

تعیین ظرفیت باربری شمع‌های کوبیده‌شده در خاک‌های غیرچسبنده با رویکرد شبکه‌ی عصبی موجکی

محمدعلی لطف‌اللهی یقین* (استاد)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

بهمن نادری‌نیا (کارشناس ارشد)

دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه بین‌المللی امام خمینی قزوین

افشین پورتقی (کارشناس ارشد)

دانشکده‌ی مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

تعیین ظرفیت باربری شمع‌های کوبیده‌شده در خاک‌های غیرچسبنده با وجود منابع علمی زیاد، کماکان توأم با پیچیدگی است. یک شبکه‌ی عصبی موجکی، توابع موجکی را به‌منزله‌ی توابع فعال‌ساز نرون‌های لایه‌ی پنهان از شبکه‌ی عصبی پیش‌خورده به‌کار می‌گیرد. در این شبکه‌ها هر دو پارامتر انتقال و مقیاس موجکی‌ها در کنار وزن‌هایشان بهینه می‌شوند. در رویکردی خاص از ساخت این نوع شبکه‌ها، با عنوان ویونت، پارامترهای انتقال و مقیاس ثابت می‌ماند و فقط وزن‌ها بهینه می‌شوند. در این نوشتار، با در نظر گرفتن رویکرد فوق در مورد داده‌های صحرایی موجود، به پیش‌بینی ظرفیت باربری شمع‌های کوبیده‌شده در خاک‌های غیرچسبنده پرداخته شده است. مقایسه‌ی مقادیر ظرفیت باربری نهایی حاصل از آزمایش‌های صحرایی با مقادیر پیش‌بینی‌شده از شبکه‌ها، حاکی از عملکرد بهتر آن‌ها بالاخص شبکه‌ی ویونت پیشنهادی است.

a_lotfollahi@yahoo.com
naderinia_bahman@yahoo.com
afshinpourttaghi@yahoo.com

واژگان کلیدی: ظرفیت باربری خاک، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، موجکی، ویونت.

۱. مقدمه

علی‌رغم تحقیقات گسترده در خصوص تعیین ظرفیت باربری شمع‌های کوبیده‌شده در خاک‌های ماسه‌یی، تاکنون روش کاملاً مطمئنی برای دستیابی به این هدف ارائه نشده است. خواص فیزیکی و مکانیکی منحصر به فرد خاک همچون ناهمگونی، ناهمسانی، وجود آب یا بی‌آبی، تنوع ترکیب‌های مختلف خاک در طبیعت، استعداد خزش، رفتار پیچیده تنش و کرنش از یک سو و تنوع شمع‌ها از لحاظ جنس مصالح، شکل مقاطع، روش‌های اجرا، نصب و سایر موارد از سوی دیگر موجب پیچیدگی اندرکنش سازه‌یی شمع و خاک اطراف آن می‌شود.^[۱] لذا مدل‌کردن چنین شرایط پیچیده‌یی با دخالت متغیرهای مختلف در آن دشوار است. این مسئله موجب کاهش دقت در تعیین ظرفیت باربری شده و متعاقباً استفاده از روش‌های تحلیلی را با مشکلات بسیاری مواجه ساخته است.

برای غلبه بر مشکلات موجود در رابطه با ارزیابی ظرفیت باربری شمع، آزمایش‌های محلی، از قبیل آزمایش نفوذ استاندارد (SPT)^۱، آزمایش نفوذ مخروطی (CPT)^۲ و آزمایش پرسیمتری (PMT)^۳ در موارد متعددی انجام می‌شود. اگرچه این آزمایش‌ها تا حدودی شرایط طبیعی خاک را بیان می‌کنند، اما به‌نوبه‌ی خود

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۳۸۹/۷/۳، اصلاحیه ۱۳۸۹/۱۲/۹، پذیرش ۱۳۸۹/۱۲/۱۵.

برای تخمین ظرفیت باربری نهایی شمعی کوبیده شده در خاک های غیرچسبیده ارائه شد؛ [۶۵] و در سال ۱۹۹۶، مدل متفاوتی از شبکه‌ی عصبی، پیشینه‌ی خطا در برآورد را ۲۰٪ و میانگین مربع خطای پیشینه را ۱۵٪ نشان داد. [۷] در سال ۱۹۹۸، سه مدل شبکه‌ی عصبی معرفی شد که با به‌کارگیری آن‌ها به پیش‌بینی ظرفیت باربری شمعی کوبیده شده در خاک های غیرچسبیده پرداخته شده بود که در آن با استفاده از مدل اول ظرفیت باربری کل شمع، با مدل دوم ظرفیت باربری نوک شمع و با به‌کارگیری مدل سوم ظرفیت باربری جانبی شمع پیش‌بینی شده بود. [۸] همچنین در سال ۱۹۹۷، با استفاده از داده‌های تنش-موج دینامیکی برای شمعی‌های پیش‌ساخته‌ی بتنی مسلح و با استفاده از شبکه‌ی عصبی به پیش‌بینی ظرفیت باربری استاتیکی شمع پرداخته شد. [۹] در واقع هدف بیشتر روش‌های بیان‌شده، ارائه‌ی مدلی به‌منظور کاهش پراکندگی در ظرفیت باربری واقعی و پیش‌بینی شده است.

ترکیب تئوری تبدیل موجک با شبکه‌های عصبی منجر به ساخت شبکه‌ی با عنوان شبکه‌ی موجک و در حالتی خاص از آن ویونت می‌شود که از آن برای تقریب توابع اختیاری غیرخطی استفاده می‌شود. در سال ۱۹۹۸، روشی برای آموزش شبکه‌ی دینامیکی غیرخطی در شبکه‌ی عصبی موجک ارائه شد. [۱۰] در سال ۲۰۰۵، با استفاده از شبکه‌ی عصبی موجک بسته‌ی به تشخیص هوشمند داده‌های هدف، [۱۱] و با به‌کارگیری یک شبکه‌ی محلی خطی از انواع شبکه‌های عصبی موجک به پیش‌بینی سری‌های زمانی پرداخته شد. [۱۲] در سال ۲۰۰۸، توانایی شبکه‌ی عصبی موجک مصنوعی در مدل‌های نوروفازی ارزیابی [۱۳] و با مرزبندی رگرسیون و به‌کارگیری دستگاه بردار تکیه‌گاهی روشی خاص برای انتخاب تعدادی نرون پنهان از شبکه‌ی موجک ارائه شد. [۱۴] در پژوهشی دیگر نیز کارایی شبکه‌ی عصبی موجک گسسته و شبکه‌ی موجک تطبیقی مبتنی بر سیستم استنتاجی برای تشخیص دیجیتال تلفیقی بررسی شد. [۱۵] در سال ۲۰۰۹، برخی پژوهشگران توانستند سیگنال‌های نیرو را با استفاده از شبکه‌ی موجک دینامیکی طبقه‌بندی کنند، [۱۶] و همچنین الگوریتمی تکراری برای آموزش شبکه‌ی عصبی موجکی در مورد داده‌های یکنواخت ارائه کنند. [۱۷] در این نوشتار، با استفاده از توپولوژی شبکه‌ی عصبی پیش‌خور و با جایگزینی توابع فعال‌ساز نرون‌های آن با انواع توابع موجک، به طراحی و ساخت یک شبکه‌ی ویونت برای تخمین ظرفیت باربری شمع در خاک غیرچسبیده پرداخته می‌شود. نتایج عددی حاصل از این روند بیان‌گر آن است که نه فقط شبکه‌های عصبی و ویونت پیشنهادی از کارایی چشمگیری برخوردارند، بلکه شبکه‌ی ویونت در مقایسه با شبکه‌ی استاندارد پیش‌خور قابلیت بالاتری دارد.

