رویکردهای نوین در مهندسی عمران
ISSN ONLINE: 2588-7122- ISSN PRINT: 2588-6886 ، دوره چهارم، شماره ۴، ۱۳۹۹، صفحه: ۶۳-۷۷
Archive of SID

بهینه سازی وزن سازه فولادی به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی

محمد امامی کورنده [*1]، سیده نگار نوربخش [2]

[*1] استادیار گروه مهندسی عمران، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(Emamiacademic@gmail.com)

[2] کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت مقاله: ۹۹/۹/۱۱، تاریخ پذیرش مقاله: ۹۹/۱۱/۲۹)

چکیده

بهینه سازی یکی از مهمترین مسایل مهندسی عمران می باشد. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی[1](ANN) به منظور بهینه سازه سازه های فولادی استفاده شده است. از شبکه عصبی چند لایه پرسپترون[2]، یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی، استفاده شده است. ساختارهای متفاوتی از شبکه عصبی مصنوعی با تعداد لایه‌های پنهان مختلف و تعداد نرونهای متفاوت جهت دستیابی به بهترین معماری مدل شبکه عصبی مصنوعی مدلسازی شده‌اند. مدلهای شبکه عصبی از موفقیت قابل قبولی در فرآیند بهینه سازی برخوردارند. در تمامی این مدلها از خواص ابعادی سازه ها استفاده شده است. مدلهایی که برای بهینه سازی استفاده شده‌اند دارای چهار پارامتر ورودی هستند از یک پارامتر خروجی استفاده شده است. به‌عنوان بانک اطلاعاتی از مجموعه بزرگی از مدلهای سازه ای انجام شده بهره گرفته شده است. در شبکه عصبی پرسپترون از شبکه‌هایی با معماری مختلف با یک و دو لایه پنهان برای تعیین دقیق‌ترین شبکه استفاده شده است. استخراج و ارایه روابط حاکم بر یک مدل شبکه عصبی به کاربر اطمینان بیشتری در استفاده از چنین مدلهایی داده، در نتیجه کاربرد چنین مدلهایی را در کارهای مهندسی تسهیل می‌کند.

کلمات کلیدی

سازه فولادی، بهینه سازی، شبکه عصبی مصنوعی، چند لایه پرسپترون.

[1] Artificial neural network (ANN)
[2] Multi-Layer Perceptron

www.SID.ir

Archive of SID
رویکردهای نوین در مهندسی عمران
ISSN ONLINE: 2588-7122- ISSN PRINT: 2588-6886 ، دوره چهارم، شماره ۴، ۱۳۹۹، صفحه: ۶۴-۷۷

Optimizing the Weight of Steel Structures using Artificial Neural Network Method

Mohammad Emami Korandeh [1], Seyyede Negar Nourbakhsh [2]*

[1] Assistant Professor, Department of Civil Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran*

(Emamiacademic@gmail.com)

[2] M.Sc., Department of Civil Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

(Date of received: 01/12/2020, Date of accepted: 17/02/2021)

ABSTRACT

Optimization is one of the most important issues in civil engineering. In this research, artificial neural network (ANN) has been used to optimize the structure of steel structures. The multilayer neural network of perceptron, one of the most widely used neural networks, has been used. Different structures of artificial neural network with different number of hidden layers and number of different neurons have been modeled to achieve the best architecture of artificial neural network model. Neural network models have acceptable success in the optimization process. Dimensional properties of structures have been used in all these models. Models used for optimization have four input parameters, one output parameter is used. A large set of structural models has been used as a database. In the perceptron neural network, networks with different architecture with one and two hidden layers have been used to determine the most accurate network. Extracting and presenting the relationships governing a neural network model gives the user more confidence in using such models, thus facilitating the application of such models in engineering work.

Keywords:

Steel structure, optimization, artificial neural network, perceptron multilayer

www.SID.ir

Archive of SID

۱- مقدمه

امروزه با پیشرفت سریع دانش، بهینه سازی از اهمیت بالایی در علوم مختلف مهندسی برخوردار شده است. بهینه سازی یکی از مفاهیمی است که به خوبی از پل ارتباطی بین تئوری و عمل عبور کرده و دارای کاربرد گسترده ای می باشد. مهندسان عمران، مکانیک، برق، کامپیوتر، شیمی، نفت، متالوژی و ... همگی به دنبال بهینه سازی ابزار آلات، فرمول ها، معادلات و مدل های مربوط به شاخه تخصصی خود در راستای استفاده هر چه بهتر از زمان و منابع هستند. بدست آوردن بهترین نتیجه ممکن برای یک مسئله با توجه به شرایط حاکم بر آن را بهینه سازی گویند. از همان سال های اولیه پیدایش بشر، تمایل به انجام کارها و فعالیت ها با کمترین زحمت و نائل شدن به بیشترین سود و منفعت، از مشخصه های ذاتی انسان ها و مهمترین دغدغه های فکری آنها بود. امروزه در طراحی، ساخت و نگهداری هر سیستم مهندسی، مهندسان باید تصمیمات مدیریتی متعددی را در مراحل مختلف اتخاذ نمایند. می توان بهینه سازی را به عنوان فرآیند یافتن شرایطی که مقدار بیشینه و یا کمینه یک تابع را بدست می دهد، تعریف نمود. با توجه به اینکه برای حل مناسب همه مسائل موجود در بهینه سازی روش واحدی وجود ندارد، روش های متعددی از بهینه سازی برای حل مسائل مختلف پدید آمده اند. اهمیت موضوع بهینه سازی اولین بار در طراحی سازه های هوافضا با وزن کمینه مورد توجه قرار گرفت. در این سازه ها، با توجه به حساسیت فوق العاده کاربرد آنها، به جای اینکه مبنای طراحی هزینه آن باشد، وزن سازه هدف بهینه سازی خواهد بود. اما در دیگر صنایع مربوط به سیستم های مهندسی همچون عمران، مکانیک و صنایع خودرو ممکن است هزینه در درجه اول اهمیت باشد، هر چند که وزن سیستم، عملکرد و حتی هزینه سازه را تحت تاثیر قرار خواهد داد. افزایش روز افزون کاربرد سازه های مهندسی و محدود بودن مواد خام و کمبود منابع انرژی از جمله عواملی است که طراحان را به سوی طراحی سازه های سبک، ارزان قیمت و در عین حال کارا، وادار می سازد. روش های حل مسائل بهینه سازی در تحلیل و طراحی سازه ها به وسیله شبکه های عصبی مصنوعی این روش توسط میلاد جهانگیری، عبدالرضا زارع از دانشگاه یاسوج در سال ۱۳۹۴ ارائه شده است. تحقیقات انجام شده توسط ایشان بیانگر مدل شبکه عصبی مصنوعی معروف به ART است که اولین بار در سال ۱۹۷۶ توسط آقای گراسبرگ تعریف شد. او و همسرش جزء اولین کسانی بودند که روی این روش کار کردند و توانستند در یک دهه بعد از کشف این روش بر روی تعمیم و گسترش آن کار کنند و تا حدودی هم موفق بودند در سال های اخیر با توجه به بهینه کارکرد این روش، توانست نظر محققان و پژوهشگران زیادی را از سراسر جهان و در گرایش های متفاوت به خود جلب کند به گونه ای که تحقیقات و نتایج بسیار مهمی را به جامعه علمی ارائه کرد. حمید محرمی و سید حسن مدنی در سال ۱۳۹۵ به بررسی پیش بینی خسارت لرزه ای سازه های خمشی فولادی به کمک شبکه عصبی پرداختند. تاکنون روابط مختلف ی جهت محاسبه خسارت لرزه ای سازه ها از جمله شاخص های خسارت بر اساس شکل پذیری، استهلاک انرژی و ترکیب شکل پذیری و استهلاک انرژی ارائه شده است .برای ارزیابی خسارت یک سازه در مقابل زلزله ای که تجربه می کند، نیاز به انجام تحلیل دینامیکی غیرخطی می باشد و چون این روش زمان طولانی برای به دست آوردن پاسخ سازه در مقابل بار لرزه ای نیاز دارد، در این مقاله ضمن ارائۀ شاخص جدیدی که شاخص خسارت بر اساس کاهش سختی نامیده شده است، یک شبکه عصبی تربیت و معرفی شده است که به کمک آن با صرف زمان بسیار کم، وضعیت خسارت سازه را برای انواع شاخصهای خسارت در مقابل بار لرزه ای پیش بینی میکند؛ به طوری که با نتایج تحلیل دقیق آن مطابقت نسبی دارد. غلبه بر پیچیدگیهای مرتبط با مشخصات زلزله و تنظیم شبکه برای کارکرد مناسب برای انواع سازه ها از نقاط قوت این شبکه است. شبکۀ پیشنهادی میتواند توسط نرم افزارهای تحلیل و طراحی برای پیشبینی خسارت سازه به کار رود. بخش اول تحقیق به مقدمه و مطالعات صورت گرفته پرداخته می‌شود و در ادامه ادبیات فنی و تئوری نظری تحقیق قرار گرفته است. در بخش دوم با معرفی روش تحقیق به جمع آوری داده های تحقیق و روش تحقیق ارائه شده در بخش سوم با تجزیه و تحلیل اطلاعات جمع‌آوری شده پرداخته می شود و در آخر با جمع بندی و نتیجه‌گیری به پایان می‌رسد.

www.SID.ir

Archive of SID

۲- بهینه سازی

بدست آوردن بهترین نتیجه ممکن برای یک مسئله با توجه به شرایط حاکم بر آن را بهینه سازی گویند. امروزه با پیشرفت سریع دانش، بهینه سازی از اهمیت بالایی در علوم مختلف مهندسی برخوردار شده است. بهینه سازی یکی از مفاهیمی است که به خوبی از پل ارتباطی بین تئوری و عمل عبور کرده و دارای کاربرد گسترده ای می باشد. مهندسان عمران، مکانیک، برق، کامپیوتر، شیمی، نفت، متالوژی و ... همگی به دنبال بهینه سازی ابزار آلات، فرمول ها، معادلات و مدل های مربوط به شاخه تخصصی خود در راستای استفاده هر چه بهتر از زمان و منابع هستند. اندیشه کاستن وزن سازه بدون تاثیر نامطلوب بر رفتار آن، از دیرباز در ذهن طراحان جای گرفته است. هر چند تدوین نظریه ای بنیادی در این زمینه به پژوهشهای انجام گرفته از سوی مایکل(Michell) در اوایل قرن جاری میلادی باز میگردد. وی با معلوم و ثابت دانستن موقعیت نقاط اثر بار و تکیه گاهها در فضای دو بعدی، روشی تحلیلی برای طرح بهینه پیکره (Layout) خرپاهایی که تنها یک حالت بارگذاری دارند و محدودیت تنش در آنها مورد نظر قرار گرفته باشد پایه گذاری کرد. سازه مایکل از نظر ایستایی معین و تنها برای حالت بارگذاری مورد نظر پایدار بود. این سازه به دلیل داشتن تعداد نامحدودی عضو، به ندرت در طرحهای مهندسی کاربرد دارد و تنها به عنوان راهنمایی در طرح بهینه پیکره خرپاها می تواند به کار رود. از میان تلاشهای اولیه در زمینه بهینه سازی، پژوهشهای پیرسون (Pearson) به دلیل پایه گذاری سه نظریه کلیدی که بعدها نقش ارزنده ای در پیشرفت روشهای جدید بهینه سازی داشته اند شایسته است مورد توجه بیشتری قرار گیرند. پیرسون با کار در زمینه روش طراحی انهدام خمیری، کمینگی وزن سازه های خرپایی و قابی را برای چندین حالت بارگذاری به انجام رسانید. نظریه های کلیدی وی را می توان در سه مورد زیر خلاصه کرد:

۱) انجام همزمان دو فرآیند تحلیل سازه و بهینه سازی به جای انجام متوالی آن.

۲) تبدیل مسئله کمینگی با محدودیتهای نامساوی به یک یا چند مسئله کمینگی بدون محدودیت

۳) کاهش ابعاد فضای طراحی با انتخاب درست متغیرها.

