

تخمین بیشینه نشست سطح زمین در اثر احداث تونل با رویکردهای شبکه عصبی و شبکه عصبی موجکی (ویونت)

سعید ملاجویادی^۱، افشین پورتقی^۲، هوشنگ کاتبی*^۳ و محمدعلی لطف‌اللهی یقین^۴

^۱ کارشناس ارشد مکانیک خاک و پی، دانشگاه تبریز

^۲ باشگاه پژوهشگران جوان واحد اردبیل

^۳ استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

^۴ استاد دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

چکیده

برداشت توده عظیمی از خاک و سنگ در هنگام حفاری تونل، باعث ایجاد تغییرات در وضعیت تنش زمین اطراف و به تبع آن ایجاد نشست در سطح زمین می‌شود. بنابر این برای جلوگیری از خسارات احتمالی در سازه‌های مجاور، بایستی قبل از احداث تونل میزان نشست‌ها ارزیابی و بررسی شود. تعداد زیاد عوامل مؤثر در نشست و همچنین طول نسبتاً زیاد مسیر حفاری، حجم زیادی از مطالعات و محاسبات را می‌طلبد. در چنین مواردی مدل‌های جعبه سیاه به دلیل عملکرد مستقل در مقابله با پارامترهای فیزیکی و روابط حاکم بین آن‌ها، می‌تواند به عنوان ابزاری قدرتمند جهت تخمین نشست عمل نماید. در این مقاله، بررسی‌ها روی داده‌های اندازه‌گیری شده پروژه متروی بانکوک انجام گرفته است. ابتدا پارامترها دسته‌بندی شده و جداگانه بررسی شدند. سپس داده‌های ورودی مؤثر جهت آموزش شبکه تعیین گردید. بعد از آن برای ایجاد شبکه و بولت، توابع سیگموئیدی لایه پنهان شبکه عصبی پیش‌خورد با توابع موجک جایگزین شدند. شبکه‌ها آموزش داده شده و پارامترهای قابلیت شبکه تعیین گردید. تحلیل نتایج به دست آمده، حاکی از عملکرد خوب و دقت بالا و قابل قبول تخمین شبکه‌ها است. مقایسه نتایج دو شبکه با یکدیگر نشان می‌دهد که شبکه ویونت دارای دقت بیشتری نسبت به شبکه عصبی است.

واژگان کلیدی: نشست سطحی زمین، مدل‌های جعبه سیاه، شبکه عصبی، شبکه عصبی موجکی، ویونت.

۱- مقدمه

مسائل را پاسخ‌گو باشند. در سال ۱۹۸۲ هافیلد با ارائه نتایج کار خود، رابطه بین سیستم‌های فیزیکی و شبکه‌های عصبی بازگشت کننده خود شرکت‌پذیر^۱ را نشان داد. بعد از آن تحقیقات در زمینه شبکه عصبی با سرعت بیشتری ادامه یافت [۱].

She و همکاران [۲] در سال ۱۹۹۸، یک شبکه عصبی پس انتشار را برای پیش‌بینی نشست تونل‌ها ارائه کردند. در این مدل، آن‌ها برای آموزش و تست شبکه از داده‌های تونل ۶/۵ کیلومتری برازیلیا^۲ استفاده کردند. آن‌ها در این بررسی از فاکتورهای زیادی مثل فاصله حفاری از محل شفت ورودی، عمق خاک پوششی بالای تاج تونل، مساحت سطح مقطع تونل، عمق سطح آب، سرعت پیشروی حفاری و روش حفاری به عنوان ورودی مدل استفاده کردند.

Lee و Sterling [۳] در سال ۱۹۹۲ یک شبکه عصبی را جهت تعیین حالت‌های احتمالی شکست در حفاری‌های

با افزایش جمعیت شهرها میزان سفرهای داخلی نیز افزایش یافته است. برای پاسخ‌گویی به این میزان جابجایی ناگزیر به احداث قطارهای شهری هستیم. حفاری تونل‌های سطحی در مناطق با تراکم بالا نیاز به احتیاط بیشتری دارد تا از میزان خطرپذیری و تأثیرات آن روی سازه‌های مجاور کاسته شود. توانایی پیش‌بینی تأثیرات حفاری و به خصوص نشست ناشی از آن مهم‌ترین مرحله برای رسیدن به این هدف می‌باشد. روش‌های هوش مصنوعی ابزاری جدید برای تحلیل مسائل ژئوتکنیک است. وجود پارامترهای مختلف تأثیرگذار در میزان نشست سطح زمین باعث شده است که استفاده از روش‌های هوش مصنوعی پاسخ مناسب‌تری را به دست دهد. از جمله مهم‌ترین روش‌های هوش مصنوعی، می‌توان به شبکه‌های عصبی و شبکه‌های عصبی موجکی اشاره کرد.

در طول دهه ۱۹۷۰ پیشرفت در زمینه شبکه‌های عصبی خیلی محدود بود و مدل‌های این زمان قادر نبودند خیلی از

1- Auto-Associative

2- Brasilia

۲-۲- شرایط زمین‌شناختی

نوع خاک تونل در دو پارامتر به شبکه اعمال می‌شود: ۱- نوع خاک در اطراف تاج تونل، ۲- نوع خاک در اطراف کف تونل. سطح آب از کف تونل نیز به عنوان یک پارامتر زمین‌شناختی در نظر گرفته شده است.