۲. ظرفیت باربری شمع کوبیده شده در خاک غیرچسبیده

ظرفیت باربری شمع عبارت است از مجموع ظرفیت باربری اصطکاکی جانبی بین شمع و خاک مجاور آن و ظرفیت باربری نوک شمع که با استفاده از معادله‌ی ۱ تعیین می‌شود:

$$Q_{ult} = Q_p + Q_s \quad (1)$$

که در آن، Q_{ult} ظرفیت باربری کل شمع، Q_p ظرفیت باربری نوک شمع و Q_s ظرفیت باربری جانبی شمع است.

برای شمعی‌های کوبیده شده در خاک‌های غیرچسبیده معمولاً مؤلفه‌ی مقاومت نوک شمع سهم قابل توجهی از ظرفیت باربری را دارد. ظرفیت باربری نوک شمعی‌های

فشاری را می‌توان با استفاده از معادله‌ی ۲ به دست آورد: [۱۸]

$$Q_p = Q'_v N_q A_p \quad (2)$$

که در آن، N_q ضریب ظرفیت باربری، Q'_v تنش مؤثر سربار قائم و A_p سطح مقطع نوک شمع است. ظرفیت باربری جانبی شمع را نیز می‌توان با استفاده از معادله‌ی ۳ به دست آورد:

$$Q_s = K Q'_v A_s \tan \delta \quad (3)$$

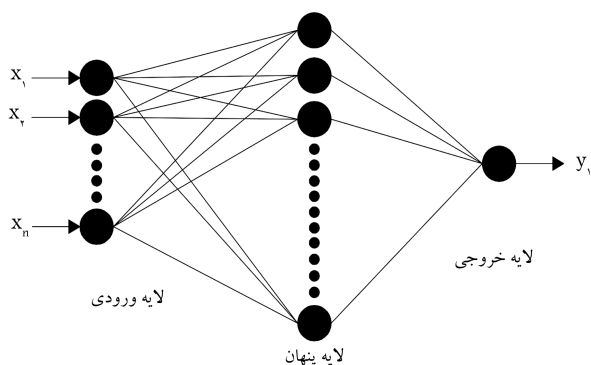
که در آن، K ضریب فشار افقی زمین و A_s مساحت جانبی شمعی است که خاک روی آن می‌لغزد. اگرچه معادله‌ی ۳ شکل پیچیده‌ی ندارد ولی به دلیل پیچیدگی‌های مختلف خاک و مشکلات موجود در تخمین دقیق پارامترهای مؤثر در مسئله، محدودیت‌هایی در استفاده از معادله‌ی ۳ به وجود می‌آید.

در این نوشتار با استفاده از داده‌های به دست آمده از آزمایشات صحرایی مختلف که در تعیین ظرفیت باربری نهایی شمع در خاک غیرچسبیده حاصل شده است، به آموزش شبکه‌ی عصبی و رویکردی خاص از شبکه‌ی عصبی موجکی با عنوان ویونت پرداخته شده است. داده‌های موجود شامل پارامترهای مختلفی از جمله طول، قطر، سطح مقطع متوسط شمع، زاویه‌ی اصطکاک نوک و جداری شمع هستند.

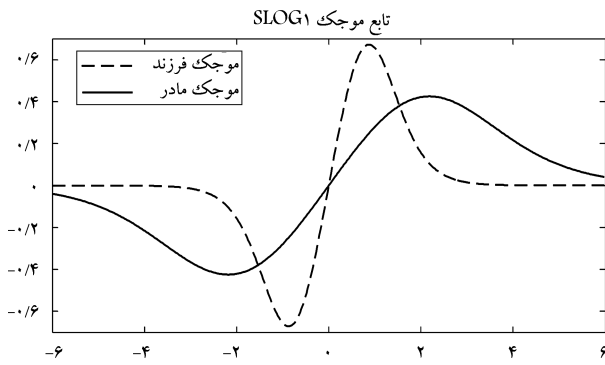
۳. شبکه‌ی عصبی مصنوعی

۱.۳. معرفی

در شکل‌گیری علم شبکه‌های عصبی مصنوعی، از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی الهام گرفته شده است. بدین معنی که یک شبکه‌ی عصبی از چندین عنصر به نام نرون تشکیل شده است که هر یک از این نرون‌ها با نرون‌های دیگر ارتباط دارند. هدف شبکه‌ی عصبی مصنوعی، تقلید از نرون‌های سیستم عصبی انسان است که این کار با اتصال تعداد زیادی از پردازش‌گرها موسوم به نرون‌های مصنوعی یا گره‌ها انجام می‌شود. به‌طور کلی شبکه‌های عصبی با معرفی، محاسبه و تفکیک داده‌ها در یک فضای چند متغیره، آن‌ها را به فضاهای مطلوب تبدیل می‌کنند. شکل ۱، نمونه‌ی از ساختار شبکه‌ی پیش‌خور را نمایش می‌دهد. همان‌طور که در شکل ۱ مشخص است، شبکه از سه لایه‌ی اصلی به نام لایه‌ی ورودی، لایه‌ی مخفی و لایه‌ی خروجی تشکیل شده است که با هم ارتباط دارند. برای آموزش، شبکه‌ی زوج‌های آموزشی به‌عنوان ورودی به شبکه داده می‌شود و خروجی شبکه محاسبه



شکل ۱. نمونه‌ی از ساختار شبکه‌ی عصبی پیش‌خور.



شکل ۲. نمونه‌یی از موجک فرزند به همراه موجک مادر.

به دست می‌آید. تبدیل موجک تابع متناظر با موجک مادر که شرایط مذکور را احراز کرده باشد، به صورت رابطه‌ی ۶ تعریف می‌شود:

$$w_k(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} k(t)h_{a,b}^*(t)dt \quad (6)$$

که در آن، علامت * بیانگر مزدوج تابع است.

مجموعه‌یی از موجک‌ها به منظور تقریب سیگنال‌ها به کار گرفته می‌شوند و هدف نهایی دستیابی به ساختار موجک‌های فرزند انتقال یافته و تأخیر یافته یا موجک مادری است که نمایش دهنده‌ی بهترین سیگنال باشد. یک موجک فرزند با استفاده از یک موجک مادر $h(t)$ با پارامترهای انتقال و تأخیر مطابق رابطه‌ی ۷ به دست می‌آید:

$$h_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}}h\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (7)$$

که در آن، $a > 0$ ضریب تأخیر و b ضریب انتقال است. عبارت $1/\sqrt{a}$ به دلیل نرمالیزه کردن انرژی جهت برابری انرژی موجک فرزند و مادر استفاده شده است.^[۲۱] شکل ۲، نمونه‌یی از موجک‌های فرزند را به همراه موجک مادر نشان می‌دهد.

۲.۴. موجک‌های SLOG

موجک‌های SLOG، از جمله توابع استدلالی تطبیقی^۸ هستند که از حاصل جمع توابع منطقی^۹ وزن دار و تأخیر دار به دست می‌آیند. یک تابع منطقی، نوعی تابع هموار و مجانب بر تابع سیگموئید S شکل است که از یک آهنگ صعودی واحد و بدون تغییر تبعیت می‌کند. این نوع تابع معمولاً نمایشگر تابع آغازین در خروجی نرون مدل شبکه‌های عصبی است. یک تابع منطقی که توصیف کننده‌ی حالت غیرمتقارن و تک قطبی است، به صورت رابطه‌ی ۸ بیان می‌شود:

$$f_{\text{logistic}}(t) = \frac{1}{1 + e^{-t}} \quad (8)$$

شکل ۳، یک تابع منطقی را نمایش می‌دهد. خانواده‌ی مربوط به موجک‌های مادری که به این حالت باشند، تشکیل دهنده‌ی توابع فعال ساز شبکه‌های موجک در شبکه‌های عصبی هستند. کارایی یک شبکه‌ی عصبی در مسائل مربوط به تشخیص، بیانگر خصوصیات تقریب جامع آن‌ها همچون موجک‌هاست که می‌توانند توابع اختیاری را در فضای R^2 به مناسب ترین حالت نگاشت کنند.

