حل مسئله‌هایی به کار می‌گیرند که حل آنها نیازمند مهارت انسانی است. یک سامانه کارآمد از اجزای گوناگونی تشکیل شده است که عبارت‌انداز: پایگاه دانش، موتور استنتاج و واسط کاربر. لازم به ذکر است که اجزای دیگری همچون امکانات کسب دانش و حافظه کاری در قسمت واسط کاربری موجود است (دارکین، ۱۹۹۴). شکل ۱ معماری یک سامانه کارآمد به‌منظور پیش‌بینی زلزله را نشان می‌دهد (اکرم و کمار، ۲۰۱۴). در پایگاه دانش، مجموعه‌ای از قاعده‌ها در زمینه پیش‌بینی زلزله ذخیره‌سازی می‌شود. موتور استنتاج سامانه کارآمد، برنامه‌ای است که قوانین را در پایگاه دانش تفسیر می‌کند تا نتیجه را حاصل کند.

همان‌طور که در شکل ۱، مشخص است سامانه کارآمد دارای تعدادی ورودی و خروجی است. ورودی‌ها شامل داده‌ها و ویژگی‌هایی است که در روند پیش‌بینی در سامانه کارآمد استفاده می‌شود که برای نمونه، می‌توان از انرژی، عمق و شدت زلزله‌های رخداد قبلی استفاده کرد. خروجی، پیش‌بینی احتمال وقوع زلزله را نشان می‌دهد (اکرم و کمار، ۲۰۱۴).

۲.۲. انواع روش‌های پیش‌بینی زلزله

روش‌های پیش‌بینی زلزله را می‌توان به‌صورت گسترده به دو نوع اصلی، روش سنتی و روش مبتنی بر دانش طبقه‌بندی کرد (اکرم و کمار، ۲۰۱۴).

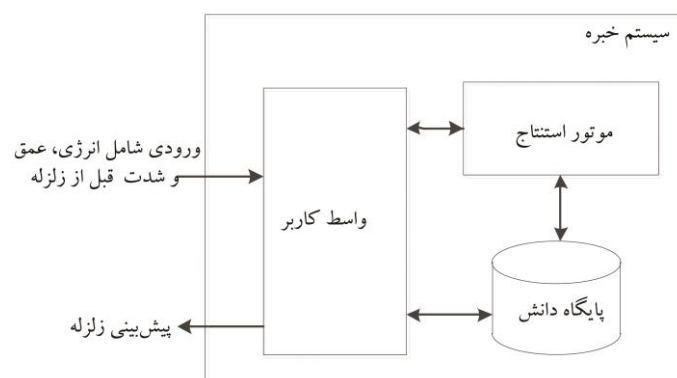
۲.۲.۱. روش سنتی

اولین روش به داده‌های به‌دست آمده از حسگرهای خارجی مانند سرنخ‌های فیزیکی یا چرخه لرزه (Seismic Cycle) وابسته است. از آنجا که فضای فناوری به‌صورت قابل توجهی پیشرفت کرده است، برخی از پژوهش‌ها، داده‌ها را از منابع ماهواره‌ای گوناگون به‌دست می‌آورند. برای آشنا شدن با علت‌ها و نشانه‌های زمین‌لرزه، نظارت از سطح زمین لازم است. به‌منظور نشان دادن پیش‌نشانگرهای زلزله از راه تنوع تغییرات لایه یون‌سپهر (TEC)، Total Electron Content، یک بررسی در منطقه استوا صورت گرفت. نتیجه‌ها روشن

ساخت که امکانات ماهواره‌ای ممکن است پیش‌نشانگرهای زلزله را در یون‌سپهر پنج الی یازده روز یا چند ساعت قبل از شوک اصلی تشخیص دهد (اکرم و کمار، ۲۰۱۵؛ ترتی‌شنیکو و همکاران، ۲۰۰۹).

روش‌های متداول دیگر در پیش‌بینی زلزله با استفاده از سنجش از راه دور نیز وجود دارد (ترونین، ۲۰۱۰). از جمله این روش‌ها، استفاده از سامانه موقعیت‌یاب جهانی (GPS) Global Position System به‌منظور بررسی حرکت‌های پیوسته سطح زمین، تغییرات و جابه‌جایی‌های صورت پذیرفته قبل از وقوع زلزله است که از ۱۹۹۴ آغاز شده است (بورقی و همکاران، ۲۰۰۹). در حال حاضر با استفاده از این روش و GPS پیشرفته جابه‌جایی‌های پوسته زمین قبل از وقوع زلزله قابل محاسبه و بررسی است. این روش نیز مانند داده‌های راداری نیاز به تحقیق بیشتر دارد، اما با تلفیق داده‌های تداخل‌سنجی راداری GPS می‌توان با دقت زیادی تغییرات لایه‌های زمین را در اثر زلزله تعیین کرد.

بر اساس آخرین تحقیقات صورت گرفته روی دمای سطح زمین با استفاده از باندهای حرارتی در تصاویر ماهواره‌ای مشخص شده است که در برخی از موارد ناهنجاری‌هایی در وضعیت دما قبل از وقوع زلزله مشاهده می‌شود (تونوکا و همکاران، ۲۰۰۵). این ناهنجاری‌ها به‌ویژه در مناطقی که در نزدیکی دریاها و اقیانوس‌ها قرار دارند بیشتر به چشم می‌رسد. با پرتاب ماهواره Envisat، طراحی برای پرتاب ماهواره AIOS ژاپنی‌ها و Radarsat-2 کانادایی‌ها در تابستان ۲۰۰۴، تداخل‌سنجی راداری موقعیت بهتری پیدا کرد اما هزینه اختصاص یافته برای عملیات تداخل‌سنجی راداری زیاد است. تشکیل ابر زلزله به منزله یک پیش‌نشانگر زلزله است که تاکنون کمتر شناخته شده و به کمک تصاویر ماهواره‌ای قابل تشخیص است (رایت، ۲۰۰۲). جلال کمالی و همکاران (۲۰۰۹) نیز به بررسی ارتباط دمای درون خاک احتمال وقوع زلزله پرداخته و نشان دادند که در برخی موارد این ارتباط وجود دارد.



