

بر آورد بیشینه شتاب زمین به روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور

مه‌دی کماسی*

استادیار، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آیت...العظمی بروجردی (ره).

پست الکترونیک:

komasi@abru.ac.ir

سحر آزادی چگنی

دانشجوی کارشناسی ارشد سازه، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آیت...العظمی بروجردی (ره).

پست الکترونیک:

Saharazadi68@gmail.com

مهرداد آزادی چگنی

دانشجوی کارشناسی ارشد سازه، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه آیت...العظمی بروجردی (ره).

پست الکترونیک:

m.azad.55@gmail.com

یکی از روش‌های مناسب جهت بررسی زلزله‌های مختلف و تعیین میزان خطرپذیری در هر منطقه، پیش‌بینی پارامترهای جنبش نیرومند زمین می‌باشد که نقش مهمی را در ارزیابی اثرات زلزله در طراحی پروژه‌های مهندسی ایفا می‌کند. در پژوهش حاضر، از مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور که از تکنیک‌های هوش مصنوعی هستند؛ برای برآورد بیشینه شتاب زمین استفاده شده است. به‌این منظور، از پارامترهای لرزه‌ای شامل بزرگای زلزله، فاصله محل رخداد زلزله تا سایت، عمق کانونی زلزله و شدت زلزله به‌عنوان پارامترهای ورودی مدل‌های ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور استفاده شده است. مقایسه نتایج برآورد بیشینه شتاب زمین با ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور با روابط کاهندگی تجربی و روش‌های رگرسیون بیانگر آن است که روش‌های ارائه‌شده می‌توانند ارتباط مناسبی را میان مقادیر مشاهداتی و محاسباتی برقرار نمایند. همچنین این روش‌ها از دقت بالاتری نسبت به روش‌های کلاسیک پیشین برخوردار هستند، به‌طوری‌که ضریب تبیین برای روش ماشین بردار پشتیبان ۰/۹۹۶، شبکه عصبی شعاع محور ۰/۹۹۷ و برای روش‌های رگرسیونی خطی و رگرسیونی غیرخطی به ترتیب ۰/۷۹۰ و ۰/۱۵۳ می‌باشد.

واژگان کلیدی: مدل‌های داده‌کاوی، ماشین بردار پشتیبان، شبکه عصبی شعاع محور، حداکثر شتاب زمین.

شکل اساسی روابط کاهندگی به‌صورت رابطه کلی

زیر می‌باشد [۳]:

$$\log(Y) = \log(b_1) + \log[f_1(M)] + \log[f_2(R)] + \log[f_3(M, R)] + \log[f_4(E_i)] + \log(\varepsilon) \quad (1)$$

در رابطه (۱)، Y پارامتر جنبش زمین (همانند PGA) و b_1 فاکتور مقیاس می‌باشند. جملات دوم تا چهارم سمت راست رابطه، به‌ترتیب توابع بزرگی M ، فاصله منبع لرزه‌زا تا محل R ، مشخصات زمین‌شناسی محل E_i هستند. خطاها نیز توسط پارامتر ε بیان شده است. به‌علت ضرورت برآورد این پارامترها، می‌بایست روابط کاهندگی را به‌گونه‌ای تعیین کرد که مقادیر محاسبه شده توسط این

۱- مقدمه

جنبش‌های نیرومند زمین در برآورد تأثیر زلزله بر سازه، محیط‌زیست و غیره از اهمیت بالایی برخوردارند [۱]. در این میان، بیشینه شتاب زمین (PGA^1) پارامتری است که اغلب در تحلیل خطر لرزه‌ای استفاده می‌شود [۲]. جنبش‌های نیرومند زمین توسط یکسری روابط، موسوم به روابط کاهندگی ارائه می‌گردند.

* نویسنده مسئول

تاریخ دریافت: ۱۳۹۵/۰۸/۰۳، بازنگری ۱۳۹۵/۱۱/۲۷، پذیرش ۱۳۹۵/۱۲/۰۸.

¹- Peak Ground Acceleration

داده‌های مسئله بستگی دارد. توجه به کیفیت و عدم قطعیت‌ها بسیار مهم است. عدم قطعیت‌ها به اندازه‌گیری‌ها برمی‌گردند. در این حالت، اگر مقادیر ورودی کاملاً دقیق نباشند، عدم قطعیت به وجود آمده است. از این‌رو، دسته دیگری از مدل‌ها بر پایه شبکه عصبی و تئوری فازی ارائه گردید. کر و تینگ^۵ در پژوهشی در این زمینه با توجه به رکوردهای ۳۰ ایستگاه، با ترکیبی از پارامترهای لرزه‌ای از جمله فاصله از مرکز و عمق کانونی با استفاده از شبکه‌های عصبی، به برآورد حداکثر شتاب زمین پرداختند [۷]. همچنین پوزوز^۶ و همکاران در پژوهشی به مدل‌سازی با استفاده از دو روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و بازخور مصنوعی برای پیش‌بینی بیشینه شتاب زمین پرداختند. نتایج به دست آمده، بیانگر برآورد مناسبی از پارامترها می‌باشد [۸].

ماشین بردار پشتیبان^۷ تبدیلات بسیار پیچیده را انجام می‌دهد؛ سپس مشخص می‌کند چگونه می‌توان داده‌ها را براساس یک ابرسطح از هم جدا نمود. این روش بهترین ابرسطحی را پیدا می‌کند که با حداکثر فاصله^۸، داده‌های مربوط به دو طبقه را از هم جدا می‌کند. از ماشین بردار پشتیبان می‌توان در حل مسائل گوناگون استفاده کرد، درحالی‌که روش‌های دیگری مانند درخت تصمیم‌گیری را نمی‌توان به راحتی در مسائل مختلف به کار برد. ماشین بردار پشتیبان برای فرآیند یادگیری به تعداد داده‌های آموزشی کمتری نسبت به شبکه عصبی نیاز داشته و درعین حال، توانایی بهتری در پیدا کردن جواب بهینه کلی سیستم دارد. ماشین بردار پشتیبان از روش‌های یادگیری نظارت شده است که به تولید توابع نگاشت ورودی و خروجی از مجموعه‌ای از داده‌های آموزشی پرداخته و از آن برای طبقه‌بندی و رگرسیون استفاده می‌کند [۹]. از جمله پژوهش‌ها در این زمینه،