اخیراً محققان بسیاری به صورت بنیادین، تقریب جامع این نوع شبکه‌ها را با نشان دادن تأثیر ساختار شبکه‌های عصبی پیشخورد و نحوه‌ی عملکرد آن را توسعه

می‌شود. با محاسبه‌ی خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی) وزن‌های شبکه به روشی تنظیم می‌شود که مقدار خطا کمینه شود. این مراحل تا کاهش خطا در حد قابل قبول برای هر بردار در دسته‌ی آموزشی تکرار می‌شود.^[۲۰،۱۹]

۲.۳. آموزش شبکه‌ی انتشار برگشتی^۶

تربیت شبکه‌ی پیشخورد عصبی با الگوریتم انتشار برگشتی نیاز به گام‌هایی دارد که در زیر مختصراً به آن‌ها اشاره می‌شود:

۱. انتخاب یک زوج آموزشی از دسته‌ی داده‌های آموزشی برای استفاده به عنوان ورودی برای شبکه؛

۲. محاسبه‌ی خروجی شبکه؛

۳. محاسبه‌ی خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی)؛

۴. تنظیم وزن‌های شبکه به روشی که خطا به میزان کمینه برسد؛

۵. تکرار گام‌های یک تا چهار برای هر بردار در دسته‌ی آموزشی به منظور کاهش خطا برای کل دسته تا حد قابل قبول.

با ارائه‌ی هر مجموعه‌ی اطلاعات به شبکه، وزن‌ها اصلاح می‌شوند. وقتی تمام مجموعه‌ی اطلاعات به شبکه داده شد، یک Epoch تکمیل و مجدداً اطلاعات از اول به شبکه داده می‌شود.^[۲۰،۱۹]

۴. اصول تئوری موجک

۱.۴. معرفی

در اوایل دهه‌ی ۱۹۸۰، مفهوم موجک برای اولین بار مطرح شد. از موجک‌ها به عنوان ابزار مناسبی در ریاضیات، فیزیک، پردازش سیگنال‌های دیجیتال، بینایی کامپیوتری^۷، محاسبات عددی، فشرده سازی اطلاعات صوتی و تصویری، ژئوفیزیک و... بهره‌گیری می‌شود. تبدیل موجک، یک تبدیل انتگرالی است که از توابع موجک پایه استفاده می‌کند. تابع $h \in L^1(R)$ در صورتی که در فاصله‌ی $(-\infty, +\infty)$ دارای میانگین صفر باشد، موجک نامیده می‌شود (رابطه‌ی ۴).

$$\int_{-\infty}^{+\infty} h(t)dt = 0 \quad (4)$$

این موجک باید دست کم دارای یک نوسان کمینه‌ی موضعی باشد و به سرعت از هر دو جهت مثبت و منفی دامنه‌اش به طرف صفر میل کند. این شروط به عنوان شروط لازم برای تبدیل موجک مدنظرند. تبدیل موجک در واقع عملیاتی است که طی آن یک تابع با انتگرال گیری شکل تغییر یافته‌ی هسته‌ی اصلی تعدادی از موجک‌ها به دست می‌آید. شکل هسته‌ی اصلی تابع موجک به اصطلاح موجک مادر و شکل تغییر یافته‌ی آن موجک فرزند نامیده می‌شود. یک تابع $h \in L^1(R)$ در صورتی که شرایط رابطه‌ی ۵ را احراز کند، قابل قبول است:

$$C_h = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{H(\omega)}{\omega} d\omega < \infty \quad (5)$$

که در آن، $H(\omega)$ تبدیل فوری تابع $h(t)$ و ثابت C_h ثابت احراز مقبولیت برای تابع $h(t)$ است. برای تابع $h(t)$ شرط $C_h < \infty$ فقط در حالت $H(0) = 0$

سیگموئید منطقی به صورت رابطه‌ی ۹ به دست می‌آید:

$$h_{SLOG_1}(t) = \frac{1}{1+e^{-t+1}} - \frac{1}{1+e^{-t+2}} - \frac{1}{1+e^{-t-2}} + \frac{1}{1+e^{-t-1}} \quad (9)$$

این موجک دارای یک نقطه‌ی نوسانی کمینه (پایین - بالا - پایین) است. شکل ۴ ب نیز نوع دیگری از تابع موجک با نیم نوسان (پایین - بالا - پایین - بالا) را نشان می‌دهد. حاصل جمع توابع منطقی وزن دار و تأخیردار برای SLOG₂ نیز به صورت رابطه‌ی ۱۰ بیان می‌شود:

$$h_{SLOG_2}(t) = \frac{3}{1+e^{-t+1}} - \frac{3}{1+e^{-t+1}} - \frac{1}{1+e^{-t-2}} + \frac{1}{1+e^{-t-2}} \quad (10)$$

به‌طور مشابه تمامی اعضای مربوط به مجموعه‌ی فرم موجک‌های SLOG به همراه نیم نوسان‌ها به این ترتیب می‌توانند ایجاد شوند.^[۲۱]

۵. شبکه‌ی ویونت

۱.۵. تنظیم شرایط آغازین برای شبکه‌های ویونت

به‌علت آنکه موجک‌ها توابعی هستند که به سرعت به صفر میل می‌کنند:

- در صورتی که پارامتر تأخیر یک موجک بسیار کوچک در نظر گرفته شود، ممکن است بیش از حد به صورت محلی عمل کند.
- در صورتی که پارامتر انتقال یک موجک به صورت نامتناسب انتخاب شود، این امکان وجود دارد که خارج از محدوده‌ی مورد نظر وارد عمل شود.

بنابراین اختیاری کردن تصادفی مقادیر ضرایب انتقال و تأخیر به دور از منطق است. در این نوشتار، یک شیوه‌ی اکتشافی مناسب و در عین حال ساده برای دستیابی به ضرایب یادشده به‌کار گرفته شده است. این شیوه، دامنه‌ی داده‌های ورودی را مورد توجه قرار می‌دهد. با در نظر گرفتن بازه‌ی $[p_k, q_k]$ که شامل مقادیر k آمین مؤلفه‌ی بردارهای ورودی است، مرکز تابع موجک z در مرکز متوازی‌السطوح تعریف شده‌ی $\{[p_k, q_k]\}$ با فاصله‌ی N_i است. برای k آمین داده‌ی ورودی می‌توان رابطه‌های ۱۱ و ۱۲ را نوشت:

$$a_{jk} = \frac{1}{2}(p_k - q_k) \quad (11)$$

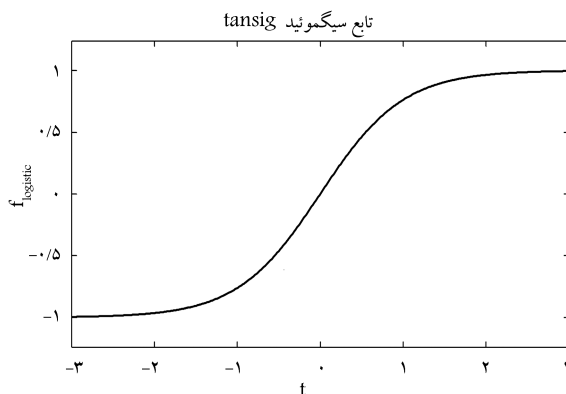
$$b_{jk} = \frac{1}{4}(p_k + q_k) \quad (12)$$