شکل ۱. معماری سامانه کارآمد به منظور پیش‌بینی زلزله (اکرم و کمار، ۲۰۱۴)

زلزله‌های بعدی پیش‌بینی شود. سامانه به کار رفته قادر بود که احتمال رخداد زلزله را برای یک محدوده تعریف شده با دقت زیادی پیش‌بینی کند. سامانه کارآمد مبتنی بر دانش با استفاده از استخراج قوانین انجمنی از روی داده‌های زلزله در سال‌های ۱۹۷۲ تا ۲۰۱۳ به دست آمد (اکرم و کمار، ۲۰۱۵). روش دیگر پیش‌بینی زلزله، رگرسیون بردار پشتیبان است که یک الگوریتم یادگیری ماشین تحت نظارت است (ترکان و چنگ، ۲۰۱۲). زمانی که روش رگرسیون بردار پشتیبان با مدل‌های شتاب نسل بعدی مقایسه شد، نتیجه‌ها روشن ساخت که روش رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند جایگزینی برای مدل‌های حرکت زمین مدل‌های متداول باشد (ابراهیمسان و سیلوا، ۲۰۰۸؛ بساک و همکاران، ۲۰۰۷؛ چرکاسکی و ما، ۲۰۰۴؛ مایر و وین، ۲۰۱۲؛ ترکان و چنگ، ۲۰۱۲؛ وپنیک، ۱۹۹۵).

از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زلزله با استفاده از سری‌های زمانی داده‌های بزرگی زلزله یا سیگنال لرزه الکتریکی استفاده شد (موسترا و همکاران، ۲۰۱۱). به طور خاص دو مورد متفاوت در نظر گرفته شد: مورد اول، یک روش برای پیش‌بینی بزرگی زلزله روز بعد در یونان فقط با استفاده از سری زمانی داده‌های بزرگی زلزله بود که با شبکه عصبی پرسپترون سه لایه با الگوریتم پسانتشار پیاده‌سازی شد. چالش بزرگ در پیش‌بینی زلزله و قابلیت آزمون واقعی از شبکه عصبی آن بود که بتوان زلزله‌های بزرگ بعدی را پیش‌بینی

۲.۲.۲. روش‌های مبتنی بر دانش

روش دوم، مبتنی بر دانش است که در آن پیش‌بینی با استفاده از اطلاعات زلزله‌های قبلی صورت می‌گیرد. به عبارت دیگر، این روش از ویژگی‌ها و داده‌های موجود از زلزله‌های قبلی در یک فاصله زمانی استفاده می‌کند و با استفاده از الگوریتم‌های سامانه‌های کارآمد و برحسب روابط حاکم بین داده‌ها و وابستگی‌های استخراج شده بین داده‌ها، احتمال رخداد زلزله را پیش‌بینی می‌کند. از روش منطق فازی در پیش‌بینی زلزله استفاده می‌شود (آهومادا و همکاران، ۲۰۱۵). از این روش در استخراج روابط میرایی برای شتاب اوج زمین استفاده نشده بود. مدل‌های جدید میرایی حرکت زمین با استفاده از مجموعه‌های فازی بزرگی زلزله و فاصله از منبع عرضه شد. این روش با دقت، شتاب اوج زمین را پیش‌بینی می‌کند (دوتا و همکاران، ۲۰۱۳؛ دوتا و همکاران، ۲۰۱۲؛ هدجیمیشل و همکاران، ۲۰۰۲؛ شاهرپی، ۲۰۱۴؛ ابراهام، ۲۰۰۵؛ بوفنگ و یو، ۲۰۰۵؛ کبیز و همکاران، ۲۰۱۳).

سامانه کارآمد مبتنی بر دانش از الگوریتم رشد-الگوهای مکرر (Frequency Pattern Growth) برای پیش‌بینی زلزله به کار رفته است (اکرم و کمار، ۲۰۱۴). الگوریتم رشد-الگوهای مکرر روشی است که مجموعه‌ای کامل از مجموعه موردهای مکرر را بدون ایجاد کاندید تولید و یک روش تقسیم و غلبه را اتخاذ می‌کند. هدف آن بود که با داده‌های زلزله‌های قبلی،

کرد. از آنجاکه تعداد زلزله‌های بزرگ ثبت شده در رصدخانه کم است، دقت پیش‌بینی زلزله‌های بزرگ نیز کم است. بررسی مورد دوم، پیش‌بینی زلزله‌های قریب‌الوقوع با استفاده از پیش‌نشانگرهای سیگنال لرزه الکتریکی برای داده‌های ورودی به شبکه عصبی بود (تورکار و همکاران، ۲۰۱۰).

طبقه‌بندی فازی-عصبی برای پیش‌بینی کوتاه مدت زلزله با استفاده از اطلاعات ذخیره شده لرزه‌نگاری شامل عمق، بزرگی، مکان و زمان استفاده شد (ده بزرگی و فرخی، ۲۰۱۰). این روش قادر به پیش‌بینی زلزله، پنج دقیقه قبل از وقوع آن با دقت ۸۲/۸۶ درصد است. مجموعه ناهموار و درخت تصمیم‌گیری روش‌های یادگیری ماشین هستند که برای توصیف اعلام هشدار زلزله به کار رفته بودند (سیکدر و موناکاتا، ۲۰۰۹). به کار بردن روش‌های آماری متداول برای پیش‌بینی زلزله دشوار است زیرا زلزله دارای توزیع نامتقارن و محدودیت در تعداد نمونه است. نتیجه‌ها روشن ساخت که دقت پیش‌بینی و عملکرد درخت تصمیم‌گیری تا حدودی بهتر از مجموعه ناهموار است. این روش مقدار زلزله‌های کوچک را با دقت زیاد پیش‌بینی می‌کند درحالی‌که پیش‌بینی مقدار زلزله‌های بزرگ، بسیار مهم‌تر از پیش‌بینی رویداد زلزله‌های کوچک است.