روابط به مقادیر واقعی ثبت شده نزدیک باشند. تحلیل این روابط توسط دو روش تجربی و روش نیمه‌تئوری (یا روش تصادفی) امکان‌پذیر است. نکته بسیار مهم در استفاده از روابط کاهندگی این است که این روابط براساس داده‌های مربوط به یک ناحیه ارائه شده است. بنابراین استفاده از این روابط برای منطقه خاص که داده‌های شتاب‌نگاری آن کم یا بدون داده می‌باشد، باعث خطا در برآورد پارامترهای جنبش نیرومند زمین و عدم انعکاس کامل این روش‌ها از ماهیت زمین‌لرزه‌ها بر تعیین روابط کاهندگی خواهد شد. در میان روش‌های محاسباتی نوین، روش‌های هوش مصنوعی که مبتنی بر تئوری داده‌کاوی هستند، ارزیابی مناسبی جهت برآورد و پیش‌بینی پدیده‌ها دارند. در این زمینه، لیو^۲ و همکاران در پژوهشی به تحلیل کاهندگی لرزه‌ای سه‌بعدی با استفاده از تکنیک‌های هوش مصنوعی پرداختند. محققان مقایسه‌ای را میان دو روش توابع شعاع محور و الگوریتم انتشار برگشتی انجام دادند. نتایج حاصل از این پژوهش نشان داد که روش توابع شعاع محور برای آموزش داده‌ها مناسب‌تر است [۴]. همچنین آرجان و کومار^۳ در مقاله خود کاربرد شبکه‌های عصبی را به‌عنوان یکی از زیرمجموعه‌های هوش مصنوعی برای ارزیابی شتاب اوج زمین برای دامنه‌های زلزله بیشتر از ۵٪ و فاصله عمق مرکزی بیشتر از ۵ و کمتر از ۵۰ کیلومتر ارائه کردند. آن‌ها مشاهده کردند که پیش‌بینی با استفاده از شبکه آموزش‌دیده با شش داده ورودی بهتر از شبکه آموزش‌دیده با سه داده ورودی است [۵]. دراس و بکوچ^۴ نیز در مطالعه خود با استفاده از شبکه مصنوعی به برآورد حداکثر شتاب زمین پرداختند. نتایج به دست آمده نشان داد که محاسبه حداکثر شتاب زمین با استفاده از روش شبکه مصنوعی نزدیک به رکورد واقعی آن می‌باشد [۶].

در کل، انتخاب یک تکنیک مناسب از شبکه عصبی به نوع مسئله، نوع الگوریتم حل برای آن و قطعیت

⁵- Ker and Ting

⁶- Pozos

⁷- Support Vector Machine

⁸- Maximum margin

²- Liu

³- Arjun and Kumar

⁴- Derras and Bekkouche

ماشین بردار پشتیبان به عنوان یک الگوریتم جدید داده کاوی توسط واپنیک^{۱۲} و همکاران طراحی شد [۱۳]. این روش در سال‌های بعد توسط واپنیک و کورتس^{۱۳} برای حالت غیرخطی تعمیم داده شد [۱۴]. ماشین بردار پشتیبان از تکنیک هسته کرنل برای تبدیل داده‌ها استفاده می‌کند و سپس براساس این تبدیل، مرز بهینه بین خروجی‌های ممکن را پیدا می‌کند. ماشین بردار پشتیبانی، یک الگوریتم یادگیری ماشین براساس تئوری یادگیری آماری است که به دسته‌های خطی، خطی جدایی‌ناپذیر، غیرخطی جدا و چندین توابع کرنل نمونه دسته‌بندی می‌شود [۱۵]. شکل ۱ مفاهیم اولیه این روش را نشان می‌دهد. دایره‌ها و مثلث‌ها در این شکل دو نمونه را نشان می‌دهند و H یک خط برچسب‌گذاری برای جدا کردن دو نمونه است. H₁ و H₂ از طریق نزدیک‌ترین نمونه به خط برچسب‌زده منتقل می‌شوند. نزدیک‌ترین نقاط داده‌ها که برای تعریف حاشیه استفاده می‌شوند بردارهای پشتیبانی نامیده شده و فاصله بین H₁ و H₂ حاشیه نام دارد [۱۵].

ابر رویه H که دارای حداکثر فاصله بین نزدیک‌ترین داده (به عنوان مثال حداکثر حاشیه) است، ابر رویه مطلوب نامیده می‌شود که به صورت زیر می‌تواند بیان شود:

$$w^T x + b = 0 \quad (2)$$

در این رابطه، x یک بردار ورودی، w بردار وزن تطبیقی، b گرایش و w^Tx حاصل درونی از w و x است. فرمول ریاضی دو ابرسطح موازی که مرز جداکننده را تشکیل می‌دهند عبارت است از:

$$w^T x_i + b \geq 1 \quad \forall y_i = +1 \quad (3)$$

$$w^T x_i + b \leq -1 \quad \forall y_i = -1 \quad (4)$$

تحقیق هن^۹ و همکاران در سال ۲۰۰۷ می‌باشد که به مطالعه کاربرد ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی سیل پرداخته است. این مقاله نشان می‌دهد که توابع هسته‌های خطی و غیرخطی می‌تواند عملکرد بهتری در برابر دیگر عملیات‌ها در شرایط مختلف در حوضه آبریز داشته باشند [۱۰]. همچنین چن^{۱۰} و همکاران از ادغام ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک برای ارزیابی مقاومت لرزه‌ای مدرسه در تایوان استفاده کردند. این مقاله نشان می‌دهد ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم ژنتیک، ارزیابی لرزه‌ای مناسبی را برای ساختمان مدرسه در برابر زلزله می‌دهد [۱۱]. همچنین در پژوهشی دیگر، نصرالله‌نژاد و همکاران به مطالعه شبیه‌سازی حداکثر شتاب زمین توسط رگرسیون عمومی و توابع پایه شعاع محور و دیگر شبکه‌های عصبی در برخی از مناطق جهان پرداختند و سعی در نشان دادن یک پیش‌بینی معقول شتاب زمین که ممکن است بیش از شتاب ثقل در مناطق مختلف ایجاد کند را داشتند. آن‌ها در پژوهش خود با استفاده از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی و چهار پارامتر کلیدی اندازه لنگر، فاصله گسستگی، طبقه سایت، سبک گسلش زلزله، که ممکن است عوارض جدی بر روی آن سایت ایجاد کند، را با شبکه عصبی پس‌انتشار پیشرو بررسی کردند [۱۲].