که در آن‌ها، a_{jk} و b_{jk} به ترتیب پارامترهای تأخیر و انتقال موجک z هستند. این ضرایب، تضمین‌کننده‌ی آن هستند که گستره‌ی موجک در شرایط آغازین شبکه بر سرتاسر دامنه‌ی داده‌های ورودی قرار بگیرد.^[۲۲]

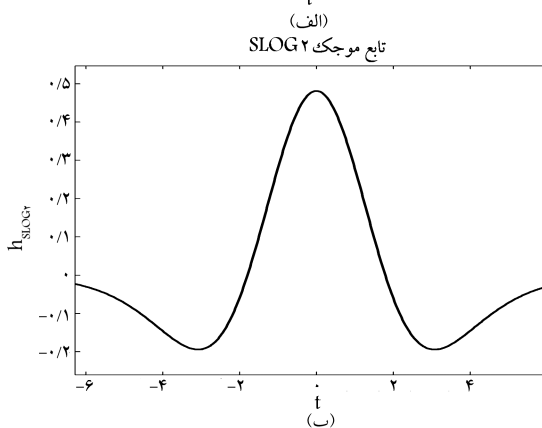
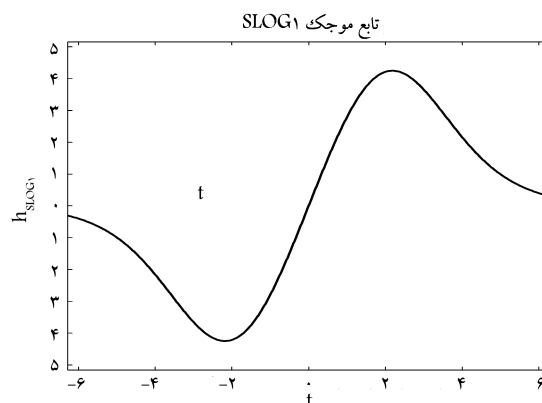
با توجه به مطالب عنوان‌شده در مورد چگونگی دستیابی به مقادیر مناسب پارامترهای مقیاس و انتقال، فرمول تابع فرزند مربوط به یکی از انواع موجک‌ها با عنوان SLOG₁ که به‌علت کارایی بالا نسبت به سایر موجک‌ها به‌عنوان موجک منتخب در این تحقیق مدنظر است، به قرار رابطه‌ی ۱۳ است:

$$h_{a,b}(t) = \frac{1.5811}{1+e^{-2.58t+1}} - \frac{3}{1+e^{-2.58t+2}} - \frac{1}{1+e^{-2.58t-2}} + \frac{1}{1+e^{-2.58t-1}} \quad (13)$$

شکل ۲، نمایشی از چگونگی رفتار این توابع را بیان می‌دارد.

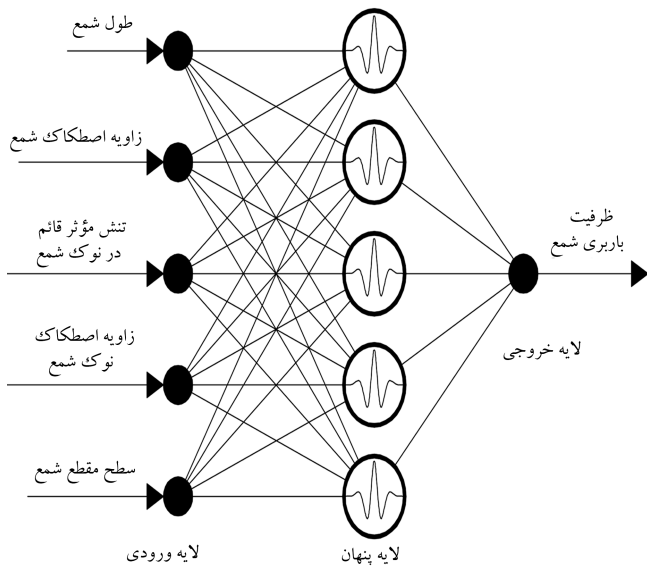


شکل ۳. نمایشی از یک تابع سیگموئید منطقی.



شکل ۴. نمایشی از موجک‌های SLOG.

داده‌اند. تئوری محققان بر این اساس استوار است که شبکه‌های عصبی پیشخورد با توابع سیگموئیدال به‌همراه یک لایه‌ی پنهان می‌توانند هر تابع $f \in R^2$ را به بهترین صورت تقریب بزنند. به‌طور طبیعی ایجاد یک سیگنال از مقادیر تبدیل‌یافته‌ی آن وابسته به اندازه و درشتی شبکه (میزان نزدیکی فواصل در فضاها‌ی داخلی شبکه) است. یک شبکه با ساختار ریز به‌سادگی ایجاد می‌شود، اما یک سری بدهیات اضافی را به‌همراه خواهد داشت. متقابلاً درشت بودن ساختار شبکه، طبیعتاً منجر به از دست رفتن پاره‌ی از اطلاعات خواهد شد. هدف اصلی دستیابی به مجموعه‌ی از موجک‌ها با پارامترهای گسسته است، به‌گونه‌ی که این مجموعه بدون حشوهای^{۱۰} و در حالت ساده و کمین^{۱۱} ارائه شوند. این نوع توابع به اصطلاح موجک‌های نسبت سلبی^{۱۲} و چنین مجموعه‌های کاملی به اصطلاح فرم^{۱۳} نامگذاری می‌شوند. شکل ۴ الف، نمایش‌دهنده‌ی اولین موجک SLOG مادر است که با جمع توابع



شکل ۵. شکل شماتیک ساختار شبکه‌ی ویونت به همراه پارامترهای مؤثر برای تخمین ظرفیت باربری شمع.

در غیر این صورت مراحل قبل تا دستیابی به مطلوب‌ترین حالت در دستور کار قرار می‌گیرند.^[۲۴]

۶. نتایج و بحث

به منظور ساخت شبکه، ابتدا پارامترهای مؤثر بر ظرفیت باربری شمع در خاک‌های غیرچسبیده از منابع معتبر علمی و آزمایش‌های صحرائی انجام گرفته شده استخراج شد.^[۲۵] پنج پارامتر مؤثر ورودی برای شبکه عبارتند از: زاویه اصطکاک شمع، زاویه اصطکاک نوک شمع، تنش مؤثر قائم در نوک شمع، طول شمع و سطح مقطع شمع. محدوده‌ی پارامترهای ورودی و خروجی به کار گرفته شده در این تحقیق در جدول ۱ آورده شده است. برای ساخت شبکه پس از انتخاب پارامترهای مؤثر ورودی و خروجی، گام بعدی انتخاب تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌ها در این

۲.۵. طراحی شبکه‌های ویونت

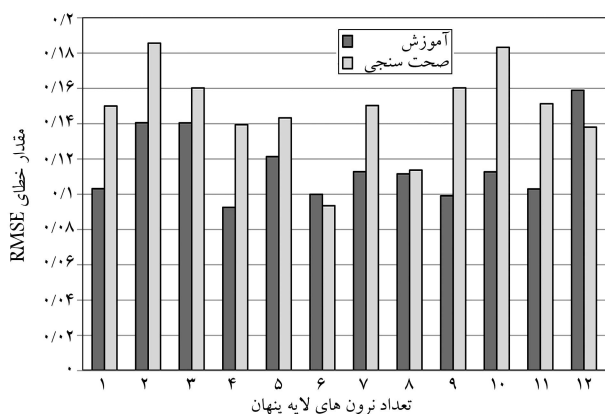
تلفیق تئوری تبدیل موجک با مفهوم اصلی شبکه‌های عصبی منجر به شکل‌گیری شبکه‌ی با عنوان شبکه‌ی عصبی موجکی و در حالتی خاص ویونت می‌شود که به کارگیری آن در واقع به عنوان جایگزین مناسب در شبکه‌های عصبی پیشخورد جهت تخمین و تقریب توابع غیرخطی اختیاری پیشنهاد می‌شود.