۳.۲.۲. مقایسه سامانه‌های کارآمد پیش‌بینی زلزله

مقایسه برخی از سامانه‌های کارآمد، از نظر بزرگی زلزله، داده‌هایی که در پیش‌بینی زلزله به کار رفته‌اند در جدول ۱ نشان داده شده است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود هشت سامانه کارآمد معرفی شده است. محیط پیاده‌سازی برخی از این سامانه‌ها Rapid Miner و Matlab بوده است. برخی از این سامانه‌ها احتمال رخداد زلزله را تا حد زیادی پیش‌بینی کردند زیرا هر میزان تعداد ویژگی‌های به کار رفته بیشتر باشد، دقت به‌دست آمده بیشتر است. همان‌طور که جدول ۱ نشان می‌دهد در این سامانه‌های کارآمد از الگوریتم‌های

گونگون مانند شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم‌گیری به کار رفته است. همچنین در جدول ۲، ویژگی‌های مختلف به کار رفته در این سامانه‌ها بیان شده است. همان‌طور که در این جدول مشاهده می‌شود، مهم‌ترین ویژگی به کار رفته در ورودی سامانه‌های کارآمد برای پیش‌بینی زلزله بزرگی زلزله، فاصله از مرکز زلزله، شدت، طول و عرض جغرافیایی و عمق وقوع زلزله است.

علاوه بر ویژگی‌های ذکر شده در جدول ۲، ویژگی‌های دیگر مانند تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی (کینگ و همکاران، ۲۰۰۰؛ کاوب و همکاران، ۱۹۸۸)، تغییرات انحراف بسامد بحرانی لایه یون‌سپهر (ترتی شنیکو و همکاران، ۲۰۰۹)، رفتار جانوران (لاکشمی و همکاران، ۲۰۱۴)، لرزه، انرژی، تپ و تعداد ضربه (کبیز و همکاران، ۲۰۱۳؛ وب سایت دانشگاه کالیفرنیا، ۲۰۱۵) نیز وجود دارد که از ویژگی‌های اشاره شده در جدول ۲ نبودند چرا که هر زلزله بسته به مکان وقوع و مشخصات زمین‌شناسی دارای بعضی ویژگی‌های منحصربه‌فرد است (اکرم و کمار، ۲۰۱۴؛ زوبک و همکاران، ۲۰۱۳). برای نمونه از سامانه کارآمد برپایه الگوریتم‌های رگرسیون مبتنی بر قانون (Rule-based regression) و طبقه‌بندی مبتنی بر قانون (Rule-based classification) استفاده شد که از ویژگی‌های لرزه، انرژی، تپ و تعداد ضربه استفاده کرده‌اند (کبیز و همکاران، ۲۰۱۳).

یکی از سامانه‌های کارآمد، مبتنی بر الگوریتم SVM است که این الگوریتم در الگوریتم‌های تشخیص الگو دسته‌بندی می‌شود و در زمانی که نیاز به تشخیص الگو یا دسته‌بندی شیء‌ها در رده‌های خاص باشد از آن استفاده می‌شود. هدف در الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، انتخاب بهترین خطی است که کمترین میزان خطا برای طبقه‌بندی داده‌ها را داشته باشد. همچنین تعمیم خطای ماشین بردار پشتیبان به مشخصات هندسی داده‌های آموزشی بستگی دارد نه به ابعاد ورودی. ازجمله

استفاده از آن می‌توان با مسئله‌هایی که جواب آنها یک نقطه یا سطح در فضای n بُعدی است، برخورد کرد. در چنین فضایی، فرضیه‌هایی مطرح و یک سرعت ابتدایی به آنها اختصاص داده می‌شود. همچنین کانال‌های ارتباطی بین ذرات در نظر گرفته می‌شود. سپس این ذرات در فضای پاسخ حرکت می‌کنند و نتیجه‌های حاصل بر مبنای یک ملاک شایستگی پس از هر بازه زمانی محاسبه می‌شود. با گذشت زمان، ذرات به سمت ذراتی که دارای ملاک شایستگی بیشتری هستند و در گروه ارتباطی یکسانی قرار دارند، شتاب می‌گیرند.

کاربردهای ماشین بردار پشتیبان، شبیه‌سازی مسیر، پیش‌بینی کیفیت، بهینه‌سازی زمان پیوند عضوها، تشخیص چهره، طبقه‌بندی ژن‌های سرطان، تجزیه و تحلیل بحران اقتصادی ارز و کاهش هزینه است. می‌توان با الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند Particle Swarm Optimization (PSO) عملکرد SVM را سرعت بخشید و دقت عملکرد آن را افزایش داد. بنابراین، الگوریتم ترکیبی PSO و SVM، الگوریتم SVM-PSO نامیده می‌شود. بهینه‌سازی ازدحام ذرات PSO، یک روش سراسری کمینه‌سازی است که با