با رویدادها به پیشینه پژوهش به نظر می‌رسد که مطالعات چندانی پیرامون استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور^{۱۱} در برآورد حداکثر شتاب زمین صورت نگرفته است. در این تحقیق، سعی در ارائه مدل‌هایی مناسب جهت برآورد حداکثر شتاب زمین توسط این مدل‌ها شده است.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- ماشین بردار پشتیبان

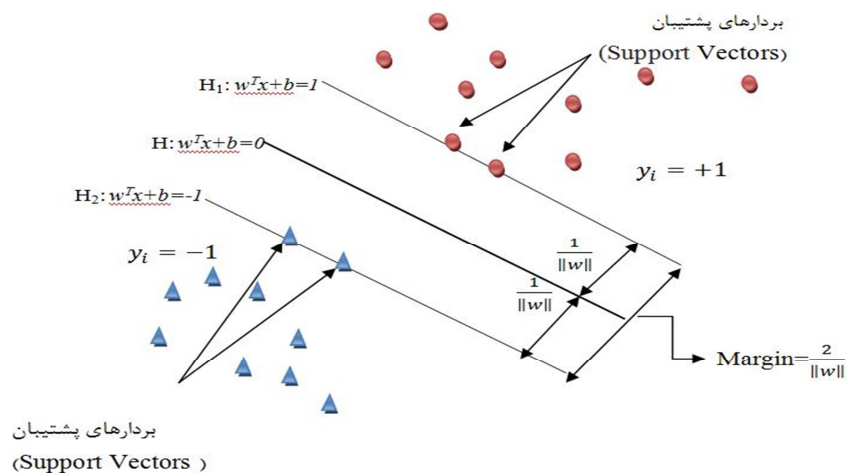
¹²- Vapnik
¹³- Cortes

⁹- Han
¹⁰- Chen
¹¹- Radial Basis Function

توابع ماشین بردار پشتیبان و بعضی از توابع کرنل نمونه در جدول ۱ توضیح داده شده است [۱].

با ترکیب تساوی روابط (۳) و (۴) رابطه زیر به دست می آید:

$$y_i(w^T x_i + b) - 1 \geq 0 \quad (5)$$



شکل ۱- ابر رویه بهینه برای SVM خطی [۱۵]

جدول ۱- توابع ماشین بردار پشتیبان و توابع کرنل [۱۵]

$f(x) = \sin(w^{*T} x_i + b^*) = \sin(\sum_{i=1}^N a_i^* y_i x_i^T x_j + b^*)$	SVM خطی جدایی
$0 \leq \alpha_i \leq c, \forall i \quad \sum_{i=1}^N a_i y_i = 0$	SVM خطی جدایی ناپذیر
$f(x) = \sum_{i=1}^N y_i \alpha_i k(x_i, x_j) + b$	SVM غیرخطی جدا
$k(x_i, x_j) = x_i^T x_j$	کرنل خطی
$k(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T x_j + r)^d, \gamma > 0$	کرنل چند فرمولی
$k(x_i, x_j) = \exp(-\gamma x_i - x_j ^2), \gamma > 0$	توابع پایه شعاع محور
$k(x_i, x_j) = \tan(\gamma x_i^T x_j + r)$	کرنل پیچیده

ورودی به یک فضای با بعد بالاتر که در آن الگوها به صورت خطی تفکیک پذیر می باشند را نمایش می دهد. بنابراین، لایه نهایی یک جمع وزنی ساده با یک خروجی خطی انجام می دهد. در صورتی که، از تابع پایه شعاع محور برای تقریب تابع استفاده شود، چنین خروجی مفید خواهد بود؛ ولی هنگامی که نیاز به طبقه بندی الگوها وجود داشته باشد، آنگاه یک محدودکننده سخت یا یک

۲-۲- شبکه عصبی شعاع محور

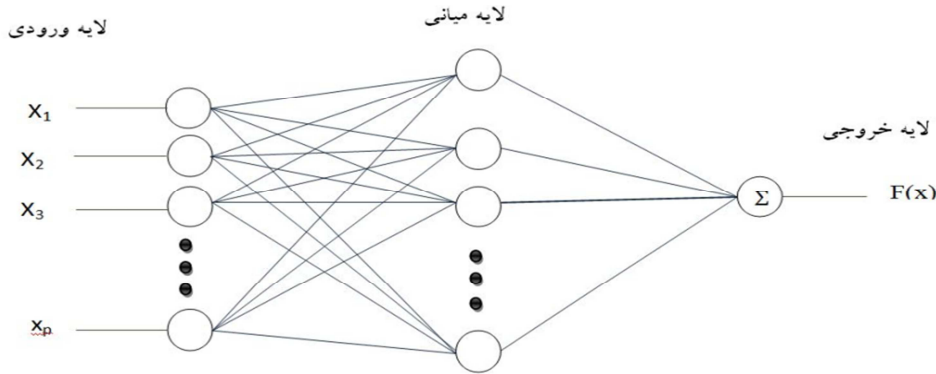
شبکه های عصبی شعاعی به واسطه آموزش سریع و فراگیر از دقت و کاربرد مناسبی برخوردارند. معماری اصلی شبکه عصبی شعاع محور متشکل از سه لایه مطابق با شکل ۲ می باشد.

در لایه ورودی هیچگونه پردازشی انجام نمی دهد، لایه دوم یا لایه پنهان یک نگاشت غیرخطی از فضای

رابطه (۶) نشان می‌دهد که برای تقریب تابع F می‌بایست از p تابع شعاعی که دارای مراکز ثقل u می‌باشد، استفاده شود. نماد « $\| \cdot \|$ » تابع فاصله را در فضای R_n که معمولاً فاصله اقلیدسی است، انتخاب می‌کند.

