استفاده از نتایج آزمون دینامیکی PDA در تعیین باربری شمع تکی در سازه‌های دریایی به روش شبکه‌های عصبی مصنوعی

سعید غفارپور جهرمی[۱*] و محمد شرف‌الدین[۲]

[۱] دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تربیت دبیر شهید رجایی، Saeed_ghf@sru.ac.ir
[۲] کارشناسی ارشد مهندسی ژئوتکنیک، موسسه آموزش عالی پویندگان دانش، چالوس، mohammadsharafuddin@gmail.com

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:
تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۸/۰۳/۲۴
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۰۴/۰۸

کلمات کلیدی:
شمع
باربری شمع
آزمون PDA
شبکه عصبی مصنوعی
آنالیز حساسیت

چکیده

در این تحقیق با استفاده از نتایج ۱۰۰ آزمون بارگذاری دینامیکی PDA انجام یافته در پروژه‌های مختلف، از سه نوع شبکه عصبی مصنوعی (ANN) به منظور تخمین باربری استفاده شده است. در ابتدا شبکه عصبی چند لایه پرسپترون به عنوان یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی و در ادامه از شبکه نوروفازی ترکیبی (عصبی- فازی) و در نهایت از شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی که شبکه موفق در مسائل غیرخطی بوده استفاده شده است. مدلهای مبتنی بر شبکه‌های عصبی، برخلاف مدل‌های رفتاری مرسوم توضیحی در مورد چگونگی اثر پارامترهای ورودی بر خروجی نمی‌دهند. در این تحقیق آنالیز حساسیت بر روی ساختار بهینه مدل‌های معرفی شده در هر مرحله نیز انجام شده است. استخراج و ارایه روابط حاکم بر یک مدل شبکه عصبی به کاربر اطمینان بیشتری در تحلیل و طراحی داده و در نتیجه کاربرد آن را در کارهای مهندسی تسهیل می‌کند.

Use of PDA Dynamic Test Results in Determining the Bearing Capacity of Single Pile in Marine Structures by Artificial Neural Networks

Saeed Ghaffarpour Jahromi[1*], Mohammad Sharafuddin[2]

[1] Associte Professor, Faculty of Civil Engineering, Shahid Rajaee Teacher Training University, Saeed_ghf@sru.ac.ir
[2] M.Sc., Pouyandegan Danesh Institute of Education, Chalus, mohammadsharafuddin@gmail.com

ARTICLE INFO

Article History:
Received: 14 Jun. 2019
Accepted: 28 Jun. 2020

Keywords:
Bearing capacity
PDA data
Artificial neural network
Sensitivity analysis

ABSTRACT

In this study, using the results of 100 PDA dynamic loading tests obtained from different projects and using three types of artificial neural networks (ANN), the loading capacity of a single pile is evaluated. Initially, the Perstron multilayer neural network was used as one of the most widely used neural networks. In the following, a combination of neural-fuzzy networks is used from the nephrophysical network, and at the end, the neural network is used as a function of the radial basis of the successful network in nonlinear problems. Unlike conventional behavioral models, neural network-based models do not explain how input parameters affect output. In this research, by performing sensitivity analysis on the optimal structure of the models introduced in each stage, an attempt has been made to examine this ambiguity to some extent. Also, introducing the relationships governing a neural network model can give engineers more confidence in using them to facilitate analysis and design.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

۱- مقدمه

سازه‌ها از اجزای مختلفی تشکیل شده که اهمیت اجزای پی و فونداسیون بیش از سایر قسمت‌ها است. شمع‌ها جزیی از سازه هستند که وظیفه انتقال بار به زمین را به عهده دارند. بر حسب شرایط زمین‌شناسی، لایه‌بندی، سفره آب زیرزمینی و نوع بارگذاری، تحلیل و طراحی پی می‌تواند بسیار متفاوت و احتمال استفاده از شمع را اجتناب‌ناپذیر نماید. تعیین رفتار شمع تحت بار استاتیکی و دینامیکی یکی از دغدغه‌های مهندسان ژئوتکنیک بوده است که با توسعه ساخت و سازهای شهری و توجه به سازه‌های خاص و زیربنایی شامل برج‌های مخابراتی، تجاری و مسکونی، سازه‌های دریایی، پالایشگاه‌ها و پل‌ها، مهندسان همواره با پیچیدگی‌های خاص بارگذاری روبرو بوده و جهت انتقال بار، استفاده از شالوده‌های عمیق در پروژه‌های مختلف بخصوص سازه‌های ساحلی و فراساحلی به طور قابل ملاحظه‌ای افزایش یافته است. بر این اساس روشهای مختلفی توسط محققین برای تخمین ظرفیت باربری شمع‌ها پیشنهاد شده که شامل روابط تحلیلی، استفاده از نتایج آزمایش‌های درجا، بارگذاری استاتیکی، کوبش و نتایج بارگذاری دینامیکی می‌باشند. در بین این روش‌ها، روش‌های تحلیلی بسیار ساده و سریع بوده و نیازمند اطلاعاتی از لایه بندی خاک، مشخصات هندسی شمع و روش اجرا برای تخمین ظرفیت باربری هستند اما دقت آنها در برآورد باربری شمع پایین است لذا همواره استفاده از نتایج آزمون بارگذاری استاتیکی یا دینامیکی شمع برای دقت‌سنجی ظرفیت باربری به خصوص در پروژه‌های خاص توصیه شده است. روش‌های تحلیلی بعنوان ساده‌ترین روش، مبتنی بر مشخصات فیزیکی و مکانیکی خاک و هندسه شمع یعنی طول، قطر و مقطع شمع در باربری محوری شمع (فشاری و کششی)، توسط محققان مختلف چون وسیک [۱]، مایرهوف [۲] و کویل و کاستلو [۳] توسعه یافته‌اند. با توجه به وجود مشکلات و محدودیت‌های خاص اجرایی و هزینه بالای انجام آزمایش درجای بارگذاری استاتیکی، استفاده از روش‌های جایگزین نظیر آزمایش دینامیکی شمع (PDA) در تخمین ظرفیت باربری شمع‌ها اهمیت یافته که در سال‌های اخیر به عنوان روشی اقتصادی، سریع و بدون محدودیت در تعداد آزمایش توسعه یافته‌اند.