جدول ۱. معرفی سامانه‌های کارآمد پیش‌بینی زلزله

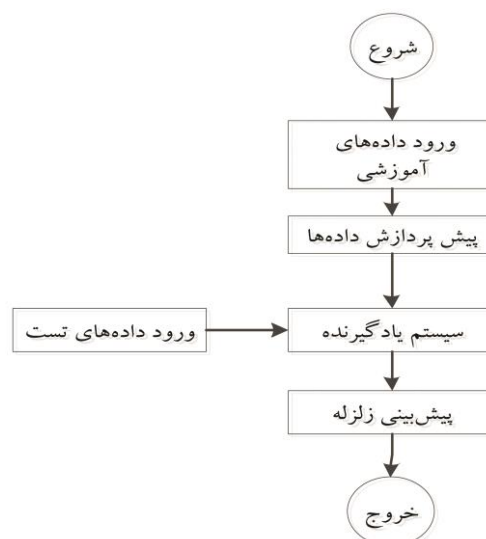
منبع	بزرگی زلزله	کشور مربوط	داده‌های به کار رفته	احتمال وقوع زلزله (درصد)	محیط شبیه‌سازی
(آهوماتا و همکاران، ۲۰۱۵)	$M \geq 5$	ایالات متحد آمریکا و تایوان	پایگاه داده مرکز تحقیقات مهندسی زلزله اقیانوس آرام (حاوی ۱۰۸۲ ثبت)	-	-
(اکرم و کمار، ۲۰۱۴)	$M \geq 3.6$	جهانی؛ یعنی از چندین مجموعه داده از نقطه‌های گوناگون جهان استفاده می‌کند.	داده‌ها برای یک فاصله زمانی ۴۳ سال (۱۹۷۰ تا ۲۰۱۲)	بالای ۹۵ درصد زلزله در مدت حداکثر ۱۵ ساعت قبل از وقوع آن.	Java , Rapid Miner
(اکرم و کمار، ۲۰۱۵)	$M \geq 3.6$	جهانی	سازمان زمین‌شناسی ایالات متحد، سامانه لرزه‌نگاری ملی پیشرفته و داده‌ها برای یک فاصله زمانی (۱۹۷۲ تا ۲۰۱۳)	بالای ۹۵ درصد زلزله در مدت حداکثر ۱۲ ساعت قبل از وقوع آن.	Java , Rapid Miner
(تزان و چنگ، ۲۰۱۲)	$4.5 \leq M \leq 7.9$	غرب ایالات متحد؛ همچنین در اروپا هم قابل مشاهده بود.	مجموعه داده شامل ۱۴۸۲ اطلاعات ثبت شده از ۱۰۶۸ ایستگاه و ۹۴ حوادث لرزه‌های اصلی است.	-	-
(موسترا و همکاران، ۲۰۱۱)	همه انواع زلزله	یونان	موسسه لرزه‌نگاری رصدخانه ملی آتن	۸۰،۵۵	-
	$M \geq 5.2$	یونان	موسسه لرزه‌نگاری رصدخانه ملی آتن	۵۲،۸۱ و ۵۸،۰۲	-
	همه انواع زلزله	یونان	موسسه لرزه‌نگاری رصدخانه ملی آتن، سیگنال‌های اصلی و سیگنال‌های تصادفی	۶۰ درصد به بالا	-
	$M \geq 5.2$	یونان	موسسه لرزه‌نگاری رصدخانه ملی آتن، سیگنال‌های اصلی و سیگنال‌های تصادفی	۸۴،۰۱	-
(ده بزرگی و فرخی، ۲۰۱۰)	-	ایران	مؤسسات تحقیقاتی زلزله وایشنگتن و اطلاعات زلزله‌های ایران	طبقه‌بندی فازی عصبی ۸۲،۸۵۷۱ و شبکه عصبی پرسپترون چندلایه ۷۱،۴۲۸۶	Matlab
(سیکدر و موناکانا، ۲۰۰۹)	$M \leq 1.5$, $M \geq 1.5$	-	۱۵۵ نمونه و ۱۵ ویژگی دارد. تعداد ۱۴۷ نمونه ($M \leq 1.5$) و تعداد هشت نمونه ($M \geq 1.5$).	درخت تصمیم‌گیری ۹۳،۵۵ و مجموعه ناهموار ۸۸،۳۹	Java
(امین‌زاده و همکاران، ۱۹۹۴)	$M \geq 5$	ژاپن	-	۷۳	-
	همه انواع زلزله	ژاپن	-	۶۷	-

جدول ۲. ویژگی‌های به کار رفته در سامانه‌های کارآمد پیش‌بینی زلزله

پارامترها	(آهونادا و همکاران، ۲۰۱۵)	(اکرم و کمار، ۲۰۱۴)	(اکرم و کمار، ۲۰۱۵)	(نرکان و چنگ، ۲۰۱۲)	(موسترا و همکاران، ۲۰۱۱)	(ده بزرگی و فرخی، ۲۰۱۰)	(سیکدر و موناکاتا، ۲۰۰۹)	(امین زاده و همکاران، ۱۹۹۴)
بزرگی	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
فاصله از مرکز زلزله	✓			✓				
شدت		✓	✓					
طول و عرض جغرافیایی		✓	✓			✓		
عمق		✓	✓			✓		
سرعت امواج				✓				
رفتار گسل				✓				
سیگنال لرزه الکتریکی					✓			
غلظت رادون در خاک							✓	
ویژگی آب و هوایی							✓	
زمان						✓		

راهی برای تعمیم این قاعده‌ها و کاراتر ساختن سامانه کارآمد است، تا در صورت وجود مجموعه‌ای از داده‌ها، بتوان نتیجه‌های دلخواه را بدون نیاز به ذخیره قاعده‌های بسیار زیاد، به دست آورد. الگوریتم‌های گوناگون از جمله شبکه‌های عصبی، شبکه بیزین، الگوریتم SVM و درخت تصمیم‌گیری که اطلاعات در دسترس را تعمیم می‌دهند، می‌توانند جایگزین قاعده‌ها در پایگاه دانش سامانه‌های کارآمد شوند و استدلال تقریبی را بسیار انعطاف‌پذیرتر از قاعده‌های معمولی در سامانه‌های کارآمد عملی سازند. موتور استنتاج، الگوریتم‌های گوناگون مثل شبکه‌های عصبی و درخت تصمیم‌گیری را کنترل می‌کند و به همان روشی صورت می‌گیرد که این موتور اطلاعات را در یک پایگاه داده جست‌وجو می‌کند و یا یک استدلال منطقی را عملی می‌سازد. واسط کاربر، عمل ورودی و خروجی اطلاعات را بر عهده دارد. برای نمونه، گاهی ترکیب شبکه عصبی و سامانه کارآمد بدین صورت است که از شبکه عصبی در پایگاه دانش یک سامانه کارآمد استفاده شود (ونگ، ۱۹۹۷).

سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون در محیط نرم‌افزار Rapid Miner که بحران زلزله را در معدن زغال‌سنگ لهستان پیش‌بینی می‌کند، طراحی شد. ابتدا مقادیر داده‌های ورودی را از منابع علمی



شکل ۲. فرایند پیش‌بینی زلزله با استفاده از سامانه‌های کارآمد

۳. شبیه‌سازی سامانه کارآمد پیش‌بینی زلزله

در این قسمت محیط، داده‌های به کار رفته و نتیجه‌ها در محیط نرم‌افزار Rapid Miner نشان داده شده است.