در شبکه‌های استاندارد پیشخورد تابع فعال‌ساز نرون لایه‌ی پنهان یک تابع سیگموئید است. حال آنکه شبکه‌های عصبی موجک تابع موجک را به عنوان تابع فعال‌ساز نرون‌های لایه‌ی پنهان از شبکه‌ی پیشخورد استفاده می‌کنند. در این شبکه‌ها هر دو پارامتر انتقال و تأخیر موجک‌ها در کنار وزن‌هایشان بهینه می‌شوند. این در حالی است که در رویکردی خاص از ساخت این نوع شبکه‌ها با عنوان ویونت پارامترهای انتقال و تأخیر ثابت می‌ماند و فقط وزن‌ها هستند که بهینه می‌شوند. در این نوشتار، به منظور افزایش کارایی شبکه و با در نظر گرفتن رویکرد عنوان شده برای طراحی شبکه، موجک فرزند SLOG^۱ مطابق رابطه‌ی ۱۳ جایگزین تابع سیگموئید خواهد شد.^[۲۴] شکل ۵، نمونه‌ی از ساختار شبکه‌ی ویونت را نمایش می‌دهد. گام‌های مهم در طراحی، آموزش، و صحت‌سنجی شبکه‌ی ویونت به این قرارند:

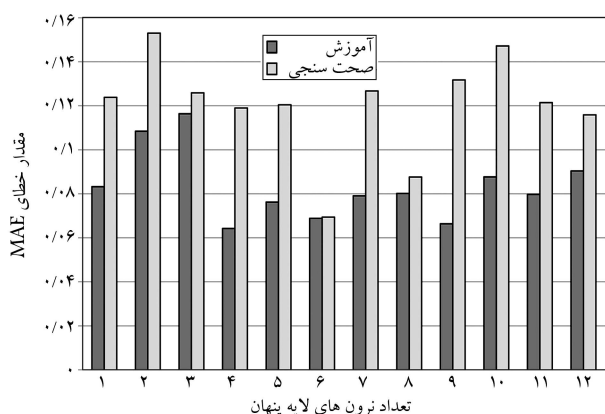
۱. داده‌های ورودی در دسترس به دو قسمت تقسیم می‌شوند: داده‌های قسمت اول برای آموزش شبکه و داده‌های قسمت دوم به منظور صحت‌سنجی استفاده می‌شوند؛
۲. موجک‌های مادر با احراز شرایط یاد شده پس از اعمال ضرایب انتقال و تأخیر مناسب به موجک‌های فرزند تبدیل می‌شوند؛
۳. توابع فعال‌سازی سیگموئید نرون‌های لایه‌ی پنهان شبکه‌ی عصبی پیشخورد، با انواع موجک‌های فرزند جایگزین می‌شوند؛
۴. شبکه‌ی ویونت حاصله با استفاده از مجموعه‌ی داده‌های مربوط به آموزش شبکه، آموزش داده می‌شوند؛
۵. کارایی کلی شبکه‌ی ویونت با بررسی نحوه‌ی پیش‌بینی داده‌های مربوط به صحت‌سنجی ارزیابی می‌شوند؛
۶. با رضایت‌بخش بودن کارایی کلی شبکه، مرحله‌ی آموزش شبکه پایان می‌پذیرد.

جدول ۱. محدوده‌ی پارامترهای ورودی و خروجی شبکه‌ها.

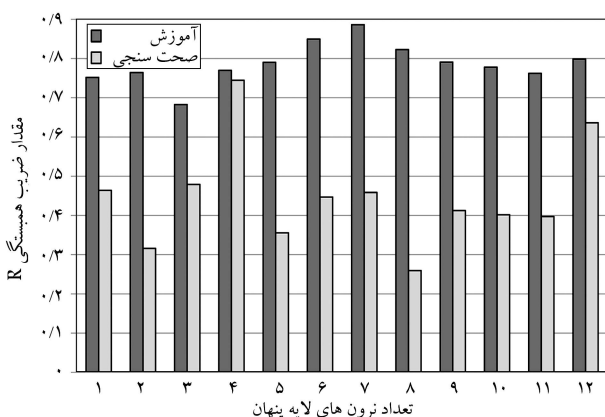
داده‌های آموزشی ۴۵ (مجموعه داده)			داده‌های تستی ۱۴ (مجموعه داده)			پارامترهای مؤثر	
کمینه	میانگین	بیشینه	کمینه	میانگین	بیشینه		
۲۸	۳۴,۷۸۰۵	۳۹	۳۳	۳۵,۰۸۳۳	۳۸	زاویه اصطکاک شمع	
۳۱	۳۶,۰۴۸۸	۴۰	۳۴	۳۷,۲۲۲	۴۱	زاویه اصطکاک نوک شمع	
۴۶	۱۸۱,۱۹۵۱	۳۵۴	۳۸	۱۷۶,۰۵۵۶	۴۷۵	تنش مؤثر قائم در نوک شمع (kN/m)	پارامترهای ورودی
۵,۲	۱۷,۸۳۶۶	۳۴,۱	۳	۱۶,۷۰۵۶	۴۷,۲	طول شمع (m)	
۰,۰۰۶۱	۰,۱۱۵۴	۰,۶۵۶۸	۰,۱۰۵	۰,۱۷۷۸	۰,۲۹۱۷	سطح مقطع (m ^۲)	
۳	۱۸۲,۱,۷	۵۰۰۰	۷۱۲	۲۸۴۹,۶	۵۶۰۴	ظرفیت باربری کل شمع (kN/m)	پارامترهای خروجی



شکل ۷. مقایسه‌ی میزان خطای RMSE در شبکه‌های عصبی حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.



شکل ۸. مقایسه‌ی میزان خطای MAE در شبکه‌های عصبی حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.



شکل ۹. مقایسه‌ی میزان رابطه همبستگی φ در شبکه‌های ویونت حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.

می‌شود. بدین ترتیب با حصول مناسب‌ترین شبکه‌ی عصبی و ویونت جهت تخمین ظرفیت باربری شمعی برای خاک غیرچسبیده، کارایی شبکه‌ها ارزیابی می‌شود.

نتایج نهایی حاصل از ارزیابی نحوه‌ی عملکرد و مقایسه‌ی کارایی شبکه‌های عصبی و ویونت در جدول ۲ و شکل‌های ۱۲ تا ۱۴ نشان داده شده‌اند. شکل‌های

لایه‌هاست. کلاً ۱۲ شبکه‌ی عصبی مختلف و به‌طورمشابه ۱۲ شبکه‌ی ویونت در این تحقیق به‌کارگرفته شد. برای آموزش سریع شبکه و سادگی برای کاربرد عملی، برای کلیه‌ی شبکه‌ها یک لایه‌ی مخفی انتخاب شده است. تعداد نرون‌ها در لایه‌ی مخفی برای شبکه‌های عصبی و به‌طورمشابه برای ویونت، به‌ترتیب ۱ نرون برای شبکه‌ی اول و ۲ تا ۱۲ نرون برای شبکه‌های دوم تا دوازدهم انتخاب و نام‌گذاری شدند.