پیرسون در تحقیق خود، روش گامهای اتفاقی (Random Steps) را که تنها بر پایه ارزیابی توابع برای رسیدن به وزن کمینه استوار است به کار برده است. جاذبه روش وی در این است که به طور همزمان در پی یافتن یک طرح بهینه و مکانیزم انهدام بحرانی است. امکانات، قابلیت ها، روش های اجرا، مزایا ومحدودیت های هر کدام مورد تحلیل و ارزیابی قرار گیرد تا شیوه نامه ای مختصر از انتخاب گزینه های گوناگون سازه های بهینه برای مهندسان فراهم آید. از زمانی که در دهه ۷۰ استفاده از کامپیوترهای محاسبه گر جای خود را در مهندسی و محاسبات عددی باز کرده اند تحول عظیمی در روند مسائل مهندسی سازه به خصوص در طراحی های طولانی و زمان بر به وجود آمده است. با این حال هنوز برخی از مسائل در طراحی وجود دارند که به علت پیچیدگی اطلاعات و یا نبود تئوری مدون، حتی به کمک کامپیوتر نیز برای رسیدن به جواب، به زمان طولانی نیاز دارند. شبکه های عصبی مصنوعی ابزار قدرتمندی هستند که قادرند یک رابطه عمومی بین اطلاعات حجیم و پیچیده ناشی از آزمایشات و مثالهای تجربی به دست آورند که در حل مسائل مشابه بدون صرف زمان زیاد، مفید خواهند بود. مساله اصلی تحقیق حاضر کاهش وزن در طراحی ساختمانهای فولادی است تا با شناخت عوامل تأثیرگذار بر طراحی این سازه‌ها و تکمیل بانک اطلاعاتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به بهینه‌سازی طراحی آنها پرداخته شود. هدف اصلی تحقیق حاضر استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی وزن سازه‌های فولادی می‌باشد.

www.SID.ir

Archive of SID

۳- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی چه در بعد آنالیز و توسعه ساختاری و چه در بعد پیاده‌سازی سخت‌افزاری، از نظر کمی، کیفی و توانایی، در حال رشد و پیشرفت می‌باشند و تکنیکهای مختلفی از محاسبات عصبی همچنان در حال افزایش هستند. دراین بخش به معنای شبکه‌های عصبی، حدود انتظارات از این شبکه‌ها و شباهتهای آنها با شبکه‌های واقعی پرداخته شده است. تحقیقات و علاقه‌مندی به شبکه‌های عصبی از زمانی شروع شد که مغز بعنوان یک سیستم دینامیکی با ساختار موازی و پردازشگری کاملاً مغایر با پردازشگرهای متداول شناخته شد. نگرش نوین در مورد کارکرد مغز نتیجه تفکراتی بود که در اوایل قرن بیستم توسط رامون سگال در مورد ساختار مغز بعنوان اجتماعی از اجزای محاسباتی کوچک به نام نورون شکل گرفت. در این بخش هدف آنست که بطور مختصر آندسته از ویژگیها، کارکرد و ساختار مغز را که انگیزه‌ای جهت توسعه شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌حساب می‌آیند، تشریح شوند. بیشترین نورونها در مغز باقی در نخاع و سایر سیستمهای عصبی جانبی تمرکز یافته‌اند. گرچه همه نورونها کارکرد یکسانی دارند، ولی اندازه و شکل آنها بستگی به محل استقرارشان در سیستم عصبی دارد. با وجود این همه تنوع، بیشتر نورونها از سه قسمت اصلی تشکیل شده‌اند:

بدنه سلول (که شامل هسته و قسمتهای حفاظتی دیگر می‌باشد)

دندریت

اکسون

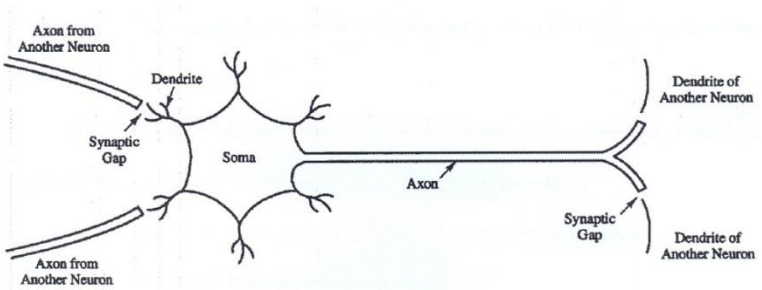
که دو قسمت آخر عناصر ارتباطی نورون را تشکیل می‌دهند. شکل (۳-۱) ساختمان سلول عصبی را نشان می‌دهد.

نورونها بر اساس ساختارهایی که بین آنها پیامها هدایت می‌شوند به سه دسته تقسیم می‌گردند:

نورونهای حسی که اطلاعات را از ارگانهای حسی به مغز و نخاع می‌فرستند.

نورونهای حرکتی که سیگنالهای فرمان را از مغز و نخاع به ماهیچه‌ها و غدد هدایت می‌کنند.

نورنهای ارتباطی که نورونها را بهم مرتبط می‌کنند.



شکل ۱: ساختمان یک سلول عصبی.

۳-۱- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)

پرکاربردترین معماری شبکه‌های عصبی، شبکه‌های چند لایه پیشخور (Feed Forward) هستند که معمولاً شبکه‌های چند لایه‌ای پرسپترون و به طور اختصار MLP (Multi Layer Perceptron) گویند. این نوع شبکه‌ها دارای مشخصات زیر هستند:

پردازنده‌های شبکه به چند لایه مختلف تقسیم می‌شوند. حداقل تعداد لایه‌ها در این شبکه‌ها، ۲ است. پردازنده‌های هر لایه فقط مجاز به دریافت سیگنال از پردازنده‌های لایه قبل خود هستند و سیگنال خروجی این پردازنده نیز به پردازنده‌های بعدی اعمال می‌شود. در این شبکه‌ها به لایه اول، ورودی، به لایه آخر، خروجی و به لایه‌های میانی، لایه‌های پنهان می‌گویند. ورودی‌های شبکه

www.SID.ir

Archive of SID

پارامترهای مؤثر در تعیین خروجیها هستند. بنابراین تعداد گره‌های لایه ورودی و خروجی در حقیقت از همان آغاز استفاده از شبکه معلوم است. تعداد گره‌های لایه پنهان و همچنین تعداد لایه‌های پنهان از طریق سعی و خطا بدست می‌آید.