سیگموئید را می‌توان بر روی خروجی قرار داد تا مقدار خروجی صفر یا یک تولید شود. تابع لایه پنهان دارای رابطه‌ای مطابق با رابطه زیر است [۱۶]:

$$F(x) = \sum_{j=1}^p w_j \phi(\|x - u_j\|) \quad (6)$$



شکل ۲- معماری اصلی شبکه عصبی شعاع محور

مختلفی پیشنهاد شده است که در ذیل به چند مورد از آنها اشاره می‌شود:

از آنجاکه منحنی نمایش تابع‌های مدار شعاعی به صورت شعاعی متقارن است، نرون‌های لایه مخفی به نرون‌های تابع شعاعی معروف هستند. توابع شعاعی

$$Cubic splines : \phi : \mathfrak{R} \rightarrow \mathfrak{R} : r \rightarrow |r|^3 \quad (7)$$

$$Thin plate splines (x, y) \rightarrow \|(x, y)\|^2 \log \|(x, y)\| \quad (8)$$

$$Multiquadrics : \phi_{MQ}(r) = \sqrt{a^2 + r^2} \quad (9)$$

نتایج مدل‌های مختلف وجود دارد. در این پژوهش، کارایی مدل‌ها توسط دو معیار عددی ضریب تبیین (DC^{14}) و ضریب همبستگی (CC^{15}) مورد بررسی قرار گرفته که در روابط (۱۱) و (۱۲) به آنها اشاره شده است [۱۷]. در رابطه (۱۱) و (۱۲)، N تعداد داده‌ها، X_{com_i} ، X_{obs_i} ، \bar{X}_{com} و \bar{X}_{obs} به ترتیب داده‌های مشاهده‌ای، مقادیر محاسباتی، میانگین مقادیر محاسباتی و میانگین داده‌های مشاهده‌ای می‌باشند.

تابع معروف در شبکه‌های شعاعی همان تابع گوسی یا نمایی به صورت رابطه زیر می‌باشد [۱۶]:

$$\phi(\|x - u_j\|) = e^{-\frac{\|x - u_j\|}{\sigma_j}} \quad (10)$$

در این رابطه، σ_j فاکتور عرض کرنل زام می‌باشد.

۲-۳- سنجش و ارزیابی مدل

کارکرد یک مدل را می‌توان از چند نظر مورد بررسی قرار داد. دامنه وسیعی از معیارهای سنجش برای مقایسه میان

¹⁴- Determination Coefficient

¹⁵- Correlation Coefficient

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs_i} - X_{com_i})}{\sum_{i=1}^N (X_{obs_i} - \bar{X}_{obs})} \quad (11)$$

$$CC = \frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs_i} - \bar{X}_{obs})(X_{com_i} - \bar{X}_{com})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_{obs_i} - \bar{X}_{obs})^2 \sum_{i=1}^N (X_{com_i} - \bar{X}_{com})^2}} \quad (12)$$

به دلیل اینکه بین محدوده داده‌های شبکه با توابع محرک مورد استفاده هماهنگی، لازم است؛ داده‌ها در محدوده توابع محرک، نرمال می‌شوند. با توجه به اینکه برد این توابع بین صفر و یک می‌باشد، داده‌های خروجی نیز در این محدوده نرمال‌سازی می‌شوند. بدین منظور از رابطه زیر استفاده شده است:

$$X'_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (14)$$

در رابطه (۱۴)، X_i داده ورودی، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقدار حداقل و حداکثر داده‌ها می‌باشند.

۴- مدل‌سازی و نتایج

با توجه به پارامترهای زلزله معرفی شده ترکیب‌های مختلفی را می‌توان مورد ارزیابی قرار داد که در این پژوهش از چندین ترکیب مختلف برای یافتن بهترین ترکیب ورودی به مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاعی استفاده شده است. در این ساختار ملاک ارزیابی، معیارهای ضریب تبیین، ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا می‌باشند. در این پژوهش، ترکیب‌های (۱) تا (۶) دو پارامتری، ترکیب‌های (۷) تا (۱۰) سه پارامتری و ترکیب (۱۱) چهار پارامتری می‌باشد.

Comb(1): (d, in)	Comb (2): (m, in)
Comb (3): (m, d)	Comb (4): (r, in)
Comb (5): (r, d)	Comb (6): (r, m)
Comb (7): (r, d, in)	Comb (8): (m, d, in)
Comb (9): (r, m, in)	Comb (10): (r, m, d)
Comb (11): (r, m, d, in)	

یک پارامتر مهم دیگر جذر میانگین مربعات خطا ($RMSE^{16}$) می‌باشد که اختلاف میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا برآوردکننده آماری با مقدار واقعی را نشان می‌دهد. پارامتر $RMSE$ به‌عنوان یک ابزار مناسب برای مقایسه‌کردن خطاهای پیش‌بینی توسط یک مجموعه داده استفاده می‌گردد. رابطه زیر بیان‌کننده این پارامتر می‌باشد [۱۷]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_{obs_i} - X_{com_i})^2}{N}} \quad (13)$$

که در رابطه (۱۳)، N ، X_{obs_i} و X_{com_i} به ترتیب تعداد داده‌ها، داده‌های مشاهداتی و مقادیر محاسباتی می‌باشند.

۳- بانک داده

در این پژوهش از ۲۵۹۰ رکورد ثبت شده که برای پروژه NIED می‌باشد، استفاده شده است. داده‌های مطالعاتی از زلزله‌های موجود در کشور ژاپن از وب سایت <http://www.kyoshin.bosai.go.jp> تهیه شده است.

داده‌های مطالعاتی در این پژوهش، شامل پارامترهای حداکثر شتاب زمین (PGA)، بزرگای زلزله (M)، عمق کانونی زلزله (Depth)، فاصله منبع لرزه‌زا تا سایت (r) و شدت زلزله (I) می‌باشند. در جدول ۲ مقادیر این پارامترها نشان داده شده است.

در روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی یکی از مراحل پیش‌تحلیل داده‌ها، نرمال‌سازی آن‌ها می‌باشد.