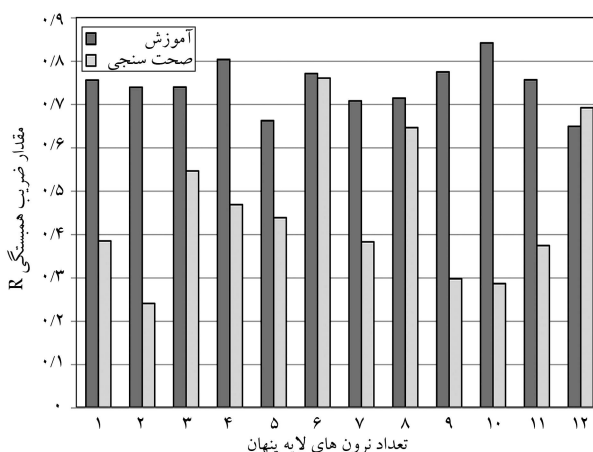
به‌منظور بررسی قابلیت شبکه‌ها، پارامترهای آماری جذر میانگین مربع خطا RMSE^{۱۴}، میانگین مطلق خطا MAE^{۱۵} و ضریب همبستگی φ ^{۱۶} از روابط ۱۴ الی ۱۶ به‌دست می‌آیند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{N}} \quad (14)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N |t_k - y_k| \quad (15)$$

$$\varphi^2 = 1 - \frac{\sum_{k=1}^N (t_k - y_k)^2}{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)^2} \quad (16)$$

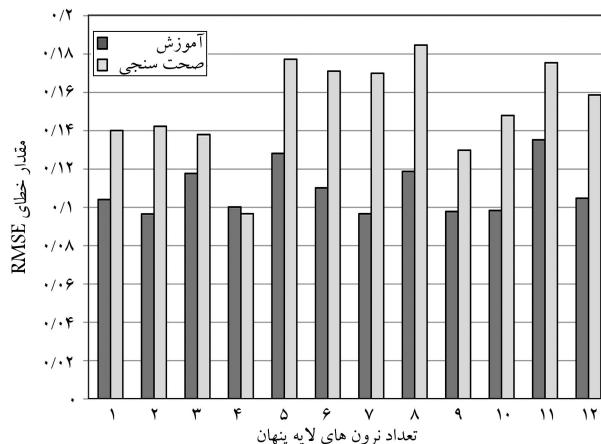
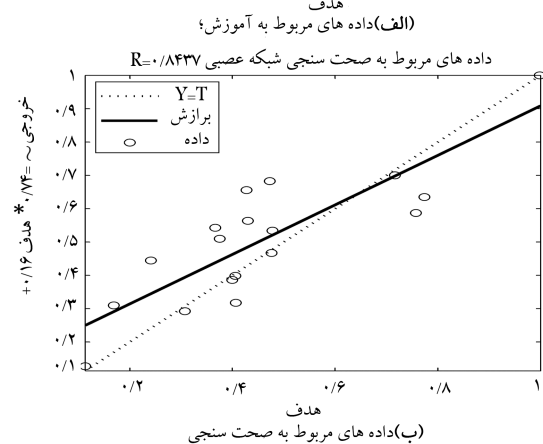
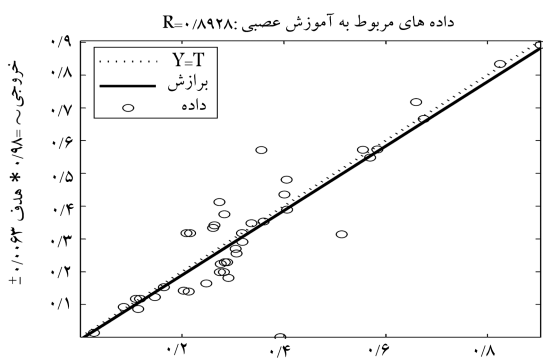
که در این روابط، t_k خروجی هدف، y_k خروجی حاصل از شبکه، \bar{t}_k میانگین خروجی هدف و N تعداد زوج‌های آموزشی است. نمودارهای ارائه‌شده در شکل‌های ۶ تا ۸ مقایسه‌ی از میزان رابطه‌ی همبستگی φ ، میزان خطاهای RMSE و MAE انواع شبکه‌های عصبی و شکل‌های ۹ تا ۱۱ مربوط به انواع شبکه‌های ویونت حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت را نشان می‌دهند. مطابق شکل ۶، بیشینه‌ی مقدار پارامتر φ به‌عنوان ضریب همبستگی برای شبکه‌های عصبی در ششمین شبکه با تعداد ۶ نرون در لایه‌ی مخفی مشاهده می‌شود که متعاقباً مطابق شکل‌های ۷ و ۸ مقادیر خطاهای RMSE و MAE برای شبکه‌ی عصبی موردنظر با ۶ نرون کمترین مقادیر خطا را به خود اختصاص می‌دهند. به همین منوال با توجه به نمودارهای ارائه‌شده در شکل‌های ۹ تا ۱۱ برای شبکه‌های ویونت نیز بیشینه‌ی مقدار پارامتر φ و کمینه‌ی مقادیر خطاهای RMSE و MAE در شبکه‌ی چهارم با ۴ نرون در لایه‌ی مخفی مشاهده



شکل ۱۰. مقایسه‌ی میزان ضریب همبستگی φ در شبکه‌های عصبی حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.

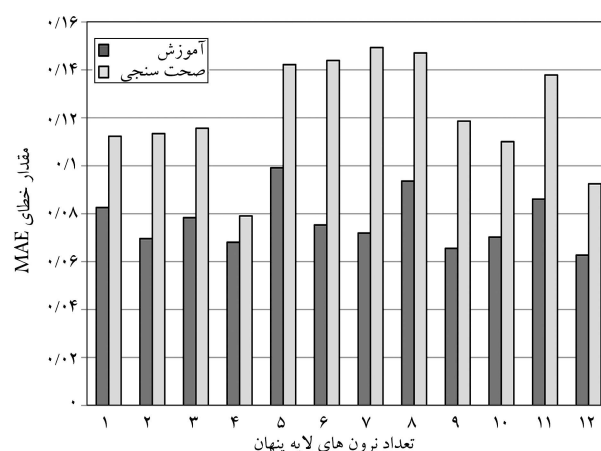
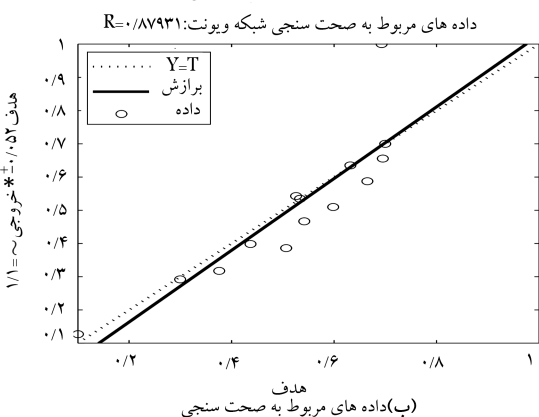
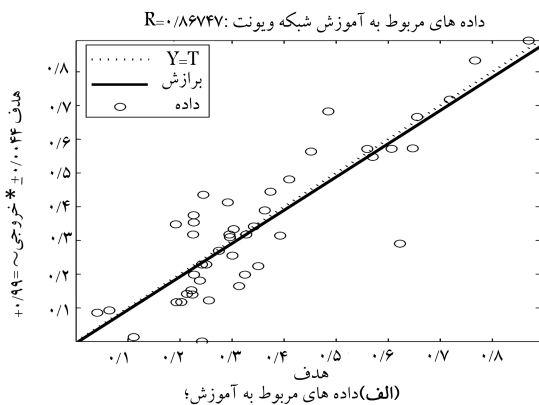
جدول ۲. نتایج به دست آمده از شبکه‌های عصبی استاندارد و ویونت.