اساس روش PDA اعمال ضربه به سر شمع و استفاده از تئوری انتشار موج در طول شمع، اولین بار در دهه ۱۹۵۰ بر مبنای مدلسازی رفتار چکش، شمع و خاک (WEAP[1]) ارائه گردید[۴]. با توسعه سخت افزارها و نرم‌افزارها در دهه ۱۹۷۰ این روش نیز بیشتر مورد توجه محققان در طراحی شمع قرار گرفت و استاندارد ASTM-D4945 نیز بعنوان دستورالعمل انجام این آزمایش معرفی گردید[۵]. در این بین آزمایش تحت کرنش بالا (HSDPT) مبتنی بر معادلات انتشار موج، کارایی خوبی در پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع نشان داده است [۶].

تحقیقات بسیار زیادی توسط راش و گوبل در تخمین ظرفیت باربری شمع با استفاده از آزمون‌های دینامیکی انجام شده که مورد توجه محققان مختلف قرار گرفته است[۷-۹].

یکی از ابتدایی‌ترین روابط دینامیکی در تعیین ظرفیت باربری شمع رابطه معروف هایلی است که بر اساس میزان فرو رفت و برجهندگی شمع تحت ضربات چکش ارائه شده است. رجحانی و فاخر با بررسی رابطه هایلی، حساسیت آن نسبت به پارامترهای مختلف را بررسی و پیشنهاداتی جهت بهبود نتایج ارائه نمودند [۱۰].

با توجه به عدم شناخت کافی از این نوع آزمایش در شمع‌های دریایی و فراساحلی، کیهانیان و همکاران (۱۳۸۵) به بررسی دقت آزمایش PDA بر اساس نتایج حاصل از داده‌های میدانی در پروژه حوض خشک بندرعباس و اسکله ۱۵۰ هزار تنی بندر امام خمینی پرداختند [۱۱]. همچنین در تحقیق دیگری توسط سیدی حسینی‌نیا (۱۳۸۵) تشریح آزمایش PDA شامل کنترل فعالیت کوبش شمع، بررسی سلامت و تعیین ظرفیت باربری انجام شده است [۱۲].

فخاریان و حسین‌زاده عطار (۱۳۸۹)، مطالعه موردی کوبش شمع در پروژه طرح توسعه فجر II بندر ماهشهر را مورد بررسی و با نتایج آزمایش دینامیکی (PDA) مقایسه نمودند. این مقایسه نشان داد نتایج به شرط دقت در اندازه‌گیری‌ها، همخوانی خوبی خواهند داشت [۱۳]. در تحقیق دیگر توسط فخاریان و حسین‌زاده عطار (۱۳۹۰)، کاربرد PDA در ارزیابی امکان کوبش شمع‌های لوله‌ای فولادی در اسکله بندر چابهار و برآورد ظرفیت باربری بررسی گردید [۱۴]. نصراله‌نژاد قمی و مرادی (۱۳۹۲)، داده‌های PDA روی هفت شمع فلزی کوبیده شده در منطقه پارس جنوبی را با هدف یافتن مناسب‌ترین رابطه ضربه-نفوذ برای ظرفیت باربری این منطقه مورد تحلیل قرار دادند[۱۵].

مومنی و همکاران در سال ۲۰۱۴ سعی کردند با استفاده از ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی مصنوعی، ظرفیت باربری شمع‌های بتنی پیش‌ساخته را بر اساس آزمایش PDA پیش‌بینی کنند. تحقیق آنها روی داده‌های حاصل از ۵۰ نمونه شامل هندسه شمع (مقطع و طول)، وزن چکش، ارتفاع سقوط و ظرفیت باربری فشاری شمع بوده است. نتایج این تحقیق نشان داد وزن چکش و هندسه شمع‌ها بیشترین اثر و حساسیت را بر نتایج دارد [۱۶]. گلشانی و همکاران در سال ۱۳۹۳ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه (MLP) تلاش کردند ظرفیت باربری شمع‌های لوله‌ای فلزی کوبیده شده در ماسه را پیش بینی کنند. طول و قطر شمع، مدول الاستیسیته و زاویه اصطکاک داخلی خاک به عنوان ورودی و ظرفیت باربری شمع به عنوان خروجی تعریف شدند. نتایج این تحقیق نشان داد شبکه عصبی در پیش‌بینی نتایج کارایی بالایی دارند که با آنالیز حساسیت مشخص شد زاویه اصطکاک داخلی، مدول الاستیسیته، قطر و طول شمع به ترتیب بیشترین تاثیر را دارند[۱۷]. مزیر و همکاران (۲۰۱۶) با انجام یک تحقیق، ظرفیت باربری شمع های تکی کوبشی در ماسه را به روش عددی و شبکه عصبی مورد بررسی قرار دادند. نتایج این

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

تحقیق نزدیک بودن نتایج تحلیل عددی را با شکبه عصبی نشان می دهند[۱۸].

بررسی تحقیقات فوق نشان می‌دهند اگرچه تحقیقات زیادی در خصوص مطالعهٔ ظرفیت باربری شمع‌ها صورت گرفته لیکن فقدان بزرگی در تعیین ظرفیت باربری شمع دیده می‌شود. همچنین هنوز عدم قطعیت در تحلیل و طراحی شمع به روش PDA وجود دارد که لازم است در این زمینه ارزیابی و تحلیل حساسیت پارامترهای مختلف بررسی شود که در این تحقیق از روش شبکه عصبی برای تحلیل حساسیت نیز استفاده می‌شود. در این پژوهش نتایج حاصل بیش از ۱۰۰ تحلیل عددی با استفاده از شبکه عصبی بهینه‌سازی شده و آنالیز حساسیت روی پارامترهای مختلف نیز انجام شده است.