۳-۲- انتخاب مقادیر اولیه شبکه

نخستین مرحله در بکارگیری الگوریتم پس‌انتشار تعیین مقادیر اولیه پارامترهای شبکه عصبی پرسپترون چند لایه است. ناگفته پیداست که یک انتخاب خوب در همگرایی سریعتر الگوریتم پس‌انتشار نقش بسزایی دارد. بنابراین در مواردی که اطلاعات اولیه در مورد فضای ورودیهای شبکه در دسترس است، بهتر است جهت انتخاب بهتر مقادیر اولیه شبکه بکار برده شود. اما در مواردی که اطلاعاتی در مورد فضای ورودی موجود نیست، ابتدا مقادیر کوچکی به طور تصادفی انتخاب می‌گردند. انتخاب اولیه نادرست پارامترهای شبکه چند لایه پرسپترون، منجر به مشکلاتی در آغاز راه شبکه در نقاط کمینه محلی در فضای برداری پارامترهای شبکه می‌گردد که سبب عدم همگرایی بیشتر شبکه در مرحله یادگیری شده و باعث ثابت ماندن منحنی یادگیری در تعداد دفعات زیاد می‌شود. پدیده دیگر کندی امر یادگیری است، به طوریکه پس از رسیدن به نقطه خاصی از زمان دیگر تغییر قابل ملاحظه‌ای در میزان میانگین مربعات خطا رخ نمی‌دهد. به عبارت دیگر شبکه به نقطه زین اسبی (نقطه ایستا در مرحله یادگیری) می‌رسد. توصیه می‌شود که مقادیر اولیه از داخل ناحیه‌ای کوچک با توزیع یکنواخت به صورت تصادفی و غیر برابر انتخاب شوند. بزرگ گرفتن این مقادیر باعث می‌شوند که زمان بسیار طولانی جهت تنظیم آنها صرف شود و اگر به صورت غیر تصادفی و همراه با سیکل خاصی انتخاب شوند، تنظیم آنها نیز دچار همان سیکل شده که باعث ناپایداری سیستم می‌شود[۱].

۳-۳- تعداد لایه ها و نرونهای پنهان

لایه‌های میانی در شبکه‌های چند لایه پرسپترون از اهمیت قابل ملاحظه‌ای برخوردارند، زیرا مهمترین نقش در همگرایی شبکه‌ها را بر عهده دارند. نرونهای لایه‌های میانی به عنوان تشخیص دهنده الگو عمل می‌کنند و به شبکه اجازه یادگیری نگاشتهای غیرخطی را می‌دهند[۲]. شبکه‌های چند لایه پرسپترون با یک لایه پنهان و با توابع محرک مشتق‌پذیر در لایه‌های پنهان و خروجی قادر به یادگیری تمامی توابع با هر درجه تقریب هستند، مشروط بر اینکه تعداد نرونها در لایه پنهان مناسب باشد[۳]. به عبارت بهتر اگر نگاشتی موجود باشد، می‌توان شبکه چند لایه پرسپترونی با یک لایه پنهان پیدا کرد که بتواند این نگاشت را یاد بگیرد.

۴- بانک اطلاعاتی

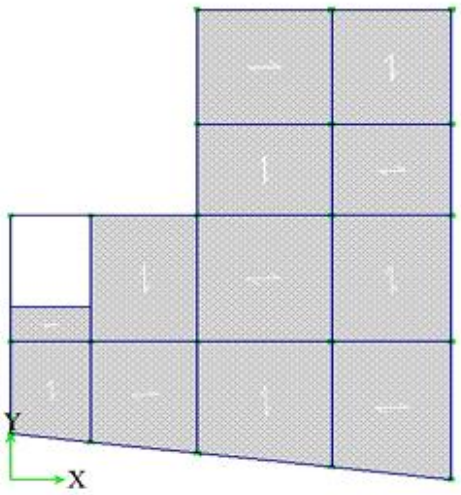
در این پژوهش از نتایج ۱۰۰ سازه فولادی واقعی و طراحی شده که در شرکتهای مختلف به وسیله ی مهندسین مشاور ایستابن، مهراز سازه و غیره صورت گرفته، استفاده شده است. این نتایج بر روی پروژه‌هایی در استان تهران و البرز و ... انجام شده است که پارامترهای سازه های آن مانند پارامترهای جدول (۱) می‌باشد. با توجه به عوامل تاثیرگذار، پارامترهای بزرگترین دهانه سازه (S)،تعداد طبقات سازه (N)، ارتفاع سازه (H) و نسبت طول به عرض (Δ) به عنوان ورودی در نظر گرفته شده و وزن اسکلت فلزی سازه (W) به عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته شد. نمونه‌ای از داده‌های ورودی به شبکه عصبی در جدول (۱) ارایه شده است. همچنین تصاویری از نقشه سازه ها در اشکال (۲) تا (۳) ارایه شده است.

www.SID.ir

ISSN ONLINE: 2588-7122- ISSN PRINT: 2588-6886 ، دوره چهارم، شماره ۴، ۱۳۹۹، صفحه: ۶۳-۷۷
Archive of SID

جدول ۱: نمونه‌ای از بانک اطلاعاتی ورودی.