۳.۱. محیط شبیه‌سازی

بسیاری از سامانه‌های کارآمد مبتنی بر دانش مانند شکل ۱، همه اطلاعات از قبیل قاعده‌های (اگر... آن‌گاه...) را با همان ساختار علت و معلولی در پایگاه‌های دانش ذخیره می‌کنند ولی این روش در بعضی موارد باعث افزایش بیش از حد قاعده‌ها و نبود کارایی در ذخیره دانش می‌شود. انگیزه اصلی این بحث، جست‌وجوی

مثبت اهمیت ویژه‌ای دارند، چون نشان‌دهنده وضعیت خطر هستند و فقط ۱۷۰ نمونه، تقریباً ۶/۵ درصد داده‌های موجود در مجموعه داده را دربر می‌گیرند. اطلاعات ویژگی‌ها به صورت زیر است (کبیز و همکاران، ۲۰۱۳؛ وب سایت دانشگاه کالیفرنیا، ۲۰۱۵):

۱. لرزه: نتیجه یک دوره ارزیابی خطر لرزه در معدن با سامانه لرزه‌ای (a- نبود خطر، b- خطر کم، c- خطر زیاد، d- پُرخطر)؛

۲. لرزه صوتی: نتیجه یک دوره ارزیابی خطر لرزه در معدن با سامانه لرزه صوتی (a- نبود خطر، b- خطر کم، c- خطر زیاد، d- پُرخطر)؛

۳. یک دوره: اطلاعات درباره نوع یک دوره (W- دریافت زغال‌سنگ، N- محاسباتی دوره)؛

۴. انرژی ژئوفونی: انرژی لرزه‌ای ثبت شده در دوره قبلی با ابزار ژئوفونی فعال (GMax) Geophones Maximum که روی دیواره زغال سنگی معدن قرار گرفته است (ژئوفون ابزار مهمی در لرزه‌نگاری محسوب می‌شود که لرزش‌های زمین را به سیگنال الکتریکی تبدیل می‌کند).

۵. تپ ژئوفونی: تعدادی از تپ‌های ثبت شده در دوره قبلی با GMax

۶. انحراف از انرژی ژئوفونی: میزان انحراف از انرژی ثبت شده در دوره قبلی با GMax که از متوسط انرژی هشت دوره قبلی به دست آمده است.

۷. انحراف از تپ ژئوفونی: میزان انحراف از تعداد تپ ثبت شده در دوره قبلی با GMax که از متوسط انرژی هشت دوره قبلی به دست آمده است.

۸. خطرات ژئوفونی: نتیجه دوره ارزیابی خطر لرزه‌ای در معدن کار با استفاده از روش سامانه پیشرفته صوتی به دست آمده براساس موارد ثبت شده با GMax.

۹. تعداد ضربه‌ها: تعداد ضربه‌های لرزه ثبت شده در دوره قبلی

۱۰. تعداد ضربه در نوبت دوم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۳، ۱۰۸۲] ژول) در دوره قبلی ثبت شده بود.

استخراج و سپس به صورت ورودی به نرم‌افزار موردنظر وارد می‌شود. با توجه به داده ورودی، درصد احتمال وقوع زلزله به صورت خروجی محاسبه می‌شود. مراحل شبیه‌سازی سامانه کارآمد در شکل ۲، نشان داده شده است.

ابتدا داده‌های آموزشی و ویژگی‌های تعریف شده وارد سامانه کارآمد می‌شوند و از روی این داده و ویژگی‌ها سامانه یادگیرنده، آموزش می‌بیند. در مرحله بعدی یک مجموعه داده آزمون وارد سامانه کارآمد می‌شود و براساس نمونه‌های آموزشی یک پیش‌بینی توسط ماشین بردار پشتیبان، درخت تصمیم‌گیری، بیزین، ماشین بردار پشتیبان بهینه‌شده با بهینه‌سازی ازدحام ذرات و شبکه عصبی مصنوعی صورت می‌گیرد و انتظار می‌رود برحسب آموزش به پیش‌بینی زلزله بپردازد.

۳.۲. داده و ویژگی‌های به کار رفته

در مجموعه داده، هر ردیف شامل خلاصه‌ای در مورد فعالیت‌های لرزه‌ای (توده‌سنگ) در یک دوره زمانی (Shift) هشت ساعته است. اگر ویژگی تصمیم، مقدار یک را داشته باشد لرزه‌نگار دوره زمانی بعدی با انرژی بیشتر از 10^{-4} ژول را ثبت می‌کند. وظیفه پیش‌بینی خطرات مبتنی بر روابط بین انرژی ثبت شده و فعالیت‌های سامانه کنترل صوتی با احتمال وقوع انهدام سنگ با استفاده از فشار وارده است. از این رو، پیش‌آگاهی خطر مانند پیش‌بینی انهدام سنگ با استفاده از فشار وارده دقیق نیست. بنابراین، اطلاع از احتمال وقوع وضعیت خطرناک و خدمات نظارتی مناسب می‌تواند خطر انهدام سنگ با استفاده از فشار وارده را کاهش دهد. همچنین با اطلاع از آن، می‌توان کارگران را از منطقه تهدید خارج ساخت. یک پیش‌بینی خوب می‌تواند کار در زمینه فعالیت‌های لرزه‌ای را افزایش دهد؛ بنابراین اهمیت زیادی دارد. مجموعه داده مورد بررسی، شامل نمونه‌های مثبت و منفی است که به صورت نامتوازن توزیع شده‌اند و همچنین نمونه‌های

معدن لهستان استفاده شد، چون هر زلزله بسته به مکان وقوع و مشخصات زمین‌شناسی دارای بعضی ویژگی‌های منحصر فرد است و به همین علت، این ویژگی‌ها متفاوت از جدول ۲ هستند.

۳.۳. نتیجه‌های شبیه‌سازی

در این حالت احتمال وقوع زلزله با ورود داده‌های آزمون، به کمک سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO بهترین حالت پیش‌بینی شده است. نتیجه‌های الویت هر ویژگی با شبیه‌سازی در سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO محاسبه شد. بیشترین الویت مربوط به ویژگی‌های تپ ژئوفونی، تعداد ضربه‌ها و تعداد ضربه در نوبت چهارم بود. پایین‌ترین الویت ویژگی‌ها، لرزه، انرژی، انحراف از تپ ژئوفونی و انرژی ژئوفونی بودند. برای ارزیابی به عملکرد سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون، چندین پارامتر مورد استفاده قرار گرفته است (ریس و همکاران، ۲۰۱۳).

۱. صحیح مثبت (TP) True Positive. تعداد دفعاتی که الگوریتم لرزه‌های پُرخطر را درست پیش‌بینی کرد.

۲. صحیح منفی (TN) True Negative. تعداد دفعاتی که الگوریتم لرزه‌های بی‌خطر را درست پیش‌بینی کرد.