۲- بانک اطلاعاتی

در این پژوهش از نتایج ۱۰۰ آزمایش PDA در پروژه‌های مختلف که توسط مهندسین مشاور پژوهش عمران راهوار انجام شده گرفته استفاده می‌شود. این نتایج روی پروژه‌های جنوب کشور در سایت پتروشیمی ماهشهر و منطقه عسلویه انجام شده است که مشخصات لایه‌های زیرسطحی آن در جدول ۱ آمده است. با توجه به عوامل موثر بر ظرفیت باربری شمع، متغیرهای ورودی شامل زاویه اصطکاک داخلی خاک (φ)، مدول الاستیسیته خاک (E)، قطر شمع (D) و طول شمع (L) بوده و ظرفیت باربری شمع به عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته می‌شود. نمونه‌ای از داده‌های ورودی مورد استفاده در شبکه عصبی در جدول ۲ ارایه شده است.

۳- پیاده‌سازی مدل‌های شبکه عصبی

به منظور استفاده از شبکه عصبی در مراحل پیش‌بینی این تحقیق، از سه نوع شبکه عصبی استفاده شده است که شامل شبکه‌های چند لایه پرسپترون، شبکه نوروفازی و شبکه تابع مبنای شعاعی می‌باشند. متغیرهای ورودی با توجه به عوامل تأثیرگذار بر آزمون PDA و همچنین داده‌های موجود از نتایج آزمایشگاهی و صحرایی انجام شده در محل آزمایش انتخاب شدند. البته این نکته که پارامترهایی ورودی از نتایج آزمایش‌های معمول ژئوتکنیکی نیز بدست آیند، در انتخاب متغیر ورودی نقش بسزایی دارد. در این مرحله از شبکه‌هایی با ۴ متغیر ورودی استفاده شد که شامل مشخصات فیزیکی و مکانیکی خاک می‌باشند.

جدول ۱: پارامترهای ژئوتکنیکی لایه‌های زیرسطحی

عمق لایه (m)	۰-۵	۵-۱۵	۱۵-۲۵	>۲۵
مشخصات لایه	آبرفت ریزدانه (*CL, ML*)	آبرفت ریزدانه (*CL, ML*)	آبرفت ریزدانه و تا حدی ماسه‌دار (*CL, ML*)	آبرفت ریزدانه و تا حدی ماسه‌دار (*CL, ML*)
چسبندگی زهکشی نشده kPa	۲۰-۳۰	۳۰-۴۰	۴۰-۵۰	۵۰-۸۰
چسبندگی زهکشی شده kPa	۵-۱۰	۱۰-۲۰	۲۰-۳۰	۴۰-۵۰
زاویه اصطکاک داخلی زهکشی نشده	۲-۴	۶-۸	۱۲-۱۶	۲۲-۲۵
زاویه اصطکاک داخلی زهکشی شده	۱۰-۱۲	۱۶-۱۸	۲۰-۲۴	۲۸-۳۲
وزن مخصوص خشک kN/m^3	۱۵.۵-۱۶	۱۶-۱۶.۵	۱۷-۱۷.۵	۱۸-۱۸.۵
نسبت پواسون	۰/۳۸-۰/۴۲	۰/۳۵-۰/۴۰	۰/۳۲-۰/۳۴	۰/۳-۰/۳۳
مدول تغییرشکل قائم kPa	۵۰۰۰-۸۰۰۰	۸۰۰۰-۱۲۰۰۰	۲۰۰۰۰-۳۰۰۰۰	۴۰۰۰۰-۶۰۰۰۰

جدول۲: نمونه‌ای از بانک اطلاعاتی ورودی

محل آزمایش	متغیرهای ورودی				مغیرهای خروجی
	قطر(m)	طول(m)	φ (درجه)	E (kPa)	Q_{all} (kN)
پتروشیمی ماهشهر	۰/۵	۱۰	۳۳	۱۲۰۰۰	۱۵۰۰
	۰/۵	۱۰	۳۳	۱۵۰۰۰	۱۸۰۰
	۰/۵	۱۵	۲۲	۱۸۰۰۰	۲۰۰۰
	۰/۵	۱۵	۲۲	۱۲۰۰۰	۲۲۰۰
	۰/۸	۲۰	۲۵	۳۰۰۰۰	۲۵۰۰
	۰/۸	۲۰	۲۵	۳۵۰۰۰	۲۷۰۰
پتروشیمی پارس	۰/۴	۱۰	۲۸	۱۵۰۰۰	۱۵۰۰
	۰/۴	۱۰	۲۸	۱۵۰۰۰	۱۸۰۰

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

محل آزمایش	متغیرهای ورودی				مغیرهای خروجی
	قطر(m)	طول(m)	φ (درجه)	E (kPa)	Q_{all} (kN)
	۰/۴	۱۵	۲۰	۱۸۰۰۰	۲۰۰۰
	۰/۶	۱۵	۲۰	۲۰۰۰۰	۲۲۰۰
	۰/۶	۲۰	۲۳	۲۲۰۰۰	۲۵۰۰
	۰/۶	۲۰	۲۳	۲۵۰۰۰	۲۷۰۰
	۱	۲۵	۲۸	۵۰۰۰۰	۲۸۲۰
	۱	۲۵	۲۸	۵۰۰۰۰	۲۹۰۰

این متغیرها از آزمایش برش مستقیم، تک محوری، سه‌محوری یا آزمایش نفوذ استاندارد (*SPT*) قابل تخمین هستند. مشخصات فیزیکی خاک به عنوان شاخص‌های اولیه می‌توانند دید کلی نسبت به وضعیت لایه‌های زیرسطحی ارایه نمایند که مهمترین آنها تخلل و وزن مخصوص است. همچنین مشخصات مکانیکی خاک نیز ارزیابی مناسبی از رفتار خاک ارائه می‌دهند که شامل زاویه اصطکاک داخلی، چسبندگی و مدول الاستیسیته می‌باشند.