شبه‌گهی استفاده شده	MAE	RMSE	φ
شبکه‌ی عصبی	۰٫۰۹۶۲	۰٫۱۰۹۵	TRAIN
	۰٫۰۷۵۳۹	۰٫۱۲۵۷	TEST
شبکه‌ی ویونت	۰٫۰۷۸۹	۰٫۱۰۴۸	TRAIN
	۰٫۰۸۸۳۴	۰٫۰۹۸۵	TEST



شکل ۱۲. رگرسیون خطی مابین داده‌های حاصل از پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی نسبت به داده‌های آزمایشگاهی در پیش‌بینی ظرفیت باربری کل شمع.

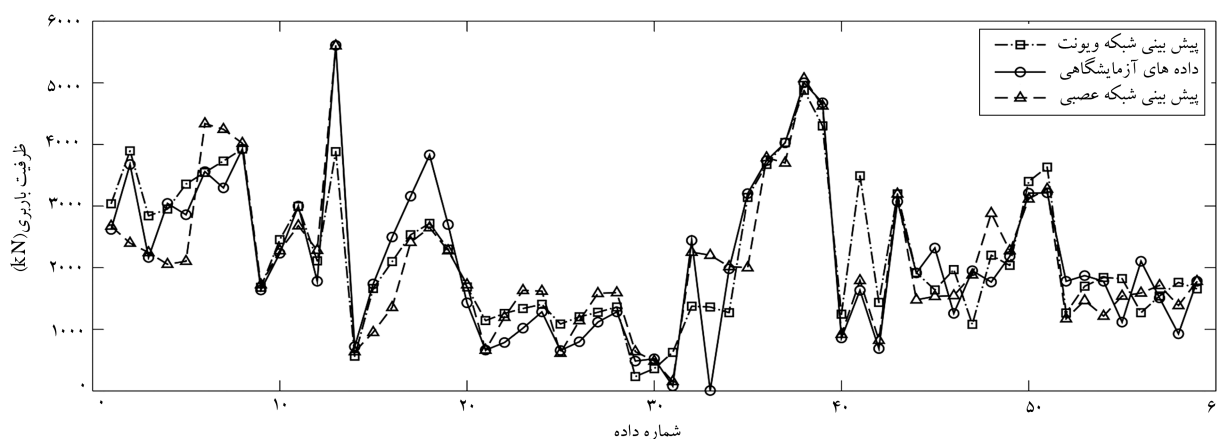
شکل ۱۰. مقایسه‌ی میزان خطای RMSE در شبکه‌های ویونت حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.



شکل ۱۱. مقایسه‌ی میزان خطای MAE در شبکه‌های ویونت حاصل از انتخاب نرون‌های متفاوت.

شکل ۱۳. رگرسیون خطی مابین داده‌های حاصل از پیش‌بینی شبکه‌ی ویونت نسبت به داده‌های آزمایشگاهی در پیش‌بینی ظرفیت باربری کل شمع.

۱۲ و ۱۳ بیان‌گر رگرسیون مناسب خطی بین داده‌های آزمایشگاهی مربوط به ظرفیت باربری کل شمع و مقادیر حاصل از پیش‌بینی شبکه‌ها هستند که هر کدام در دو بخش داده‌های آموزشی و داده‌های مربوط به صحت‌سنجی ارائه شده‌اند. با توجه به این اشکال چنین برداشت می‌شود که شبکه‌های آموزش داده‌شده به‌خوبی توانسته‌اند مقدار ظرفیت باربری شمع را برای خاک غیرچسبنده پیش‌بینی کنند که به‌دنبال آن در شکل ۱۴ اختلاف بسیار کم مقادیر حاصل از شبکه‌ها با مقادیر واقعی نیز کاملاً مشهود است.



شکل ۱۴. مقایسه‌ی داده‌های حاصل از پیش‌بینی شبکه‌ی عصبی و شبکه‌ی ویونت با داده‌های آزمایشگاهی در پیش‌بینی ظرفیت باربری کل شمع.

خطی و ضریب همبستگی از یک سو و کاهش مقادیر خطاهای جذر میانگین مربع خطا و میانگین مطابق خطا در شبکه‌ی ویونت نسبت به شبکه‌ی استاندارد عصبی از سوی دیگر حاکی از توانایی بالای شبکه‌ی ویونت نسبت به شبکه‌ی عصبی است. چنین برداشت می‌شود که شبکه‌ی ویونت پیشنهادی با ساختار پیشخورد با ۱ لایه‌ی پنهان و ۴ نرون به همراه تابع فعال‌ساز SLOG۱ به‌عنوان تابع جایگزین در لایه‌ی پنهان نسبت به سایر شبکه‌های ویونت و عصبی پیشخورد استاندارد عملکرد بهتری را داشته است.

۷. نتیجه‌گیری

مطابق نتایج حاصله، در قیاس با سایر روش‌های محاسباتی وقت‌گیر که نیاز به تعیین مشخصه‌های متعدد به‌واسطه‌ی انجام آزمایش‌های خاص دارند، شبکه‌های عصبی و انواع شبکه‌های ویونت می‌توانند به‌منظور تخمین ظرفیت باربری شمع‌های کوبیده‌شده در خاک‌های غیرجسبیده به‌کار گرفته شوند. با توجه به نتایج عددی ارائه‌شده در بخش مربوط به داده‌های صحت‌سنجی شبکه‌ها، افزایش مقادیر مربوط به رگرسیون

پانوشته‌ها

1. standard penetration test
2. cone penetration test
3. pressure meter test
4. Meyerhof
5. Tomlinson
6. back propagation
7. computer vision
8. superposed logistic functions (SLOG)
9. logistic function
10. nonredundant
11. minimal
12. affine wavelets
13. frames
14. root mean square error
15. mean absolute error
16. correlation relation

منابع (References)

1. Bowles, J.E. "Engineering properties of Soils and their measurements" 2nd Ed, 2, New York: McGraw-Hill (1978).
2. Braja, M.Das. "Advanced soil mechanics", McGraw-Hill (1997).
3. Goh, A.T.C. "Nonlinear modelling in geotechnical engineering using neural networks", *Australian Civil Engineering Transactions*, **36**(4), pp. 293-297 (1994a).
4. Goh, A.T.C. "Empirical design in geotechnics using neural networks", *Geotechnique*, **45**(4), pp. 709-714 (1995b).
5. Goh, A.T.C. "Back-propagation neural networks for modeling complex systems", *Journal of Artificial Intelligence in Engineering*, **9**, pp. 143-151 (1995a).
6. Goh, A.T.C. "Pile driving records reanalyzed using neural networks", *Journal of Geotech. Engineering, ASCE*, **122**(6), pp. 492-495 (1996b).
7. Lee, I.M. and Lee, J.H. "Prediction of pile capacity using artificial neural networks", *Comp and Geotech*, **18**(3), pp. 189-200 (1996).
8. Abukiefa, M.A. "General regression neural networks for driven piles in cohesionless soils", *Journal of Geotechnical and Geoinvironmental Engineering, ASCE*, **124**(12), pp. 1177-1185 (1998).
9. Teh, C.I.; Wong, K.S.; Goh, A.T.C. and Jaritngam, S. "Prediction of pile capacity using neural networks", *Journal Comput Civil Engineering, ASCE*, **11**(2), pp. 129-138 (1997).