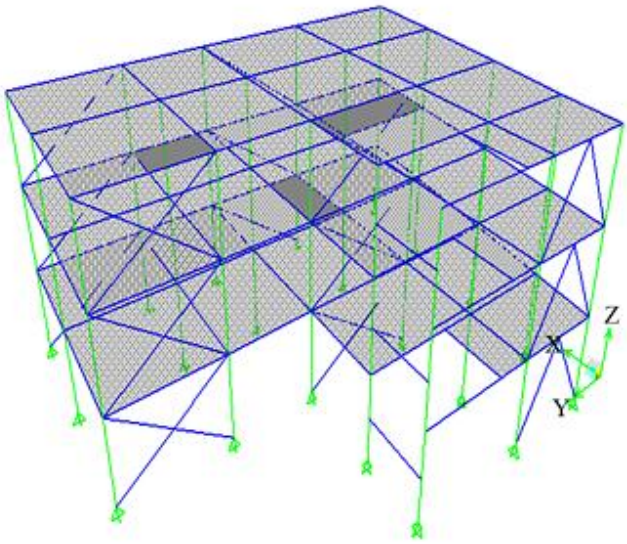
Output Parameter	Input Parameters				شرکت
W (ton)	**Δ**	**H** (m)	**N**	**S** (m)	
96.5	1.16	12.6	4	5.6	ایستابن
143.2	1.32	15.4	5	6.3	
72.3	1.35	9.2	3	6.1	
43.5	1.12	6.5	2	6.0	
95.6	1.23	11.8	4	5.8	
148.6	1.31	15	5	5.7	
80.5	1.26	8.7	3	5	مهراز سازه
50.6	1.16	6.3	2	4.8	
195.6	1.35	19.5	6	6.5	
198.7	1.41	20.1	6	6.8	
150.4	1.27	15.6	5	6.6	
100.5	1.22	13.2	4	6.9	
115.6	1.31	13.6	4	7.0	
124.6	1.36	13.5	4	6.7	
146.8	1.34	15.6	5	6.3	طراحان البرز
213.5	1.15	19.6	6	5.5	
142.6	1.26	16.2	5	5.6	
263.5	1.31	22.3	7	5.7	
215.6	1.32	19.5	6	6.5	
274.6	1.41	22.4	7	6.8	



شکل ۲: پلان و جانمایی نمونه ای از سازه های بررسی شده.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۳: نمای سه بعدی مدلسازی نمونه ای از سازه های بررسی شده.

۵- پیاده سازی مدل های شبکه عصبی

در این بخش به مدلهای شبکه عصبی مورد استفاده پرداخته می‌شود. باتوجه به استفاده از شبکه عصبی در مراحل پیش‌بینی، ابتدا مدلهای استفاده شده ارایه می‌گردد. شبکه‌های چند لایه پرسپترون به عنوان مدلسازی استفاده شده است.

۵-۱- پارامترهای ورودی- خروجی

باتوجه به عوامل تأثیرگذار بر طراحی سازه فولادی و همچنین داده‌های موجود، پارامترهای ورودی انتخاب شدند. البته این نکته که پارامترهایی ورودی از عوامل موثر بر طراحی سازه باشند نیز در انتخاب پارامترهای ورودی نقش بسزایی دارد. در این مرحله از شبکه‌هایی با ۴ پارامتر ورودی استفاده شد. پارامترهای ورودی از خواص ابعادی سازه بدست می‌آیند. پارامتر خروجی مقدار وزن اسکلت به عنوان تنها پارامتر خروجی این مدلسازی لحاظ شده است. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی در جدول (۲) ارایه شده است.

جدول ۲: حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی.

محدوده تغییرات	ورودی				خروجی
	S (m)	**N**	**H** (m)	**Δ**	**W** (ton)
کمینه	4.5	2	6	1.0	45
بیشینه	8.1	12	37.6	1.51	500

www.SID.ir

Archive of SID

۵-۲- ساختار مدل های شبکه عصبی

در این بخش معماری شبکه‌های عصبی استفاده شده توضیح داده می‌شود. باتوجه به استفاده از شبکه عصبی چندلایه پرسپترون برای طراحی سازه فولادی، مدل شبکه چندلایه پرسپترون توضیح داده می‌شود. شبکه چندلایه پرسپترون با توجه به مباحث فصل دوم، به طور کلی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. در این تحقیق از شبکه چندلایه پرسپترون MLP استفاده شده است. در مدل از ۴ ورودی استفاده شده است و یک خروجی دارند. تعداد لایه‌ها و نرونهای میانی مناسب انتخاب شده است. ساختار به ترتیب با یک لایه پنهان و دولایه پنهان برای هر دو مدل ارایه شده است.

۵-۳- شاخص های ارزیابی مدلهای ضبکه عصبی

برای ارزیابی کارایی مدلهای شبکه عصبی مورد استفاده نیاز به شاخصهای است که بتوان کارکرد مدلها را در مقایسه با مجموعه داده‌ها و همچنین نتایج تجربی مورد قضاوت قرار داد. از اینرو از شاخصهای زیر جهت ارزیابی مدلها و در نهایت مقایسه کارایی آنها نسبت به یکدیگر استفاده شده است:

- ضریب همبستگی[3] (R): درجه ارتباط بین دو متغیر بوسیله این پارامتر نشان داده می‌شود. ضریب همبستگی بین دو متغیر x و y به صورت زیر تعریف می‌شود [۴]:

$$R = \frac{\sum (x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum (x-\bar{x})^2 \sum (y-\bar{y})^2}} \quad (۱)$$

که در این رابطه $\bar{x}$ و $\bar{y}$ به ترتیب میانگین x و y در مجموع داده‌ها هستند. مقادیر بالای این ضریب نشاندهنده ارتباط قوی بین متغیرها در دو مجموعه داده است و در مقابل مقدار پایین R ارتباط ضعیف و یا عدم ارتباط بین دو مجموعه را نشان می‌دهد [۴]. اسمیت[4] (۱۹۸۶) محدوده ذیل را برای ارزیابی ضریب همبستگی بین صفر و یک پیشنهاد کرد [۴].

$|R| \geq 0.8$ **همبستگی قوی بین دو دسته متغیر وجود دارد.** (۲)

$0.2 < |R| < 0.8$ **همبستگی بین دو دسته متغیر وجود دارد.** (۳)

$|R| < 0.2$ **همبستگی بسیار ضعیف بین دو دسته متغیر وجود دارد.** (۴)

در این تحقیق از R جهت ارزیابی همبستگی بین جوابهای حاصل از مدلهای مبتنی بر شبکه چندلایه پرسپترون استفاده شده است.