همچنین نتایج آزمایش نفوذ استاندارد (*SPT*) که از رایج‌ترین آزمایش‌های درجا می‌باشد را می‌توان جهت تعیین خصوصیات فیزیکی و مکانیکی خاک نیز استفاده کرد چرا که نتایج این آزمایش در اکثر گزارش‌های ژئوتکنیکی در دسترس است. همچنین در این تحقیق مدول الاستیسیته خاک حاصل از داده‌های *SPT* به عنوان متغیر ورودی استفاده شده و ظرفیت باربری فشاری مجاز شمع به عنوان تنها متغیر خروجی در این مدلسازی معرفی شده است. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی در جدول ۳ ارایه شده است.

جدول ۳: حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی

محدوده تغییرات	ورودی				خروجی
	قطر (m)	طول (m)	φ (درجه)	E (kPa)	Q_{all} (kN)
کمینه	۴	۱۰	۱۸	۵۰۰۰	۵۰۰
بیشینه	۲/۱	۴۰	۳۵	۷۰۰۰۰	۴۰۰۰

۴-ساختار مدل شبکه عصبی

در این بخش معماری شبکه‌های عصبی استفاده شده شامل چند لایه پرسپترون، نوروفازی و تابع مبنای شعاعی تشریح می‌شود. شبکه چندلایه پرسپترون به طور کلی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. در این تحقیق از شبکه چندلایه پرسپترون (*MLP*) استفاده شده که شامل چهار ورودی و یک خروجی می‌باشد. تعداد لایه‌ها و نورون‌های میانی به طور مناسب انتخاب شده بطوریکه ساختار به ترتیب با یک لایه پنهان و دو لایه پنهان برای هر دو مدل ارایه می‌شود. شبکه نوروفازی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی هستند که از توانایی بسیار بالایی در حل مسائل غیرخطی دارد. شبکه‌های نوروفازی از لایه ورودی، قوانین فازی و لایه خروجی تشکیل شده‌اند که در محیط گرافیکی جعبه ابزار MATLAB 6 وجود دارد[۱۹]. در این تحقیق از شبکه نوروفازی (*NF*) نیز استفاده شده و ساختار شبکه نیز مانند شبکه چند لایه پرسپترون است. شبکه تابع مبنای شعاعی حالت خاصی از شبکه‌های پس‌انتشار هستند. هر واحد در لایه پنهان یک تابع پایه شعاعی (همانند یک هسته گاوسی) به عنوان تابع فعالسازی بکار می‌برد درحالیکه واحدهای خروجی، تابع همانی را به عنوان تابع فعالسازی بکار می‌برند [۲۰]. در این تحقیق از شبکه تابع مبنای شعاعی (*RBF*) استفاده شده است که ساختار شبکه نیز مانند شبکه چند لایه پرسپترون است.

۵- شاخص‌های ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی

برای ارزیابی کارایی مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده نیاز است از شاخص‌هایی استفاده شود که بتواند کارکرد مدل‌ها را در مقایسه با مجموعه داده‌ها و همچنین نتایج تجربی مورد قضاوت و ارزیابی قرار دهند. از اینرو از شاخص‌های آماری مختلف جهت ارزیابی مدل و در نهایت مقایسه کارایی آنها نسبت به یکدیگر استفاده شده است. این شاخص‌های آماری در ادامه معرفی می‌شوند. ضریب همبستگی (*R*) که بیانگر میزان ارتباط بین دو متغیر x و y بوده و به صورت زیر تعریف می‌شود [۲۱]:

$$R=\frac{\sum(x-\bar{x})(y-\bar{y})}{\sqrt{\sum(x-\bar{x})^2\sum(y-\bar{y})^2}} \qquad (۲)$$

در این رابطه $\bar{x}$ و $\bar{y}$ به ترتیب میانگین متغیر x و y در مجموع داده‌ها هستند. مقادیر بالای این ضریب نشان دهنده ارتباط قوی بین متغیرها در دو مجموعه داده است و در مقابل مقدار پایین ضریب همبستگی ارتباط ضعیف و یا عدم ارتباط بین دو مجموعه را نشان می‌دهد. اسمیت (۱۹۸۶) محدوده ذیل را برای ارزیابی ضریب همبستگی بین صفر و یک پیشنهاد کرده است [۲۰].

همبستگی قوی $|R|\geq 0.8$

وجود همبستگی $0.2<|R|<0.8$

عدم همبستگی $|R|<0.2$

در این تحقیق از ضریب همبستگی جهت ارزیابی میزان همبستگی پاسخ‌های حاصل از مدل‌های شبکه چندلایه پرسپترون استفاده شده است.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

میانگین قدرمطلق خطا (*MAE*) نشاندهنده مقدار متوسط خطا در مجموعه مورد نظر است. این شاخص با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$MAE = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}|E_i| \qquad (۳)$$

جذر متوسط مربعات خطا (RMSE) بیانگر متوسط مقدار خطا، تفاوت مقدار بدست آمده از آزمایش‌ها و مدل‌ها است با این تفاوت که تمرکز بیشتری روی خطاهای بزرگ دارد که بصورت زیر بیان می‌شود[۲۱].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(E_i)^2} \qquad (۴)$$

بیشینه مقدار قدرمطلق خطا (MAXAE) نشاندهنده حداکثر خطایی است که در مجموعه مورد نظر اتفاق می‌افتد و بصورت رابطه زیر تعیین می‌شود.