۳. غلط مثبت (FP) False Positive. تعداد دفعاتی که الگوریتم لرزه‌های پُرخطر را غلط پیش‌بینی کرد.

۴. غلط منفی (FN) False Negative. تعداد دفعاتی که الگوریتم لرزه‌های بی‌خطر را غلط پیش‌بینی کرد.

مقدار نرخ خطا از رابطه (۱) به دست می‌آید.

$$\text{Error} = (FP + FN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (1)$$

مقدار میانگین مربعات خطا (Mean Square Error) از رابطه (۲) به دست می‌آید.

$$\text{MSE} = ((FP + FN) / (TP + FP + TN + FN))^2 / 2 \quad (2)$$

۱۱. تعداد ضربه در نوبت سوم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۳, ۱۰۸۴] ژول) در دوره قبلی ثبت شده بود.

۱۲. تعداد ضربه در نوبت چهارم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۴, ۱۰۸۵] ژول) در دوره قبلی ثبت شده بود.

۱۳. تعداد ضربه در نوبت پنجم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۵, ۱۰۸۶] ژول) آخرین تغییر ثبت شده بود.

۱۴. تعداد ضربه در نوبت ششم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۶, ۱۰۸۷] ژول) در نوبت قبلی ثبت شده بود.

۱۵. تعداد ضربه در نوبت هفتم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۷, ۱۰۸۸] ژول) در دوره قبلی ثبت شده بود.

۱۶. تعداد ضربه در نوبت‌های هشتم و نهم: تعداد ضربه‌های لرزه‌ای (در محدوده انرژی [۱۰۸۸, ۱۰۸۹] ژول) در دوره قبلی ثبت شده بود.

۱۷. انرژی: کل انرژی از ضربه‌های لرزه‌ای ثبت شده در دوره قبلی.

۱۸. حداکثر انرژی: بیشترین انرژی از ضربه‌های لرزه‌ای ثبت شده در دوره قبلی.

۱۹. رده: ویژگی تصمیم‌گیری - یک بدان معنی است که ضربه لرزه‌ای با انرژی زیاد در دوره بعدی رخ داده است («وضعیت پُرخطر»)، صفر بدان معنی است که ضربه لرزه با انرژی عادی در دوره بعدی رخ داده است («وضعیت بی‌خطر»).

در این تحقیق داده‌ها به دو قسمت آموزش و آزمون تقسیم شدند. لازم به توضیح است که از مجموع ۲۵۸۴ نمونه، تعداد ۲۰۶۷ نمونه برای آموزش و ۵۱۷ نمونه برای آزمون استفاده شد. همه سامانه‌های کارآمد قبلی اشاره شده در جدول ۲، حداکثر تا چهار ویژگی برای پیش‌بینی استفاده کرده‌اند. در این مقاله برای پیش‌بینی زلزله، از ویژگی‌هایی متناسب با شرایط زمین‌شناسی

برای لرزه‌های پُرخطر بیشترین مقدار ۴۱,۱۲ درصد است که نشان‌دهنده آن است که این سامانه کارآمد لرزه‌های پُرخطر را با بیشترین دقت، پیش‌بینی می‌کند. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود مقدار F-measure سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO برای لرزه‌های بی‌خطر بیشتر از همه است. برای لرزه‌های بی‌خطر، کمترین مقدار F-measure برای سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM است. مقدار F-measure لرزه‌های بی‌خطر از رابطه بین بازخوانی و احتمال پیش‌بینی درست لرزه‌های بی‌خطر به دست می‌آید. تفاوت الگوریتم SVM-PSO در شکل ۴ نسبت به شکل ۵ با بقیه الگوریتم‌ها به مراتب بیشتر است. در شکل ۴ تعداد نمونه‌های به کار رفته برای آموزش و آزمون نسبت به شکل ۵ کمتر است و این نشان می‌دهد که الگوریتم SVM-PSO با نمونه‌های کم نیز نسبت به بقیه بهتر عمل می‌کند.

دقت کلی از رابطه (۳) به دست می‌آید.

$$\text{Accuracy} = (TP + TN) / (TP + FP + TN + FN) \quad (۳)$$

احتمال پیش‌بینی درست از رابطه (۴) به دست می‌آید.

$$\text{Precision} = TP / (TP + FP) \quad (۴)$$

مقدار بازخوانی از رابطه (۵) به دست می‌آید.

$$\text{Recall} = TP / (TP + FN) \quad (۵)$$

مقدار F-measure از رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$\text{F-measure} = \quad (۶)$$

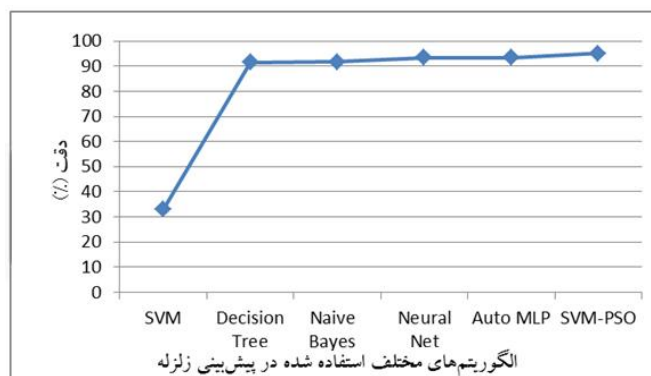
$$2 * (\text{Precision} * \text{Recall}) / (\text{Precision} + \text{Recall})$$

همان‌طور که در شکل ۳ مشاهده می‌شود مقدار دقت

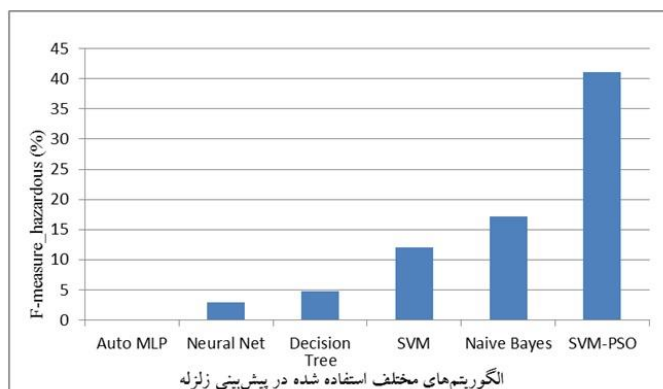
کلی سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO ۹۵,۱۲ درصد است که تا حدودی از سامانه‌های کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون بیشتر است. پایین‌ترین دقت کلی پیش‌بینی زلزله در سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM است.