- میانگین قدرمطلق خطا[5] (MAE): نشاندهنده مقدار متوسط خطا در مجموعه مورد نظر است. این شاخص با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|E_i| \quad (۵)$$

[3] Cofficient of correlation
[4] Smith
[5] Mean Absulate Error

www.SID.ir

Archive of SID

- جذر متوسط مربعات خطا[6] (RMSE): این شاخص نیز بیانگر متوسط مقدار خطا، تفاوت مقدار بدست آمده از آزمایشها و مدلها است، با این تفاوت که تمرکز بیشتری روی خطاهای بزرگتر دارد [۵]. رابطه (۶) نشان دهنده این شاخص است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(E_i\right)^2} \quad (۶)$$

- بیشینه مقدار قدرمطلق خطا[7] (MAXAE): این شاخص نشاندهنده حداکثر خطایی است که در مجموعه مورد نظر اتفاق می‌افتد. رابطه این شاخص در ادامه آورده شده است.

$$SSE = \sum_{i=1}^{N}(E_i)^2 \quad (۷)$$

- انحراف استاندارد قدرمطلق خطا[8] (SDAE): این شاخص نشاندهنده درجه پراکندگی قدرمطلق خطا حول MAE است. واضح است که هرچه این شاخص کمتر باشد، خطای مدل در کل مجموعه به مقدار میانگین نزدیکتر بوده و مدل رفتار پایدارتری از خود نشان می‌دهد. در این تحقیق از چهار شاخص اول برای ارزیابی و مقایسه مدلها و ساختارها استفاده شده است. همچنین SDAE نیز به عنوان یک شاخص آماری در مدلها و ساختارهای متفاوت ارایه شده و در ارزیابیهای ثانویه مورد نظر بوده است.

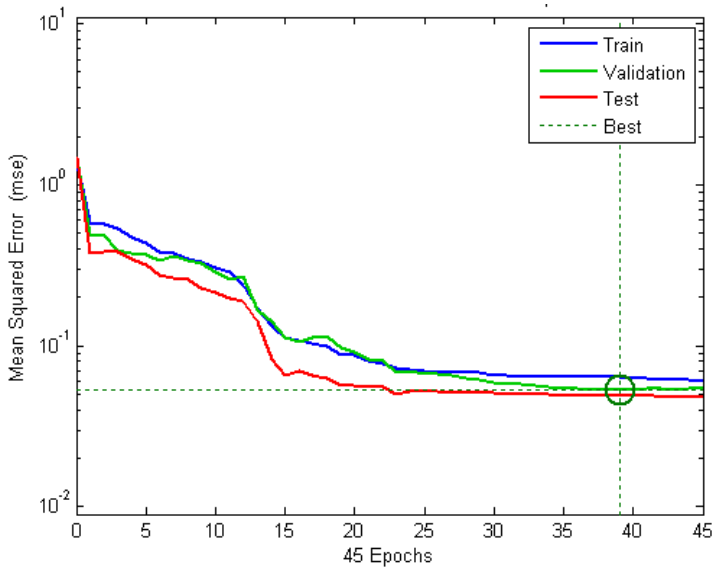
۵-۴- پیاده سازی شبکه های عصبی

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی مورد استفاده، آموزش و ارزیابی آنها از جعبه ابزار شبکه عصبی MATLAB (2018a) استفاده شده است. این نرم‌افزار با توجه به توابع متعدد، قابلیت برنامه‌نویسی، الگوریتمهای آموزشی و ساختارهای متعدد برای شبکه‌های عصبی و قدرت پردازش و تحلیلهای آماری در حل مسایل مهندسی بسیار مورد توجه محققین بوده است. - شبکه عصبی پرسپترون چندلایه- آموزش و توقف آموزش: همانطور که گفته شد، از شبکه‌های دو و سه لایه پرسپترون با تعداد ورودی متفاوت برای پیش‌بینی استفاده شده است. باتوجه به مزیتهای روش ML که در فصل دوم شرح داده شد، این روش مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق ضرایب روش ML، μ و β با توجه به مقادیر پیش‌فرض MATLAB به ترتیب ۰/۰۰۱ و ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است [۶]. همچنین برای بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش Cross-Validation برای توقف آموزش استفاده شده است. در همین راستا بانک اطلاعاتی به سه مجموعه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی تقسیم شده است. تمام شاخصهای ارزیابی جهت ارزیابی کارایی و دقت شبکه‌های چندلایه پرسپترون استفاده شده است. تعداد ۷۰ داده برای آموزش، ۱۵ داده برای مجموعه ارزیابی و تعداد ۱۵ داده برای مجموعه آزمایشی استفاده شده است. در شکل (۴) منحنیهای آموزشی به ترتیب برای شبکه MLP با یک لایه پنهان نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزنها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است. در هر مدل شبکه عصبی چندلایه پرسپترون MLP از تعداد یک و دولایه پنهان استفاده شده است. به عنوان توابع فعالیت در لایه‌های پنهان از تابع تانژانت هیپربولیک و برای لایه خروجی از تابع سیگموید استفاده شده است. از آنجایی که تعداد نرونهای لایه پنهان در رفتار این شبکه‌ها نقش عمده‌ای دارد، مطالعه برروی عملکرد این شبکه‌ها با تعداد نرونهای متفاوت به روش ذیل انجام شده است.

[6] Root Mean Square Error
[7] Maximum Absulate Error
[8] Standard Deviation of Absulate Error

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۴: منحنی آموزش شبکه MLP با یک لایه پنهان ۱۱ نورونی.