¹⁶- Root Mean Square Error

جدول ۲- کمیت‌های آماری پارامترهای رکوردهای پژوهش

پارامترها	بیشینه	کمینه	میانگین داده	انحراف معیار
بزرگای زلزله (M)	۶/۹	۳/۷	۵/۰۹	۰/۷۱
عمق کانونی (Km)	۴۸۰	۸	۷۱/۹۰	۹۴/۴۱
فاصله از منبع لرزه‌زا تا سایت (Km)	۱۷۹۲/۷۴	۳/۶۱	۱۸۷/۵۷	۲۱۶/۷۷
شدت (Intensity)	۴۴۶	۰	۱/۲۴	۰/۸۳
بیشینه شتاب زمین (gal)	۴۰۸	۰	۱۰/۶۳	۲۲/۶۷

۴-۱- نتایج مدل‌سازی ماشین بردار پشتیبان (SVM)

جهت تعیین آرایش مناسب برای مدل ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. ماشین بردار پشتیبان از تکنیک هسته کرنل برای تبدیل داده‌ها استفاده می‌کند. در این تحقیق، از توابع پایه شعاع محور که از نمونه‌های توابع کرنل می‌باشد، در برنامه ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. در جدول ۳ نتایج مدل‌سازی ماشین بردار پشتیبان برای پارامتر PGA گزارش شده است.

در مدل ماشین بردار پشتیبان باید آرایش شبکه و چگونگی فرآیند آموزش شبکه مورد توجه قرار گیرد که این خود شامل انتخاب مناسب تعداد تکرار فرآیند آموزش و تضمین‌کننده کارایی و بازدهی مناسب مدل در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی است. داده‌های نرمال‌سازی شده باید با تنظیم نرم‌افزار بر روی سری زمانی به برنامه وارد شود. از این‌رو، در این پژوهش از رهگذر آنالیز حساسیت

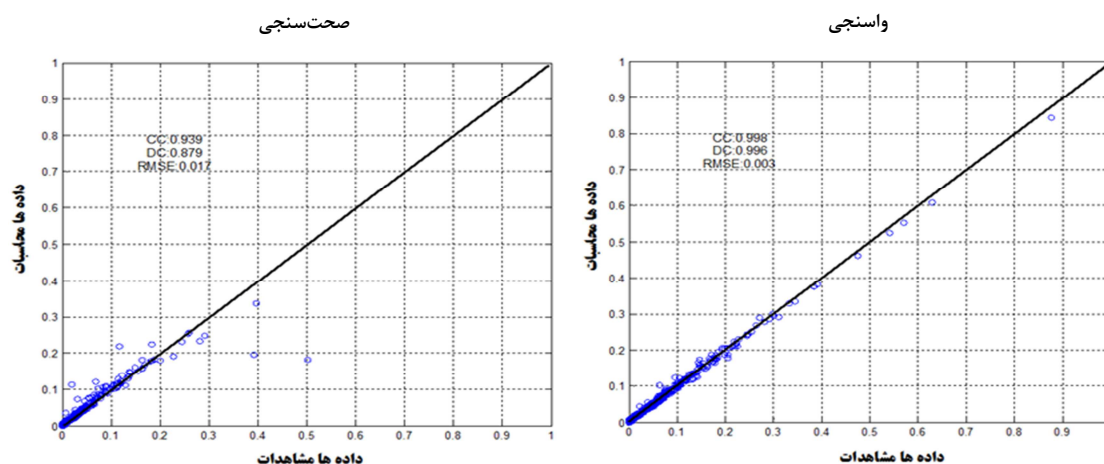
جدول ۳- نتایج برآورد PGA توسط ماشین بردار پشتیبان

ترکیب	ضریب تبیین (DC)		ضریب همبستگی (CC)		میانگین مربعات خطا (RMES)	
	واسنجی	صحت سنجی	واسنجی	صحت سنجی	واسنجی	صحت سنجی
Comb (1)	۰/۹۹۴	۰/۹۸۶	۰/۹۹۳	۰/۹۹۳	۰/۰۰۴	۰/۰۰۵
Comb (2)	۰/۹۹۵	۰/۷۸۴	۰/۹۹۷	۰/۸۸۹	۰/۰۰۳	۰/۰۲۵
Comb (3)	۰/۰۸۷	۰/۰۳۵	۰/۲۹۵	۰/۲۱۴	۰/۰۵۳	۰/۰۵۳
Comb (4)	۰/۹۹۵	۰/۸۹۳	۰/۹۹۷	۰/۹۴۶	۰/۰۰۳	۰/۰۱۵
Comb (5)	۰/۲۸۱	۰/۲۵۳	۰/۵۳۱	۰/۵۰۴	۰/۰۴۵	۰/۰۵۱
Comb (6)	۰/۴۰۹	۰/۲۰۴	۰/۶۳۳	۰/۴۵۷	۰/۰۴۳	۰/۰۴۸
Comb (7)	۰/۹۹۵	۰/۹۰۶	۰/۹۹۷	۰/۹۵۲	۰/۰۰۴	۰/۰۱۱
Comb (8)	۰/۹۹۵	۰/۹۱۳	۰/۹۹۷	۰/۹۵۸	۰/۰۰۳	۰/۰۱۴
Comb (9)	۰/۹۹۶	۰/۸۸۹	۰/۹۹۸	۰/۹۴۴	۰/۰۰۳	۰/۰۱۶
Comb (10)	۰/۴۰۴	۰/۳۵۲	۰/۶۳۶	۰/۵۹۴	۰/۰۴۱	۰/۰۴۸
Comb (11)	۰/۹۹۶	۰/۸۷۹	۰/۹۹۸	۰/۹۳۹	۰/۰۰۳	۰/۰۱۷

مطلوبی نداشته‌اند؛ در حالی که ترکیب‌های (۱)، (۲)، (۴)، (۷)، (۸) و (۱۱) هم در قسمت واسنجی و هم در قسمت صحت‌سنجی نتایج مطلوب‌تری داشته‌اند. از طرفی، ترکیب

با توجه به نتایج به‌دست آمده در جدول ۳ مشاهده می‌شود ترکیب‌های (۳)، (۵)، (۶) و (۱۰) به‌دلیل ارتباط معکوس بین پارامتر خروجی و پارامترهای ورودی نتایج

(۱۱) به علت وجود تعداد ورودی مناسب، برتر می‌باشد. شکل ۴ نتیجه‌ی مربوط به ترکیب (۱۱) را نمایش می‌دهد.