همان‌طور که در شکل ۴ مشاهده می‌شود مقدار F-

measure سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO



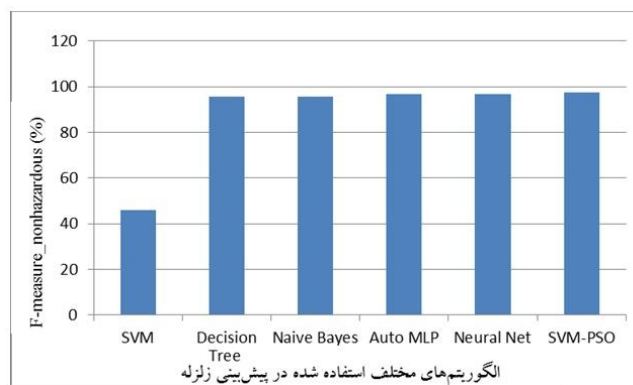
شکل ۳. نتیجه مقایسه بین دقت پیش‌بینی الگوریتم‌های گوناگون به کار رفته در پیش‌بینی زلزله



شکل ۴. مقایسه F-measure الگوریتم‌های گوناگون به کار رفته در پیش‌بینی لرزه‌های پُرخطر

جدول ۳ عملکرد سامانه‌های کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون را با توجه به پارامترها نشان می‌دهد. همان‌طور که در این جدول مشخص است، عملکرد سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM نتیجه‌های ضعیف‌تری نسبت به سامانه‌های کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های دیگر به دست آورد. تعداد FP سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM برابر ۳۳۴۶ بوده که بیش از ۲۶ بار بزرگ‌تر از سامانه کارآمد مبتنی بر بیزین، بیش از ۳۱ بار بزرگ‌تر از سامانه کارآمد مبتنی بر درخت تصمیم‌گیری و حدود ۳۳۴۶ بار بزرگ‌تر از سامانه‌های کارآمد مبتنی بر شبکه عصبی پرسپترون، شبکه عصبی و SVM-PSO است.

در جدول ۳ مشخص است که مقدار میانگین مربعات خطا و نرخ خطای سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO کمتر از بقیه سامانه‌های کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های دیگر است. سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM مقدار میانگین مربعات خطا و نرخ خطای بالایی دارد که نشان‌دهنده عملکرد کم سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM است. همچنین، در این جدول نشان داده شده است که مقدار احتمال پیش‌بینی درست سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم SVM-PSO برای پیش‌بینی لرزه‌های پُرخطر بیشتر است. احتمال پیش‌بینی درست سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم MLP از همه کمتر است.



شکل ۵. مقایسه F-measure الگوریتم‌های گوناگون به کار رفته در پیش‌بینی لرزه‌های بی‌خطر

جدول ۳. عملکرد سامانه‌های کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های گوناگون

پارامتر	SVM	Naive Bayes	Decision Tree	Auto MLP	Neural Net	SVM-PSO
TN	1474	4679	4713	4820	4819	4820
FN	103	296	329	340	339	252
FP	3346	128	107	0	1	0
TP	237	44	11	0	1	88
Precision_hazardous (%)	6.61	25.58	9.32	0	62.50	100
Precision_nonhazardous (%)	93.47	49.05	93.47	93.41	93.43	95.03
Recall_hazardous (%)	69.71	12.94	3.24	0	1.47	25.88
Recall_nonhazardous (%)	30.58	97.34	97.78	100	99.98	100
F-measure_hazardous (%)	12.08	17.19	4.81	0	2.87	41.12
F-measure_nonhazardous (%)	46.08	95.67	95.58	96.59	96.59	97.45
Accuracy (%)	33.16	91.76	91.55	93.41	93.41	95.12
Error Rate (%)	66.84	8.24	8.45	6.59	6.59	4.88
MSE (%)	2233.87	33.93	35.7	21.71	21.71	11.93

۴. نتیجه‌گیری

جغرافیایی و عمق وقوع زلزله استفاده می‌کنند. علاوه بر آن، یک نمونه سامانه کارآمد مبتنی بر الگوریتم‌های SVM، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی MLP، شبکه بیزین، درخت تصمیم‌گیری و ماشین بردار پشتیبان بهینه شده با استفاده از الگوریتم ازدحام ذرات در محیط Rapid Miner با داده‌های واقعی شبیه‌سازی شد. در این نمونه شبیه‌سازی از ویژگی‌های متنوع مانند لرزه، انرژی، تپ و تعداد ضربه استفاده شد. نتیجه‌ها روشن ساخت که سامانه کارآمد مبتنی بر ماشین بردار پشتیبان که با الگوریتم ازدحام ذرات بهینه شده است، دقت بیشتری نسبت به بقیه دارد.