10. Oussar, Y.; Rivals, I.; Personnaz, L. and Dreyfus, G. "Training wavelet networks for nonlinear dynamic input-output modeling", *Journal of Neuro computing*, **20**, pp. 173-188 (1998).
11. Avci, E.; Turkoglu, I. and Poyraz, M. "Intelligent target recognition based on wavelet packet neural network", *Journal of Expert System with Applications*, **29**(1), pp. 175-182 (2005).
12. Chen, Y.; Yang, B. and Dong, J. "Time-series prediction using a local linear wavelet neural network", *Journal of Neurocomputing*, **69**, pp. 449-465 (2006).
13. Banakar, A. and Azeem, M.F. "Artificial wavelet neural network and its application in neuro-fuzzy models", *Journal of Applied Soft Computing*, **8**, pp. 1463-1485 (2008).
14. Han, M. and Yin, J. "The hidden neurons selection of the wavelet networks using support vector machines and ridge regression", *Journal of Neurocomputing*, **72**, pp. 471-479 (2008).
15. Avci, E. and Avci, d. "The performance comparison of discrete wavelet neural network and discrete wavelet adaptive network based fuzzy inference system for digital modulation recognition", *Journal of Expert System with Applications*, **35**, pp. 90-101 (2008).
16. Biswal, B.; Dash, P.K.; Panigrahi, B.K. and Reddy, J.B.V. "Power signal classification using dynamic wavelet network", *Journal of Applied Soft Computing*, **9**, pp. 118-125 (2009).
17. Zhang, Z. "Iterative algorithm of wavelet networks learning from non uniform data", *Journal of Neuro Computing*, **72**, pp. 2979-2999 (2009).
18. Pelletier, J.H.; Murff, J.D. and Young, A.C. "Historical development and assessment of the current API design methods for axially loaded pipes", *Proceedings of the Offshore Technology Conference, OTC 7157*, pp. 253-421 (1993).
19. Adeli, H. "Neural network in civil engineering", *Comp-Aided Civil & Infrastructures Engineering Journal*, **6**, pp. 126-142 (2001).
20. Fausett, L.V., *Fundamentals Neural Networks: Architecture, Algorithms, and Applications*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, N.J. (1994).
21. Lekutai, G., *Adaptive Self-Tuning Neuro Wavelet Network Controllers*, Blacksburg, Virginia (1997).
22. Oussar, Y. and Dreyfus, G. "Initialization by selection for wavelet network training", *Neurocomputing*, pp. 131-143 (2000).
23. Thuillard, M. "A review of wavelet networks, wavenet, fuzzy wavenets and their applications", *ESIT, Aachen, Germany*, pp. 5-16 (2000).
24. Gholizadeh, S.; Salajegheh, E. and Torkzadeh, P. "Structural optimization with frequency constraints by genetic algorithm using wavelet radial basis function neural network", *Journal of Sound and Vibration*, **312**, pp. 316-331 (2008).
25. Darrag, a.a., *Capacity of Driven Piles in Cohesionless Soils Including Residual Stresses*, PhD Thesis Purdue Uni., West Lafayette, Ind. (1987).

مطالعه‌ی آزمایشگاهی و تحلیلی سیستم مهاربندی همگرای مرکب با پانل برشی فولادی

مسعود خزایی پول* (کارشناسی ارشد)

عرفان علوی (دکتری)

فریبرز ناطقی الهی (استاد)

پژوهشگاه بین‌المللی زلزله‌شناسی و مهندسی زلزله

مهندسی عمران: شریف
دوری ۲-۲۸، شماره ۴، ص. ۱۴۷-۱۵۴، (پادداشت نشانی)

تحقیقات گذشته نشان داده است که ورق‌های نازک فولادی در برش عملکرد مطلوبی دارند که با توجه به این ویژگی، از این مکانیزم در سیستم‌های مقاوم جانبی مانند دیوار برشی فولادی استفاده می‌شود. در این مطالعه، برای بهبود عملکرد لرزه‌ی قاب‌های مهاربندی همگرا از پانل برشی فولادی استفاده شده است. از این رو، یک سیستم ترکیبی توسعه داده شده و رفتار غیرخطی آن به صورت تحلیلی و آزمایشگاهی بررسی شده است. در این مطالعه‌ی آزمایشگاهی، یک مدل پانل برشی یک طبقه با اتصال مفصلی اعضای مرزی در ۴ گوشه‌ی قاب و همچنین اتصال پیچی اعضای مرزی به ورق پرکننده انتخاب شده است. نمونه‌ی مورد بررسی تحت بارگذاری شبه‌استاتیکی سیکلی در امتداد قطری قرار گرفت. نتایج حاصل از این آزمایش نشان‌دهنده‌ی عملکرد لرزه‌ی مطلوب سیستم، جذب انرژی مناسب، و رفتار پایدار در نواحی غیرخطی است. تحلیل اجزای محدود نمونه‌ی آزمایشگاهی انجام و نتایج آن ارائه و انطباق خوبی بین نتایج تحلیلی و آزمایشگاهی مشاهده شده است.

واژگان کلیدی: مطالعه‌ی آزمایشگاهی، پانل برشی فولادی، هیستریزس، تحلیل غیرخطی، مهاربند همگرا.

m.khazaei.poul@gmail.com

e.alavi@iiees.ac.ir

nat.eghi@iiees.ac.ir

۱. مقدمه

به دلیل اینکه طراحی سازه‌ها به صورت کشسان غیراقتصادی است، سازه‌ها طوری طراحی می‌شوند که تحت بارهای لرزه‌ی متوسط تا شدید، وارد ناحیه‌ی غیرکشسان شوند تا بخشی از انرژی تحریک ورودی را سختی و مقاومت سازه، و بخشی دیگر را تغییر مکان‌های غیرکشسان سازه تحمل کند. در این نوع طراحی بعد از زلزله‌های شدید، خسارات شدیدی به اعضای اصلی سازه وارد می‌شود؛ به طوری که بعد از زلزله قابلیت بهره‌برداری از سازه ممکن نیست و یا این امر با هزینه‌های بسیار زیادی که غیراقتصادی است، امکان‌پذیر می‌شود. برای کاهش خسارات وارده به سازه‌ی اصلی، در دهه‌های گذشته تحقیقات زیادی بر روی نوعی میراگرهای صفحه‌ی فلزی (عناصر قربانی) انجام شده است تا به وسیله‌ی این المان‌ها بخش زیادی از انرژی تحریک ورودی را مستهلک کنند. بعد از زلزله این نوع فیوزها به آسانی و کمترین هزینه و زمان ممکن قابل تعویض هستند. از این المان‌ها به گونه‌های مختلفی می‌توان استفاده کرد. این المان‌ها به صورت دیوارهای برشی فولادی با تنش تسلیم پایین، دیوارهای برشی ستونی که بخشی از دهانه را پوشش می‌دهند و همچنین سیستم‌های مهاربندی مرکب با پانل‌های فلزی در سازه‌ها استفاده می‌شود. در سال ۱۹۹۶ به صورت آزمایشگاهی به بررسی رفتار چرخه‌ی دیوار برشی از جنس فولاد با تنش جاری شدن پایین،

* نویسنده مسئول

تاریخ: دریافت ۱۰/۲۷/۱۳۸۹، اصلاحیه ۱۲/۱۶/۱۳۸۹، پذیرش ۳/۲۴/۱۳۹۰.