مجموعه ارزیابی به عنون بخشی از داده‌های تجربه نشده که در کنترل فرآیند آموزشی استفاده نشده است، می‌تواند توأماً نشاندهنده قدرت شبیه‌سازی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه شده آموزشی) و قدرت پیش‌بینی شبکه (در مقابل داده‌های تجربه نشده آزمایشی و ارزیابی) در بررسیهای اولیه باشد. از این رو ابتدا کارکرد شبکه‌های آموزش دیده با تعداد نرونهای میانی متفاوت در مقابل این داده‌ها با توجه به شاخصهای خطا مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای انتخاب دقیق‌تر، شبکه‌هایی که در مقابل داده‌های ارزیابی عملکرد خوبی نشان داده‌اند، در مقابل مجموعه آزمایشی و آموزشی نیز مورد مطالعه قرار می‌گیرند و در نهایت هر شبکه‌ای که بهترین کارایی را در شبیه‌سازی (در مقابل مجموعه آموزشی) و در پیش‌بینی (در مقابل مجموعه ارزیابی و آزمایشی) از خود نشان دهد، به عنوان شبکه دارای تعداد نرونهای بهینه انتخاب می‌گردد. پس از انتخاب تعداد نرونهای بهینه با استفاده از شاخصهای خطا با هم مقایسه شده و ساختار مناسب هر مدل انتخاب می‌شود. در مرحله بعد نیز مدلها با توجه به ساختار بهینه هر مدل با هم مقایسه می‌شوند. در قضاوت در مورد عملکرد و کارایی مدلها از دو دسته شاخص استفاده شده است: ضریب همبستگی (R) و شاخصهای مقدار خطا (SDAE، SSE، MAE، MAXAE، MSE). شبکه و مدلی دارای کارایی بهتر در مجموعه مورد نظر است که دارای ضریب همبستگی و شاخصهای خطای مناسبتری باشد. برای قضاوت درباره ضریب همبستگی، از محدوده اسمیت (۱۹۸۶) استفاده شده است. به عنوان مثال اگر $R \leq 0.8$ برای هر کدام از مجموعه‌های سه‌گانه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی بدست آید، شبکه کارایی خوبی در آن مجموعه داده ندارد. در مدل اول، شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه MLP با یک لایه پنهان در جدول (۳) نشان داده شده است. تمام شبکه‌ها عملکرد نسبتاً قابل قبولی از خود نشان می‌دهند. به این ترتیب ۴ شبکه با تعداد ۱۱، ۱۵، ۲۰ و ۳۰ نرون در لایه پنهان که عملکرد بهتری دارند انتخاب شده‌اند. این چهار شبکه در مقابل مجموعه آموزشی و آزمایشی مورد ارزیابی قرار گرفته و در انتها شبکه با ۱۵ نرون در لایه پنهان با شاخصهای همبستگی و مقدار خطای بهتر در مجموعه آموزشی، ضریب همبستگی بهتر در مجموعه ارزیابی و آموزشی، MAE و RMSE بهتر در مجموعه‌های ارزیابی و آزمایشی و با وجود مقدار بیشینه خطای بیشتر در مجموعه ارزیابی در مجموع نسبت به سه شبکه دیگر به عنوان بهترین ساختار مدل MLP با یک لایه پنهان انتخاب شده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳: شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه MLP با یک لایه پنهان با تعداد نرونهای مختلف.

Validation Subset						
Num. of hidden Neurons	R	RMSE	MAE	MAXAE	SDAE	SSE
3	0.67	0.12	0.095	0.75	0.10	4.5
5	0.80	0.10	0.085	0.42	0.095	2.7
8	0.73	0.11	0.090	0.59	0.085	3.3
11	0.90	0.083	0.063	0.35	0.050	1.5
15	0.93	0.067	0.050	0.20	0.049	0.99
20	0.92	0.072	0.055	0.31	0.045	1.1
25	0.90	0.088	0.064	0.30	0.060	1.6
30	0.89	0.080	0.055	0.46	0.058	1.4
Training Subset						
11	0.92	0.080	0.055	0.45	0.051	6.8
15	0.97	0.056	0.039	0.38	0.045	3.1
20	0.96	0.055	0.036	0.36	0.043	3.1
30	0.95	0.056	0.037	0.35	0.051	3.2
Testing Subset						
11	0.90	0.085	0.07	0.44	0.065	1.8
15	0.91	0.079	0.055	0.22	0.056	1.3
20	0.90	0.080	0.057	0.30	0.057	1.35
30	0.87	0.081	0.060	0.27	0.059	1.4

جدول (۴) شاخصهای خطای شبکه در مقابل مجموعه ارزیابی، آموزشی و آزمایشی برای شبکه MLP با دو لایه پنهان با تعداد نرونهای متفاوت را نشان می‌دهد. در این مدل اکثر ساختارها در مقایسه با مدل اول از کارایی کمتری برخوردارند. ولی در این ساختارها دو ساختار به ترتیب با ۲۰ و ۲۵ نرون در لایه پنهان عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده‌اند. بدین ترتیب شبکه‌ها با ساختارهای متفاوت نشان داده‌اند که در این میان شبکه با ۲۰ نرون در هر دو لایه پنهان با ضریب هبستگی بالا در مجموعه‌های آموزشی، ارزیابی و آزمایشی و همچنین شاخصهای خطای پایینتر در مقایسه با ساختارهای دیگر مدل، عملکرد بسیار مناسبی از خود نشان داده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول۴: شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه MLP با دو لایه پنهان با تعداد نرونهای مختلف.

Validation Subset							
Num. of hidden Neurons in layer 1	Num. of hidden Neurons in layer 2	R	RMSE	MAE	MAXAE	SDAE	SSE
5	5	0.60	0.13	0.098	0.63	0.10	3.91
5	8	0.75	0.12	0.090	0.44	0.086	3.0
8	8	0.89	0.085	0.056	0.48	0.065	1.5
8	11	0.82	0.098	0.075	0.31	0.068	2.0
11	11	0.83	0.10	0.076	0.40	0.084	2.35
11	15	0.93	0.072	0.051	0.27	0.064	1.08
15	15	0.88	0.097	0.065	0.50	0.073	1.95
15	20	0.86	0.083	0.046	0.56	0.077	1.46
20	20	0.94	0.061	0.033	0.37	0.056	0.75
20	25	0.96	0.048	0.033	0.15	0.055	0.48
25	25	0.97	0.046	0.032	0.16	0.056	0.44
Training Subset							
8	8	0.96	0.054	0.037	0.32	0.051	2.65
11	15	0.96	0.060	0.039	0.39	0.045	3.5
15	15	0.98	0.046	0.029	0.30	0.035	2.11
20	20	0.99	0.022	0.007	0.27	0.021	0.48
25	25	0.99	0.029	0.010	0.34	0.024	0.82
Testing Subset							
8	8	0.80	0.099	0.065	0.48	0.085	2.12
11	15	0.88	0.082	0.059	0.27	0.070	1.42
15	15	0.93	0.071	0.049	0.28	0.057	1.11
20	20	0.96	0.055	0.033	0.21	0.045	0.64
25	25	0.95	0.063	0.039	0.27	0.055	0.85

ساختارهای بهینه مدل MLP با شش پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرونهای پنهان مختلف در جدول (۵) ارایه شده اند. مشاهده می‌شود که مدل MLP با دو لایه پنهان با ۲۰ نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های مدل MLP با چهار پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب هبستگی و پایینترین شاخصهای خطا را داراست. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داده است.