$$MAXAE = Max(|E_i|) \qquad (۵)$$

مجموع مربعات خطا (SSE) که نشاندهنده مجموع مربعات خطای مجموعه مورد نظر است و این شاخص بصورت زیر تعریف می‌شود:

$$SSE = \sum_{i=1}^{N}(E_i)^2 \qquad (۶)$$

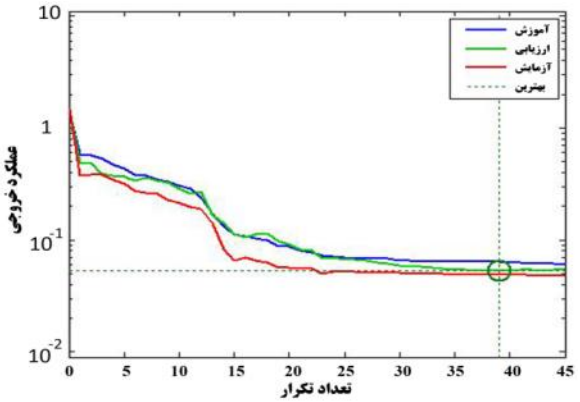
انحراف استاندارد قدرمطلق خطا (*SDAE*) نشاندهنده درجه پراکندگی قدرمطلق خطا حول *MAE* است. واضح است که هرچه این شاخص کمتر باشد، خطای مدل در کل مجموعه به مقدار میانگین نزدیکتر بوده و مدل، رفتار پایدارتری از خود نشان می‌دهد. در این تحقیق از چهار شاخص اول برای ارزیابی و مقایسه مدلها و ساختارها استفاده شده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

۶- پردازش داده‌های شبکه عصبی

داده‌های مورد نیاز برای آموزش شبکه از آزمایش‌های آزمایشگاهی و صحرایی بدست آمده‌اند. در این تحقیق از نتایج آزمایش PDA با ظرفیت باربری بین ۵۰۰ تا ۴۰۰۰ کیلونیوتن استفاده شده است. با توجه به حفر گمانه در محل انجام آزمایش، داده‌های ورودی از گزارشهای ژئوتکنیکی انتخاب شده‌اند. تعداد داده‌های مورد استفاده در مرحله پیش‌بینی با توجه به نمودارهای حاصله از آزمایش PDA برابر ۱۰۰ داده در نظر گرفته شد.

۷- پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی، آموزش و توقف

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی مورد استفاده، آموزش و ارزیابی آنها با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی در نرم افزار MATLAB (2013a) انجام 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 مورد توجه محققین می‌باشد. همانگونه که اشاره شد از شبکه دو یا سه لایه پرسپترون با تعداد ورودی متفاوت در این تحقیق برای پیش‌بینی استفاده شده که با توجه به قابلیت‌ها از روش *ML* استفاده می‌شود. در این تحقیق ضرایب روش شامل μ و β با توجه به مقادیر پیش‌فرض در نرم افزار MATLAB به ترتیب ۰/۰۰۱ و ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است. همچنین برای بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش Cross-Validation برای توقف آموزش استفاده می‌شود. در همین راستا بانک اطلاعاتی به سه مجموعه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی تقسیم شده و تمام شاخص‌های ارزیابی جهت تعیین کارایی و دقت شبکه استفاده شده است. در این راستا تعداد ۷۰ داده برای آموزش، ۱۵ داده برای مجموعه ارزیابی و تعداد ۱۵ داده برای مجموعه آزمایشی استفاده شده است. شکل ۱ منحنی آموزشی به ترتیب برای شبکه چندلایه پرسپترون با یک لایه پنهان نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده 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 نورون‌های لایه پنهان در رفتار شبکه نقش عمده‌ای دارد، مطالعه برروی عملکرد این شبکه‌ها با تعداد نورون‌های متفاوت نیز انجام شده است.

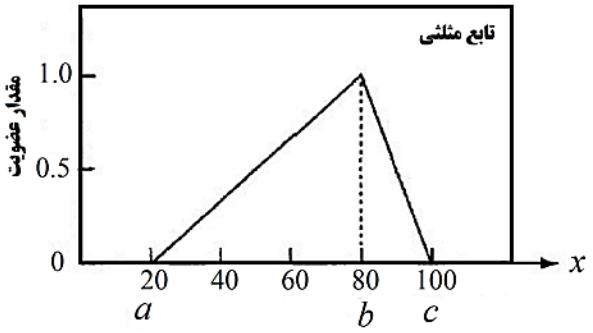


شکل ۱: منحنی آموزش شبکه چندلایه پرسپترون با یک لایه پنهان و ۱۱ نورون

در شبکه نوروفازی، الگوریتم یادگیری در نرم‌افزار MATLAB (ANFIS) شامل یک سیستم فازی[۲] با استفاده از فرآیند یادگیری پس‌انتشار خطا می‌باشد. در این سیستم مشابه شبکه عصبی، ورودی‌ها وارد توابع عضویت[۳] ورودی شده و پس از عبور از توابع عضویت خروجی، خروجی شبکه تولید می‌شود. در این تحقیق بهترین کاربرد در استفاده از تابع عضویت مثلثی[۴] با رابطه ۱۰ در لایه ورودی مشاهده شده است. شکل ۲ این تابع عضویت را نشان داده است [۲۲].