شکل ۴- نمودار پراکنش داده‌ها در مدل‌سازی PGA به روش SVM برای ترکیب (۱۱)

۳-۴- ارزیابی نتایج با روابط کاهندگی رگرسیونی

در این پژوهش، از معادله رگرسیون غیرخطی و خطی جهت صحت‌سنجی نتایج برای ترکیب (۱۱) استفاده شده است. رگرسیون خطی ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع رگرسیون است. به این دلیل، آن را ساده گویند. نمودار این معادله، نشان‌دهنده یک خط راست است. رگرسیون خطی استفاده شده در این پژوهش به صورت کدنویسی در متلب بوده است. چندین رگرسیون غیرخطی نیز وجود دارد که در این پژوهش از رگرسیون غیرخطی زارع استفاده شده است.

رابطه زارع براساس نوع ساختمان، بزرگای زلزله و فاصله کانونی می‌باشد که به صورت زیر بیان می‌شود [۱۸]:

$$\log A = aM_w + bX - \log X + C_i S_i + \sigma P \quad (15)$$

در رابطه (۱۵)، X فاصله کانونی است که از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$X = \sqrt{r^2 + depth^2} \quad (16)$$

۲-۴- نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی شعاع محور (RBF)

در مدل‌های هوش مصنوعی، داده‌ها به صورت نرمال‌شده با تنظیم نرم‌افزار بر روی پیش‌بینی سری زمانی به برنامه وارد می‌شوند. روش نرمال‌سازی داده‌ها در بخش ۲ توضیح داده شده است.

در این قسمت پژوهش نیز نتایج مدل شبکه عصبی شعاع محور که برنامه آن در نرم‌افزار متلب^{۱۷} نوشته شده و با استفاده از چند ورودی خاص است، به دست آمده و در جدول ۴ نشان داده شده است.

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول ۴ مشاهده می‌شود ترکیب‌های (۳)، (۵)، (۶) و (۱۰) نتایج مطلوبی نداشته ولی ترکیب‌های (۱)، (۲)، (۴)، (۷)، (۸) و (۱۱) هم در قسمت واسنجی و هم در قسمت صحت‌سنجی به دلیل همبستگی بین پارامترهای ورودی و خروجی نتایج مطلوب‌تری داشته‌اند. ترکیبی که دارای چهار پارامتر ورودی است، یعنی ترکیب (۱۱)، به علت وجود تعداد ورودی مناسب، برتر می‌باشد. شکل ۵ نتیجه‌ی مربوط به این ترکیب را نمایش می‌دهد.

17- Matlab

بنابراین، هرکدام از این روابط می‌توانند براساس ویژگی‌های ساختگاهی برای یک منطقه خاص مطلوب باشند. در جدول ۵ نتایج رگرسیون غیرخطی و نتایج برآورد ترکیب (۱۱) برای پارامتر PGA با رگرسیون خطی نشان داده شده است.

در رابطه (۱۶) α ، فاصله سطحی و $depth$ عمق کانونی می‌باشد و ضرایب a ، b ، c ، σ و S در رابطه زارع برای خاک نوع دوم عبارت است از [۱۸]:

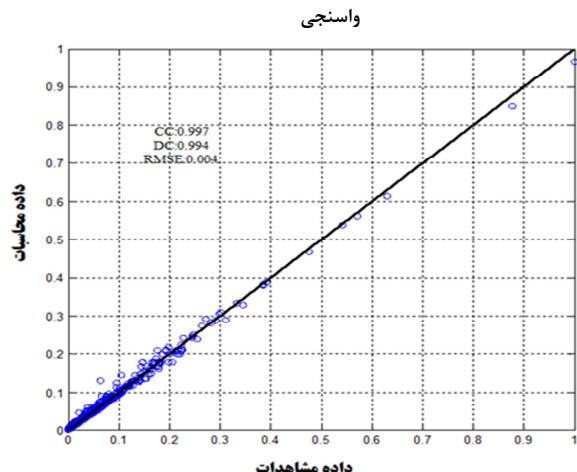
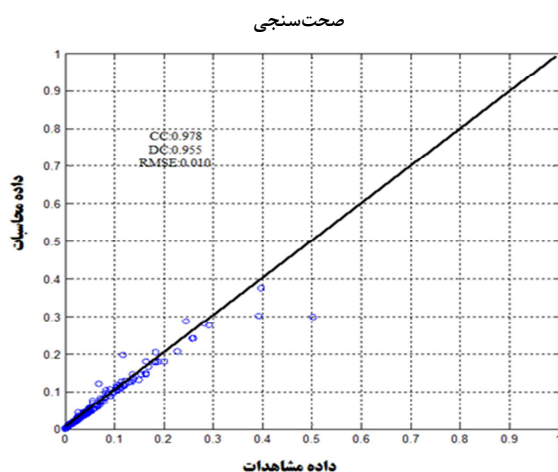
$$a = 0.399 \quad b = -1.019 \quad c = -1.065 \quad \sigma = 0.329$$

$$S = 1$$

ضعف عمده روابط کاهندگی تجربی، جامعیت نداشتن این روابط برای زلزله‌های مختلف می‌باشد.