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۵: مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های MLP.

Networks	Num. of neurons		R	RMSE	MAE	MAXAE	SDAE	SSE
Validation Subset								
MLP1-1	15		0.93	0.067	0.050	0.20	0.049	0.99
	20		0.92	0.072	0.055	0.31	0.045	1.1
	30		0.89	0.080	0.055	0.46	0.058	1.4
MLP1-2	20	20	0.94	0.061	0.033	0.37	0.056	0.75
	25	25	0.97	0.046	0.032	0.16	0.056	0.44
Training Subset								
MLP1-1	15		0.97	0.056	0.039	0.38	0.045	3.1
	20		0.96	0.055	0.036	0.36	0.043	3.1
	30		0.95	0.056	0.037	0.35	0.051	3.2
MLP1-2	20	20	0.99	0.022	0.007	0.27	0.021	0.48
	25	25	0.99	0.029	0.010	0.34	0.024	0.82
Testing Subset								
MLP1-1	15		0.91	0.079	0.055	0.22	0.056	1.3
	20		0.90	0.080	0.057	0.30	0.057	1.35
	30		0.87	0.081	0.060	0.27	0.059	1.4
MLP1-2	20	20	0.96	0.055	0.033	0.21	0.045	0.64

۶- جمع بندی و نتیجه گیری

در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی پرکاربرد جهت بررسی سازه های نامنظم پیچشی استفاده شده است. این سه نوع شبکه عصبی شامل شبکه چندلایه پرسپترون، شبکه نروفازی و شبکه تابع مبنای شعاعی هستند. جهت پیش‌بینی از ۴ پارامتر ورودی استفاده شده است. در انتخاب پارامترهای ورودی تا حدامکان سعی شده است تا از مهمترین پارامترهای سازه ای استفاده گردد. بنابراین از خواص ابعادی سازه ها برای این منظور استفاده شده است. پارامترهای ورودی برای شبکه شامل: طول دهانه (S)، تعداد طبقات (N)، ارتفاع سازه (H) و نسبت نامنظمی پیچشی (Δ) هستند. وزن اسکلت سازه به عنوان خروجی در نظر گرفته شده است. در شبکه چند لایه پرسپترون با استفاده از بخشی از بانک اطلاعاتی، شبکه‌های تشکیل‌دهنده مدلها با یک روش سریع آموزشی، آموزش داده شدند و در مقابل بخشی دیگر از بانک اطلاعاتی برای ارزیابی قابلیت پیش‌بینی مدل مورد استفاده قرار گرفت. همچنین برای توقف آموزش از روش Cross Validation برای افزایش قدرت تعمیم شبکه‌های عصبی استفاده شده است. از دو نوع شبکه سه‌لایه و چهارلایه پرسپترون استفاده شده است. در هردو این ساختارهای تعداد نرونهای پنهان بهینه انتخاب شده است. از انواع شاخصهای ارزیابی مانند ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، مجموع مربعات خطا (SSE)، میانگین مطلق خطا (MAE)، بیشینه مقادیر مطلق خطا (MAXAE) و انحراف استاندارد قدرمطلق خطا[9] (SDAE) جهت ارزیابی عملکرد شبکه‌ها استفاده شده است. در نهایت شبکه‌ای که بهترین عملکرد را در برابر این شاخصهای ارزیابی از خود نشان داده است به عنوان موفق‌ترین مدل شبکه معرفی می‌گردد. در انتهای عملکرد ساختارهای بهینه هر نوع شبکه عصبی در مقابل شاخصهای با یکدیگر مقایسه شده و

[9] Standard Deviation of Absulate Error

www.SID.ir

Archive of SID

موفق‌ترین مدل شبکه عصبی در مجموع مشخص شده است. در مجموع با مقایسه عملکرد مدلهای مختلف شبکه سه‌لایه پرسپترون با چهار پارامتر ورودی و ۱۵ نرون در لایه پنهان به عنوان موفق‌ترین شبکه معرفی گردید.

۷- مراجع

[۱]- منهاج، م. ب، ۱۳۸۱، **هوش محاسباتی جلد اول مبانی شبکه های عصبی**، مرکز نشر دانشگاه امیر کبیر.

[۲]-اسماعیل زاده، ا.، دشتی رحمت آبادی، م. ع.، ۱۳۹۴، **بررسی تاثیر تغییر فاصله برشگیرها در تغییر مکان جانبی دیوارهای مرکب با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی**، دانشگاه آزاد اسلامی واحد یزد.

[3]- Palomo, E. J. and Lopez-Rubio, E., 2016, **Learning topologies with the growing neural forest**, International Journal of Neural Systems, 26(3), 1650019 (21 pages).

[4]- Adeli, H. and Park, H. S., 1995, **A neural dynamics model for structural optimization theory**, Computers & Structures, 57(3), 383-390

[5]- Amezquita-Sanchez, J. P., Valtierra-Rodriguez, M., Aldwaik, M. and Adeli, H., 2016, **Machine learning in structural engineering**, Sharif University of Technology,Scientia Iranica, Transactions A: Civil Engineering, 27(6), 2645-2656.

[6]- Wang, Z., Guo, L. and Adjouadi, M., 2014, **A generalized leaky integrate-and- re neuron model with fast implementation method**, International Journal of Neural Systems, 24(5), 1440004 (15pages).

www.SID.ir