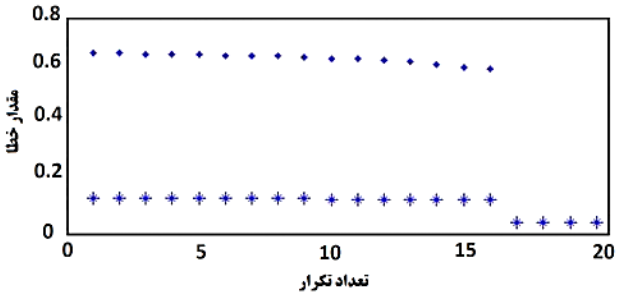
$$\mu(x,a,b,c) = \max\left(\min\left(\frac{x-a}{b-a},\frac{c-x}{c-b}\right),\cdot\right)$$
$$, a \neq b \text{ and } c \neq d \qquad (۷)$$

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]



شکل ۲: شمایی از تابع عضویت مثلثی [۲۲]

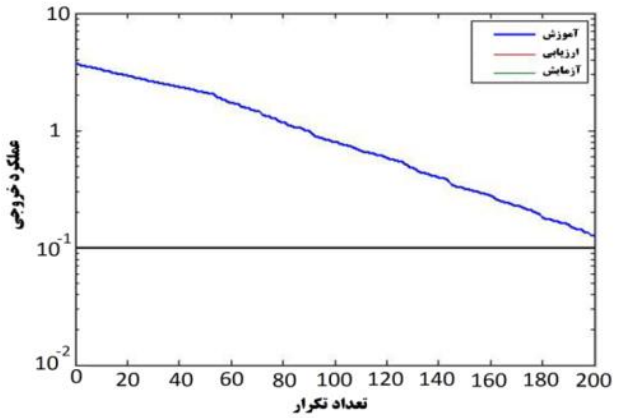
بانک اطلاعاتی مورد استفاده نیز در این روش به دو دسته داده آموزشی و داده آزمایشی تقسیم شده‌اند. تعداد ۸۰ داده در مرحله آموزش و تعداد ۲۰ داده برای آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. شاخص‌های ارزیابی در این مدل مانند مدل چندلایه پرسپترون هستند و مدل شبکه نوروفازی جهت پیش‌بینی مورد استفاده قرار گرفته است. در شکل ۳ منحنی آموزشی برای شبکه نوروفازی نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است. برای مدل اول، شاخص‌های خطای شبکه در مقابل مجموعه‌های آموزشی و آزمایشی شبکه نوروفازی، در جدول ۴ نشان داده شده است. تمام شبکه‌ها عملکرد نسبتاً قابل قبولی از خود نشان می‌دهند. به این ترتیب دو شبکه با تعداد ۲ و ۳ تابع عضویت ورودی و خروجی که عملکرد بهتری دارند انتخاب می‌شوند.



شکل ۳: منحنی آموزش شبکه نوروفازی با تابع عضویت مثلثی

شبکه تابع مبنای شعاعی دولایه دارد و حالت خاصی از شبکه‌های پس‌انتشار هستند. هر واحد در لایه پنهان یک تابع پایه شعاعی[۵] مانند یک هسته گاوسی[۶] را به عنوان تابع فعالسازی به کار می‌برد درحالی‌که واحدهای خروجی تابع همانی[۷] را به عنوان تابع فعالسازی بکار می‌برند. مرکز تابع پایه شعاعی (یا تابع هسته) با بردار وزن هر واحد مشخص می‌شود و موقعیت و عرض این هسته‌ها باید از الگوهای آموزشی یاد گرفته شوند. پیاده‌سازی شبکه تابع مبنای شعاعی نیز در جعبه ابزار MATLAB انجام شده است. الگوریتم یادگیری ترکیبی در این مدل شامل خوشه‌بندی بدون نظارت با استفاده از مجذور متوسط کمترین[۸](*LMS*) با نظارت برای تعیین وزن‌های اتصال بین لایه‌های نهان و لایه‌های خروجی می‌باشد.

در این تحقیق از شبکه تابع مبنای شعاعی برای مرحله پیش‌بینی استفاده شده است. شاخص‌های ارزیابی برای مدل‌های تابع مبنای شعاعی مانند شبکه‌های نوروفازی هستند. تعداد ۸۰ داده در مرحله آموزش و تعداد ۲۰ داده برای آزمایش در نظر گرفته شده‌اند. در شکل ۴ منحنی‌های آموزشی برای شبکه تابع مبنای شعاعی نشان داده شده است.



شکل ۴: منحنی آموزش شبکه تابع مبنای شعاعی

۸- مقایسه کارایی مدل‌های شبکه عصبی

کارایی ساختارهای بهینه در هر سه مدل شبکه عصبی با مقایسه شاخص‌های خطا در مجموعه آموزشی، آزمایشی و ارزیابی در جدول ۴ نشان داده شده است. همانگونه که نتایج نشان می دهند شبکه MLP با دو لایه پنهان ۲۰ نورونی بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر از خود نشان می‌دهد. بنابراین شبکه مذکور به عنوان موفق‌ترین مدل در پیش‌بینی نتایج حاصل از آزمایش PDA انتخاب می‌شود.

۹- آنالیز حساسیت

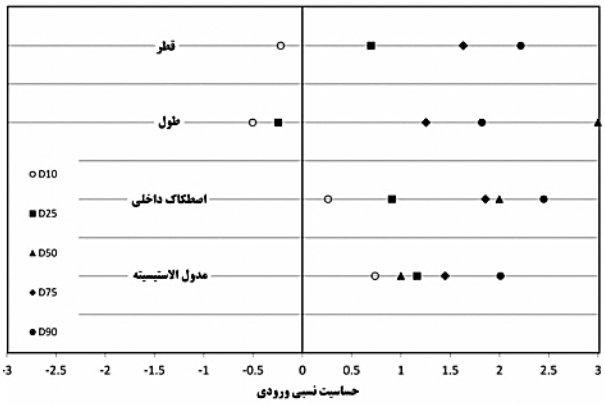
به منظور ارزیابی حساسایت، ساختار نهایی مدل‌ها متشکل از شبکه عصبی دارای دو لایه پنهان با ۲۰ نورون و یک لایه خروجی با یک نورون مورد بررسی قرار گرفته است. در این راستا آنالیز نامعینی و تحلیل حساسیت روی مدل مورد نظر صورت گرفته تا کارایی و اهمیت متغیرها مشخص شود. حساسیت خروجی شبکه عصبی نسبت به ورودی‌ها مشابه روش رگراسیون با مشتق نسبی خروجی نسبت به ورودی مورد نظر قابل تعریف است. در این تحقیق با توجه به ساختار کلی مدل‌های رفتاری مبتنی برشبکه‌های عصبی، بخشی از ورودی مستقل از خروجی و قسمتی دیگر در واقع خروجی شبکه در نمو و یا نموهای قبلی هستند. لذا در این تحقیق رابطه مشتق نسبی خروجی مدل نسبت به ورودی‌های مستقل بررسی می‌شود. در این راستا آنالیز حساسیت روی چهار ورودی شامل طول، قطر، اصطکاک داخلی و مدول الاستیسیته خاک انجام شده است. در این آنالیز تعداد ۲۰۰ نقطه داده در فضای چهار بعدی پارامترهای ورودی

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

متناظر با تابع توزیع نرمال توسط نرم‌افزار Simlab 3.0 انتخاب شده است.