مراجع

- Abraham, A., 2005, Rule-based expert systems, handbook of measuring system design, 909-919.
- Abrahamson, N. and Silva, W., 2008, Summary of the Abrahamson and Silva NGA ground-motion relations, *Earthquake Spectra*, 24(1), 67-97.
- Ahumada, A., Altunkaynak, A. and Ayoub, A., 2015, Fuzzy logic-based attenuation relationships of strong motion earthquake records, *Expert Systems with Applications*, 42(3), 1287-1297.
- Aminzadeh, F., Katz, S. and Aki, K., 1994, Adaptive neural nets for generation of artificial earthquake precursors, *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 32(6), 1139-1143.
- Basak, D., Pal, S. and Patranabis, D. C., 2007, Support vector regression, *Neural Inf. Process*, 11, 203-225.
- Bofeng, Z. and Yue, L. 2005, Customized explanation in Expert System for earthquake prediction, 17th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence, 371-376, Hong Kong, China.
- Borghi, A., Aoudia, A., Riva, R. E. M. and Barzaghi, R., 2009, GPS monitoring and earthquake prediction: a success story towards a useful integration, *Tectonophysics*, 465(1-4), 177-189.
- Cherkassky, V. and Ma, Y., 2004, Practical of SVM parameters and noise estimation for SVM regression, *Neural Networks*, 17, 113-126.
- Dehbozorgi, L. and Farokhi, F., 2010, Effective feature selection for short-term earthquake prediction using neuro-fuzzy classifier, *Second IITA International Conference on Geoscience and Remote Sensing*, 2, 165-169.
- Durkin, J., 1994, Expert systems, design and development, Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Dutta, P. K., Mishra, Q. P. and Naskar, M. K., 2013, A review of operational earthquake forecasting methodologies using linguistic fuzzy rule-based models from imprecise data with weighted regression approach, *Journal of Sustainability Science and Management*, 8(2), 220-235.
- Dutta, P. K., Mishra, O. P. and Naskar, M. K., 2012, Decision analysis for earthquake prediction methodologies: fuzzy inference algorithm for trust validation, *International Journal of Computer Applications*, 45(4), 13-20.
- Hadjimichael, M., Kuciauskas, A. P., Tag, P. M., Bankert, R. L. and Peak, J. E., 2002, A meteorological fuzzy expert system incorporating subjective user input, *Knowledge and Information System*, 4(3), 350-369.
- Ikram, A. and Qamar, U., 2014, A rule-based expert system for earthquake prediction, *Journal of Intelligent Information Systems*, 43(2), 205-230.
- Ikram, A. and Qamar, U., 2015, Developing and expert system based on association rules and predicate logic for earthquake prediction, *Knowledge-Based Systems*, 75, 87-103.
- Jalal Kamali, H., Bidokhti, A. A. and Amiri, H., 2009, Relation between integral effect of sub-surface temperature variation (I) seismic effects, *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, 9, 1815-1821.

زلزله یکی از بحران‌های طبیعی است که بنا به علت‌های گوناگون در مکان‌ها و زمان‌های متفاوت در نقاط گوناگون جهان رخ می‌دهد و اثرات جبران‌ناپذیری دارد. برای کاهش اثرات این بحران طبیعی پژوهشگران دنبال راهکارهایی بودند که بتوانند احتمال رخداد این پدیده را پیش‌بینی نمایند. یکی از روش‌هایی که به‌تازگی در این زمینه از آن استفاده می‌شود، سامانه‌های کارآمد مبتنی بر دانش و الگوریتم‌های گوناگون مثل شبکه‌های عصبی است. در این مقاله، هشت سامانه کارآمد در زمینه پیش‌بینی زلزله معرفی و باهم مقایسه شدند. بررسی‌ها روشن ساخت که اکثر این سامانه‌ها از ویژگی‌های بزرگی زلزله، فاصله از مرکز زلزله، شدت، طول و عرض

- Kabiesz, J., Sikora, B., Sikora, M. and Wrobell, L., 2013, Application of rule-based models for seismic hazard prediction in coal mines, *Acta Montanistica Slovaca*, 18(4), 262-277.
- Kawabe, I., Ohno, I. and Nadano, S., 1988, Groundwater flow records indicating earthquake occurrence and induced Earth's free oscillation, *Geophysical Research Letters*, 15(11), 1235-1238.
- King, C. Y., Azuma, S., Ohno, M., Asai, Y., He, P., Kitagawa, Y., Igarashi, G. and Wakita, H., 2000, In search of earthquake precursors in the water-level data of 16 closely clustered wells at Tono, Japan, *Geophysical Journal International*, 143, 469-477.
- Lakshmi, K. R., Nagesh, Y. and Krishna, M. V., 2014, Analysis on predicting earthquakes through an abnormal behaviour of animals, *International Journal of Scientific & Engineering Research*, 5(4), 845-857.
- Meyer, D. and Wien, F.T., 2012, Support vector machines, *The Interface to libsvm in package e1071*, 1-8.
- Moustra, M., Avraamides, M. and Christodoulou, C., 2011, Artificial neural networks for earthquake prediction using time series magnitude data or seismic electric signals, *Expert Systems with Applications*, 38(12), 15032-15039.
- Reyes, J., Esteban, A. M. and Alvarez, F. M., 2013, Neural networks to predict earthquakes in Chile, *Applied Soft Computing*, 13(2), 1314-1328.
- Shahrabi, M., 2014, Creation of an expert system to estimate the product sale based on fuzzy logic, *International Journal of Modern Computer Science and Engineering*, 3(1), 1-8.
- Sikder, I. U. and Munakata, T., 2009, Application of rough set and decision tree for characterization of premonitory factors of low seismic activity, *Expert Systems with Applications*, 36(1), 102-110.
- Tertyshnikov, A. V., Skripachev, V. O. and Chemyavskii, G. V., 2009, Variations in deceleration of space vehicles in the upper ionosphere before strong earthquake, *Doklady Earth Sciences*, 424(1), 180-184.
- Tezcan, J. and Cheng, Q., 2012, Support vector regression for estimating earthquake response spectra, *Bulletine of Earthquake Engineering*, 10(4), 1205-1219.
- Tonooka, H., Palluconi, F. D., Hook, S. J. and Matsunaga, T., 2005, Vicarious calibration of ASTER thermal infrared bands, *IEEE Transaction on Geoscience and Remote Sensing*, 43(12), 2733-2746.
- Torkar, D., Zmazek, B., Vaupotic, J. and Kobal, L., 2010, Application of artificial neural networks in simulating radon levels in soil gas, *Chemical Geology*, 270(1-4), 1-8.
- Tronin, A. A., 2010, Satellite remote sensing in seismology, A review, *Remote Sensing*, 2(1), 124-150.
- UCI., 2015, Machine learning respository: <https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/seismicbumps>.
- Vapnik, V., 1995, *The nature of statistical learning theory*, Springer Verlag
- Wang, S., 1997, Neural networks in generalizing expert knowledge, *Computers and Industrial Engineering*, 32(1), 67-76.
- Wright, T. J., 2002, Remote monitoring of the earthquake cycle using satellite radar interferometry, *Philosophical Transaction of the Royal Society A, Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 360(1801), 2873-2888.
- Zoback, M. L., Geist, E., Pallister, J., Hill, D. P., Young, S. and McCausland, W., 2013, Advances in natural hazard science and assessment, 1963-2013, the impact of the geological sciences on society, *Geological Society of America Special Paper*, 501, 81-154.