جدول ۴- نتایج برآورد PGA توسط شبکه عصبی شعاع محور

میانگین مربعات خطا (RMES)		ضریب همبستگی (CC)		ضریب تبیین (DC)		ترکیب
واسنجی	صحت سنجی	واسنجی	صحت سنجی	واسنجی	صحت سنجی	
۰/۰۰۵	۰/۰۰۵	۰/۹۹۴	۰/۹۹۴	۰/۹۸۸	۰/۹۸۲	Comb (1)
۰/۰۰۱	۰/۰۰۶	۰/۹۹۴	۰/۹۹۴	۰/۹۵۸	۰/۹۸۴	Comb (2)
۰/۰۴۸	۰/۰۵۵	۰/۲۳۸	۰/۲۶۴	۰/۱۴۸	۰/۱۷۰	Comb (3)
۰/۰۰۶	۰/۰۰۵	۰/۹۹۴	۰/۹۹۴	۰/۹۸۸	۰/۹۸۸	Comb (4)
۰/۰۵۰	۰/۰۴۷	۰/۴۶۱	۰/۵۲۷	۰/۱۷۸	۰/۲۸۷	Comb (5)
۰/۰۴۸	۰/۰۴۴	۰/۶۳۹	۰/۵۶۴	۰/۳۴۰	۰/۳۲۶	Comb (6)
۰/۰۰۵	۰/۰۰۵	۰/۹۹۳	۰/۹۹۴	۰/۹۸۴	۰/۹۸۸	Comb(7)
۰/۰۲۵	۰/۰۱۹	۰/۸۵۸	۰/۹۴۸	۰/۸۹۰	۰/۷۳۶	Comb(8)
۰/۰۱۷	۰/۰۳۲	۰/۸۲۳	۰/۹۴۳	۰/۸۹۶	۰/۶۷۳	Comb(9)
۰/۰۴۹	۰/۰۴۴	۰/۴۹۹	۰/۶۱۵	۰/۱۵۷	۰/۳۸۷	Comb(10)
۰/۰۱۰	۰/۰۰۴	۰/۹۵۵	۰/۹۹۴	۰/۹۷۸	۰/۹۹۷	Comb(11)



شکل ۵- نمودار پراکنش داده‌ها در مدل‌سازی PGA به روش RBF برای ترکیب (۱۱)

زلزله و PGA حداکثر شتاب زمین برحسب gal است و در رابطه (۱۸)، R عمق کانونی، M_w بزرگای زلزله، V_s سرعت موج برشی و b_1 تا b_5 مربوط به مؤلفه‌های جنبش نیرومند زمین است.

روابط کاهندگی مشهور پیشین، از جمله رابطه کرنل و همکاران و رابطه کاهندگی ناحیه غربی آمریکا به ترتیب در روابط (۱۷) و (۱۸) بیان شده است. در رابطه (۱۷)، r فاصله مرکز زلزله بر حسب کیلومتر، m بزرگای

$$\ln \text{PGA}(\text{gal}) = 6.74 + 0.859m - 1.8 \ln(r + 25) \quad (17)$$

$$\log(\text{PGA}) = b_1 + b_2(M_w - 6) + b_3(M_w - 6)^2 + b_4 R + b_5 \log(R) + b_v(\log V_s - \log V_A) \quad (18)$$

توابعی از مقیاس‌های مختلف بزرگای زلزله، عمق کانونی زلزله و فاصله مرکز زلزله و غیره بیان می‌شود [۳].

مشاهده می‌شود که پارامترهای جنبش نیرومند زمین اغلب از توزیع لگاریتمی پیروی می‌کنند که برحسب

جدول ۵- نتایج رگرسیون برای مدل‌سازی PGA

رگرسیون غیرخطی زارع		رگرسیون خطی	
ضریب تبیین (DC)	جذر میانگین مربعات خطا (RMES)	ضریب تبیین (DC)	میانگین مربعات خطا (RMES)
۰/۱۵۳	۲۴/۹	۰/۷۹۰	۰/۰۰۵

پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور مشاهده می‌شود که نتایج برآورد پارامترها توسط ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور، برتر ارزیابی می‌شود. در جدول ۶ مقایسه نتایج به‌دست آمده از روش ماشین بردار پشتیبان با شبکه عصبی شعاع محور و روابط کاهندگی برای پارامتر PGA نشان داده شده است.

نتایج به‌دست آمده نشان‌دهنده ضریب همبستگی ۰/۹۹۸ و ضریب تبیین ۰/۹۹۶ در برآورد پارامترهای جنبش نیرومند زمین بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی توسط ماشین بردار پشتیبان برای ترکیب (۱۱) می‌باشد. باتوجه به نتایج به‌دست آمده از روش رگرسیون خطی و غیرخطی و مقایسه آن با نتایج ماشین بردار

جدول ۶- مقایسه نتایج ضریب تبیین (DC) مدل‌های مختلف برای مدل‌سازی PGA

رگرسیون غیرخطی زارع	رگرسیون خطی	RBF	SVM
۰/۱۵۳	۰/۷۹۰	۰/۹۹۷	۰/۹۹۶

فیزیکی ساختگاه، باعث شده هر یک از این روابط، مناسب ویژگی‌های ساختگاهی یک منطقه خاص باشد. در این پژوهش مدل ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی شعاع محور به‌منظور برآورد بیشینه شتاب زمین ارائه گردید. ماشین بردار پشتیبان یک تکنیک دسته‌بندی محبوب است که برای طبقه‌بندی و رگرسیون داده استفاده شده

۵- نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

روش‌های قدیمی پیش‌بینی‌کننده پارامترهای جنبش نیرومند زمین براساس روش‌های رگرسیونی و آماری و همگی برپایه فرضیات ساده‌کننده می‌باشند. ضعف عمده روابط کاهندگی تجربی جامع نبودن آنها برای مناطق مختلف است. وابستگی روابط کاهندگی به شرایط

۶- پیشنهادات

می‌توان تأثیر سایر متغیرهای زلزله که در این پژوهش مطرح نشده را مورد بررسی قرار داد. همچنین با توجه به اینکه در این پژوهش فرصت پرداختن به تمامی جزئیات مربوط به ماشین بردار پشتیبان وجود نداشت، پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی توابع کرنل دیگر نیز مورد ارزیابی قرار گیرند. همچنین جهت توسعه و تکامل مدل حاضر می‌توان این روش را برای یک نوع خاک خاص مورد بررسی و مطالعه قرار داد. بررسی مدل‌های ناحیه‌ای، برای منطقه‌ی خاصی با در نظر گرفتن متغیرهای بیشتر می‌توانند از دیگر زمینه‌های پژوهشی در آینده باشند.