در هر کدام از این نقاط که دارای مقادیر ورودی خود باشد، مقادیر مشتق نسبی ظرفیت باربری برای ساختار بهینه در هر مرحله محاسبه می شود که تحلیل آماری آن در جداول ۵ ارایه شده است. همانگونه که انتظار می‌رود مشتق نسبی هر خروجی نسبت به هر ورودی (در نقاط فضای ورودی) مقادیر متفاوتی دارد. دلیل منفی بودن مقادیر حساسیت در این جدول اثر کاهشی بر روی پارامتر ظرفیت باربری است. برای تحلیل و توضیح این تغییر اگر توزیع مقادیر مشتق در حالت واقعی در دسترس باشد، می‌توان این توزیع را با توزیع واقعی مقایسه کرده و بدین وسیله مدل را ارزیابی کرد. اما در واقعیت با توجه به پیچیدگی مسایل در مهندسی ژئوتکنیک این توزیع در دسترس نیست.

شکل ۵ مقادیر درصد آماری حساسیت نسبی مقادیر ظرفیت باربری در مقابل هر چهار ورودی برای شبکه چندلایه پرسپترون با ۲۰ نورون در لایه پنهان را نشان می‌دهد. نتایج این شکل نشان می‌دهند در متغیر طول (L) حساسیت نسبی بیشتری وجود دارد و مقادیر مثبت درصد بیشتری را به خود اختصاص می‌دهند که بیانگر افزایش مقدار ظرفیت باربری در اثر افزایش مقدار طول شمع است. همانطور که شکل ۵ نشان می‌دهد سه متغیر دیگر دارای مقادیر حساسیت نسبی مشابهی هستند و این نتیجه بیانگر اثر تقریبا مشابه این سه متغیر روی ظرفیت باربری شمع می‌باشد.



شکل ۵: آنالیز حساسیت شبکه عصبی

جدول۴: مقایسه شاخص‌های خطا در مدل‌های شبکه عصبی

مجموعه	نوع شبکه	مجموع مربعات خطا	انحراف استاندارد قدرمطلق خطا	بیشینه قدرمطلق خطا	میانگین قدرمطلق خطا	جذر متوسط مربعات خطا	ضریب همبستگی	تعداد نورون‌ها	
ارزیابی	چندلایه پرسپترون	۰/۷۵	۰/۰۵۶	۰/۳۷	۰/۰۳۳	۰/۰۶۱	۰/۹۱	۲۰	۲۰
آموزش	چندلایه پرسپترون	۰/۴۸	۰/۰۲۱	۰/۲۷	۰/۰۰۷	۰/۰۲۲	۰/۹۲	۲۰	۲۰
	نوروفازی	۲/۵	۰/۰۵۵	۰/۵۵	۰/۰۴۲	۰/۰۵۰	۰/۸۴	۳	
	تابع مبنای شعاعی	۱/۱	۰/۰۲۷	۰/۳۲	۰/۰۱۸	۰/۰۳۳	۰/۸۸	۲۵۰	
آزمایش	چندلایه پرسپترون	۱/۳۵	۰/۰۴۵	۰/۳۰	۰/۰۵۷	۰/۰۸۰	۰/۸۸	۲۰	۲۰
	نوروفازی	۳/۷	۰/۰۶۵	۰/۵۰	۰/۰۶۵	۰/۰۸۰	۰/۸۱	۳	
	تابع مبنای شعاعی	۱/۸	۰/۰۵۳	۰/۴۶	۰/۰۴۲	۰/۰۷۲	۰/۸۲	۲۵۰	

جدول۵: تحلیل آماری حساسیت مطلق نسبت به ورودی مورد نظر

ورودی	حداکثر	حداقل	میانگین	انحراف استاندارد
قطر	۴/۰۴۵	۰/۳۶۱	۰/۹۵۰	۰/۵۳۵
طول	۳/۲۰۱	-۱/۲۱۸	۱/۴۸۲	۰/۹۸۴
اصطکاک داخلی	۲/۰۶۸	-۱۱/۷۸	-۱/۵۹۳	۱/۱۸۸
مدول الاستیسیته	۶/۴۲۲	-۱۷/۳۴	-۱/۴۲۷	۱/۳۸۷

۱۰- نتیجه‌گیری

در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی پرکاربرد جهت پیش‌بینی و تفسیر نتایج روش PDA در تخمین ظرفیت باربری شمع شده است. این سه نوع شبکه عصبی شامل شبکه چندلایه پرسپترون، شبکه نوروفازی و شبکه تابع مبنای شعاعی هستند. متغیرهای ورودی در این تحقیق پارامترهای در دسترس بوده و شامل طول شمع، قطر شمع، مدول الاستیسیته و زاویه اصطکاک داخلی خاک هستند و باربری فشاری شمع 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 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 خود ارزیابی برای افزایش قدرت تعمیم شبکه‌های عصبی استفاده شد. دو نوع شبکه سه‌لایه و چهارلایه پرسپترون در

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]

این تحقیق مورد استفاده قرار گرفت که در ساختار آنها تعداد نورون پنهان بهینه انتخاب شده است. در این تحقیق از انواع شاخص‌های ارزیابی شامل ضریب همبستگی، میانگین مربعات خطا، مجموع مربعات خطا، میانگین مطلق خطا، بیشینه مقادیر مطلق خطا و انحراف استاندارد قدرمطلق خطا جهت ارزیابی عملکرد شبکه‌ها استفاده گردید تا شبکه با بهترین عملکرد انتخاب گردد. در مجموع با مقایسه عملکرد مدل‌های مختلف شبکه سه‌لایه پرسپترون با چهار پارامتر ورودی و ۱۵ نورون در لایه پنهان به عنوان موفق‌ترین شبکه در مرحله پیش‌بینی معرفی گردید.