است که مبنای کاری آن دسته‌بندی خطی داده‌ها می‌باشد. در تقسیم خطی داده‌ها باید خطی را انتخاب کرد که حاشیه اطمینان بیشتری داشته باشد. با توجه به نتایج حاصل شده ترکیب‌های (۱)، (۲)، (۴)، (۷)، (۸) و (۱۱) هم در قسمت واسنجی و هم در قسمت صحت‌سنجی نتایج مطلوب‌تری داشته‌اند. این نتایج، نشان‌دهنده ارتباط بین این ترکیب از پارامترها با پارامترهای جنبش نیرومند زمین می‌باشد که بیانگر ارتباط بین پارامترهای جنبش نیرومند زمین با پارامترهای مختلف و نه صرفاً با پارامترهایی که با آن‌ها همبستگی مستقیم دارند، می‌باشد. در این پژوهش نیز بهترین نتیجه مربوط به ترکیب (۱۱) می‌باشد که شامل بزرگای زلزله، فاصله از منبع لرزه‌زا تا سایت، شدت زلزله و عمق کانونی زلزله می‌باشد.

مراجع

- [۱] برگی، خ. (۱۳۸۸). "اصول مهندسی زلزله"، چاپ چهارم، تهران: مؤسسه انتشارات دانشگاه تهران.
- [۲] بخشی، ح.، خراسانی، م.، فدوی، م.، قدرتی امیری، غ.، برخوردار، م. (۱۳۸۸). "تخمین پارامترهای شتاب، سرعت و جابه‌جایی ماکزیمم زمین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی"، مجله مدل‌سازی در مهندسی، دوره ۷، شماره ۱۹، ش.ص. ۱۱-۲۱.
- [۳] شکیب، ح.، علیرضایی، م. (۱۳۹۰). "اصول مهندسی زلزله"، چاپ اول، تهران: انتشارات آذرین مهر.
- [4] Liu, B.Y., Ye, L.Y., Xiao, M.L., & Miao, S. (2006). "Peak Ground Velocity Evaluation by Artificial Neural Network for West America Region", In *International Conference on Neural Information Processing*, 942-951.
- [5] Arjun, C.R., & Kumar, A. (2009). "Artificial neural network-based estimation of peak ground acceleration", *ISSET J. Earthq. Technol*, 46(1), 19-28.
- [6] Derras, B., & Bekkouche, A. (2011). "Use of the Artificial Neural Network for Peak Ground Acceleration estimation", *Lebanese Science Journal*, 12(2), 101-115.
- [7] Kerh, T., & Ting, S.B. (2005). "Neural network estimation of ground peak acceleration at stations along Taiwan high-speed rail system", *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 18(7), 857-866.
- [8] Pozos, A., Gomez, R., & Hong, H.P. (2014). "Use of Neural network to predict the peak ground accelerations and pseudo spectral accelerations for Mexican Inslab and Interplate Earthquakes", *Geofísica internacional*, 53(1), 39-57.
- [9] Barrile, I., Cacciola, M., D'Amico, S., Greco, A., Morabito, F.C., & Parrillo, F. (2006). "Radial Basis Function Neural Networks to Foresee Aftershocks in Seismic Sequences Related to Large Earthquakes", In *International Conference on Neural Information Processing, ICONIP 2006*, 909-916.
- [10] Han, D., Chan, L., & Zhu, N. (2007). "Flood forecasting using Support Vector Machines", *Journal of Hydroinformatics*, 267-276.
- [11] Chen, C. S., Cheng, M. Y., & Wu, Y. W. (2012). "Seismic assessment of school buildings in Taiwan using the evolutionary support vector machine inference system", *Expert Systems with Applications*, 39(4), 4102-4110.

- [12] Nasrollahnejhad, A., Yari, A., Zahedian, S., & Hoodeh, H. (2013). "Simulating peak ground acceleration by general regression and radial basis function and other neural networks in some regions of the world", *Computer Engineering and Intelligent Systems. Journal*, 4(1), 1-6,
- [13] Vapnik, V. N. (1995). "The Nature of Statistical Learning Theory", *Springer, New York*.
- [14] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). "Support vector networks", *Mach, Learn.* 20(3), 273-297.
- [15] Lee, C.Y., & Chern, S.G. (2013). "Application of a Support Vector Machine for liquefaction assessment", *Journal of Marine Science and Technology*, 21(3), 318-324.
- [۱۶] وزیری، م. (۱۳۹۵). "ارائه روش تخمین موقعیت برای محیط درونی با استفاده از شبکه عصبی شعاعی محور"، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کامپیوتر و فناوری اطلاعات، دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- [17] Nourani, V., & Komasi, M. (2013). "A geomorphology-based ANFIS model for multi-station modeling of rainfall-runoff process", *Journal of Hydrology*, 490, 41-55.
- [۱۸] مقدم، ح.، فنایی، ن. (۱۳۸۵). "بررسی روابط کاهندگی مختلف در پیش‌بینی شتاب زمین لرزه سیلاخور"، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی شریف، شماره ۳۵.

M. Komasi*

Assistant Professor,
Department of Civil
Engineering, University of
Ayatollah Boroujerdi.

e-mail: komasi@abru.ac.ir

S. Azadi Chegeni

MSc student, in engineering,
Department of Civil
Engineering, University of
Ayatollah Boroujerdi.

e-mail: Saharazadi68@gmail.com

M. Azadi Chegeni

MSc student, in engineering,
Department of Civil
Engineering, University of
Ayatollah Boroujerdi.

e-mail: m.azad.55@gmail.com

Estimation of the Peak Ground Acceleration Using Support Vector Machine and Neural Radius-Based Function Network Models

Prediction of the ground strong motion parameters is one way to evaluate the various earthquakes and to determine the amount of risk in each area which plays an important role in the evaluation of earthquake effects on the engineering projects design. In this study, the support vector machine (SVM) and neural radius-based function (RBF) network models as new artificial intelligence techniques were used to estimate the peak ground acceleration (PGA). For this purpose, the seismic parameters such as the magnitude, epicentral distance, focal depth, earthquake intensity were applied as input parameters of proposed models. Evaluation of obtained results for the estimation of PGA using the SVM and RBF models with empirical attenuation relationships and regression methods indicated that the presented SVM and RBF models can establish an appropriated relationship between the observed and calculated PGA values. Also, proposed models have more accuracy than classical approaches. The determination coefficient is 0.996 and 0.997 for SVM and RBF models, respectively where as the determination coefficient is 0.790 and 0.153 for linear regression and nonlinear regression, respectively.

Keywords: *Data driven models, Support vector machine, Neural radius-based function network, Peak ground acceleration.*

*Corresponding author