۱۱- کلید واژگان

[1] Wave Equation Analysis of Pile
[2] Fuzzy Inference System
[3] Membership Function
[4] Triangular Function
[5] Radial Basis Function
[6] Gaussian Kernel
[7] Identity Function
[8] Least Mean Square (LMS)

۱۲- مراجع و منابع

1. Vesic A. (1977) "*Design of Pile Foundation*", National Cooperative Highway Research Program Synthesis of Practice, No. 42, TRB, NRC, Washington DC.
2. Meyerhof G. (1976) "*Bearing Capacity and Settlement of Pile Foundation"* Journal of the Geotechnical Engineering Division, 110(1), pp. 197-228.
3. Coyle M. and Castello R., (1981) "*New Design Correlations for Piles in Sand*", Journal of the Geotechnical Engineering Division, 107(1), pp. 967-986.
4. Smith E. A. L. (1960), *Pile Driving Analysis by the Wave Equation*", ASCE Journal of the Geotechnical Engineering Division, 86(1), pp 35-61.
5. ASTM D4945, (2008) "*Standard Test Method for High-Strain Dynamic Testing of Deep Foundations*".
6. Goble G., Rausche F., and Moses F. (1970) "*Dynamic Studies on the Bearing Capacity of Piles - Phase III*", Final Report to the Ohio Department of Highways, Case Western Reserve Univ, Cleveland, Ohio.
7. Likins G.E., Rausche F., Goble G. G. (2000) "*High Strain Dynamic Pile Testing, Equipment, and Practice*" Sixth International Conference on the Application of Stress-wave Theory to Piles, São Paulo, Brazil.
8. Rausche F., Goble G. and Likins G. (1992) "*Investigation of Dynamic Soil Resistance on Piles Using GRLWEAP*" Proceedings of the Fourth International Conference on the Application of Stress-Wave Theory to Piles,The Netherlands.
9. Rausche F., Goble G. and Likins G., (1985) "*Dynamic Determination of Pile Capacity*" ASCE 1985.
10. Rojhani M. and Fakher A. (2005), "*Evaluation of Haley Formula to Determine Bearing in Place of Piles*" Second National Congress of Civil Engineering, Tehran, University of Science and Technology (in Persian).
11. Kehanian A., Mohammadi A. and Dehghani M. (2006) " *Determining the accuracy of the PDA test based on the results of dynamic and static loading tests in Bandar Abbas dock projects and the 150,000-ton quay of Imam Port*", Seventh International Conference on Shores, Ports and Offshore Structures, Tehran, Ports and Shipping Organization (in Persian).
12. Seyedi Hoseini-nia, E., (2006) "*Study of number of pile dynamic testing results by use of PDA and describing the lessons learnt*", 7th International Conference on Coasts, Ports and Marine structures, ICOPMAS, Proceeding CD, Code 278.
13. Fakhaian K. and Hoseinzade E. (2010), " *Case Study Comparison of Static Test vs. Dynamic Test in Determination of Pile Resistance*" 5th National Congress of Civil Engineering, Mashhad, Ferdowsi University of Mashhad (in Persian).
14. Fakhaian K. and Hoseinzade E. (2011), " *Application of the Pilot Dynamic Test (PDA) to evaluate the possibility of knocking steel tube piles at the Chabahar Port pier*" 6th National Congress on Civil Engineering, Semnan, Semnan University (in Persian).
15. Nejad Qomi N. and Morani M. (2013) " *Comparison of the results of dynamic coupling and PDA test with case study*" International Conference on Civil Engineering, Architecture and Sustainable Urban Development, Tabriz, Islamic Azad University, Tabriz Branch (in Persian).
16. Momeni, E., Nazir, R., Jahed Armaghani, D., Maizir, H. (2014). "*Prediction of pile bearing capacity using a hybrid genetic algorithm-based ANN* ". Measurement 57(1), pp. 122–131.
17. Golshani A., Baranti M. and Yasrebi Sh. (2014) "*Determination of Bearing Capacity for Driven Piles in Sandy Soils by Using Artificial Neural Network Method*" Modares Civil Engineering journal, 14(20), pp.27-36 (in Persian).
18. Maizir H., Suryanita R., Jingga H. (2016) *Estimation of Pile Bearing Capacity of Single Driven Pile in Sandy Soil using Finite Element and Artificial Neural Network Methods*, international Conference on Engineering & Technology, Computer, Basic & Applied Sciences ECBA, 2016, At Osaka, Japan.
19. MathWorks, Inc., MATLAB Documentation. Retrieved (2013), http://www.mathworks.com/products.
20. Smith G. N., (1986) "*Probability and Statistics in Civil Engineering: An Introduction*" Collins Publisher, London (ISBN: 000383154X, 9780003831542).
21. Kennedy, J. B. and Neville, A.D., (1964) "*Basic statistical methods for engineers and scientists*", 2nd Ed. Harper and Row, New York.
22. Al-Holou, N., Lahdhiri, T., Sung, J. D., Weaver, J., and Al-Abbas, F. (2017). "*Sliding Mode Neural Network Inference Fuzzy Logic Control for Active Suspension Systems*," IEEE Trans. Fuzzy Syst., 10(2), pp. 234-246.

[Downloaded from marine-eng.ir on 2024-10-12]
[DOR: 20.1001.1.17357608.1399.16.31.4.3]
[DOI: 10.29252/marineeng.16.31.131]