۲-۳- پارامترهای مربوط به عملکرد سپر

۲-۳-۱- فشار سینه کار^۱

یک سپر فشار تعادلی زمین^۲ با کنترل میزان انتقال خاک حفاری شده از سینه کار توسط نقاله مارپیچی عمل می‌کند. در این نوع سپرها محافظت سینه سپر توسط خاک حفاری شده تحت یک فشار کنترل شده انجام می‌شود. فشار سینه کار در طول عملیات حفاری به عنوان یک پارامتر اصلی کنترل به کار برده می‌شود. بنابر این نقش تعیین کننده‌ای را در پایداری حفاری و به حداقل رساندن نشست‌ها ایفا می‌کند. فشار سینه کار را می‌توان با نصب ابزار فشار سنخ داخل اتاق حفاری اندازه‌گیری کرد (شکل (۲)).

بر پایه اصول تونل‌سازی سپری EPB، فشار سینه کار یکی از مهمترین پارامترهایی است که مستقیماً روی میزان نشست سطح زمین تأثیر می‌گذارد. عموماً اعمال فشار سینه کم باعث ایجاد نشست‌های بزرگ می‌شود. به عبارت دیگر، هر چقدر فشار سینه کار بالاتر باشد، نشست‌های کوچکتری مشاهده خواهد شد. اما در مواردی که فشار سینه کار خیلی زیاد باشد، احتمال بالازدگی سطح زمین وجود دارد (شکل (۳-الف)).

۲-۳-۲- سرعت نفوذ^۳

سرعت نفوذ به عنوان یک عامل تأثیرگذار روی نشست سطح زمین محسوب می‌شود. سرعت نفوذ نشان دهنده سرعت حرکت سپر به طرف جلو می‌باشد. در عمل برای رسیدن به یک حالت تعادل فشار زمین، اپراتورهای سپر مجبور هستند که سرعت خروج ضایعات حفاری را طوری کنترل کنند که برابر با سرعت نفوذ باشد. اگر سرعت خروج در مقایسه با سرعت نفوذ خیلی بالا باشد، بدین معنی است که حجم خاک حفاری شده با سپر بیشتر از حجم جایگزین شده با پیش‌روی سپر است. در نتیجه این عدم تعادل، شل‌شدگی^۴ زمین انتظار می‌رود (شکل (۲)).

زیرزمینی بر حسب اطلاعات پروژه‌های قبلی پیشنهاد داد. او در این بررسی از اطلاعات به دست آمده توسط شبکه عصبی به عنوان یک ابزار برای طراحی تونل استفاده کرد. Moon و همکاران [۴] نیز از شبکه عصبی به عنوان یک سیستم هوشمند برای طراحی اولیه تونل استفاده کردند.

۲- پارامترهای تأثیرگذار روی نشست سطح زمین

براساس تحقیقات گذشته، پارامترهایی را که باعث نشست زمین می‌شوند، می‌توان در سه گروه اصلی طبقه‌بندی کرد:

۱- هندسه تونل

۲- شرایط زمین‌شناسی

۳- پارامترهای مربوط به عملکرد سپر

در جدول (۱) کلیه پارامترهای مربوط به این سه گروه آورده شده است. از داده‌های اندازه‌گیری شده این پارامترها به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده خواهد شد [۵].

۲-۱- هندسه تونل

قطر تونل جزو پارامترهای مهم و تأثیرگذار روی نشست سطح زمین می‌باشد، اما چون در اکثر پروژه‌ها قطر تونل ثابت است، بنابر این تأثیری در نتایج شبکه ما نخواهد داشت. تنها دو پارامتر عمق تونل و فاصله از شفت ورودی به شبکه وارد می‌شود (شکل (۱)).

جدول ۱- پارامترهای تأثیرگذار در نشست سطح زمین

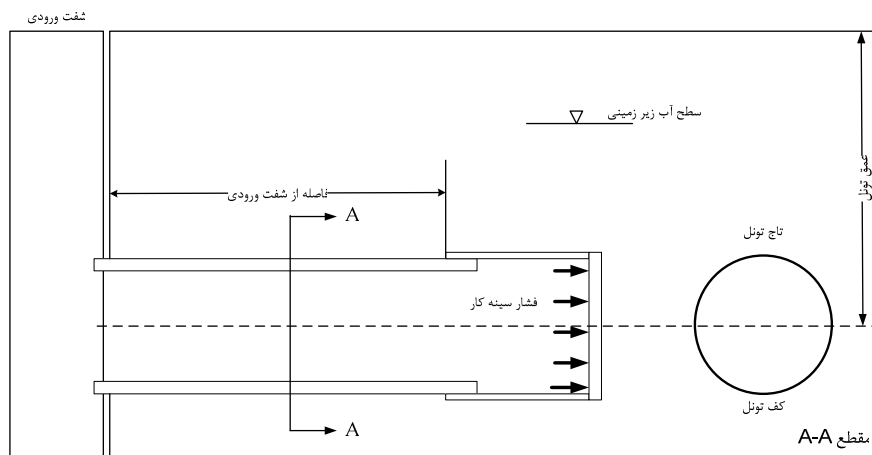
پارامترها	گروه
عمق تونل	هندسه تونل
فاصله از شفت ورودی	
نوع خاک در نیمه بالایی تونل	شرایط زمین‌شناختی
نوع خاک در نیمه پایینی تونل	
فاصله سطح آب زیرزمینی از کف تونل	پارامترهای مربوط به عملکرد سپر
فشار سینه کار	
سرعت نفوذ	
زاویه انحراف	
فشار تزریق در انتهای سپر	
درصد پرشدگی با دوغاب در تزریق انتهای سپر	

1- Face pressure

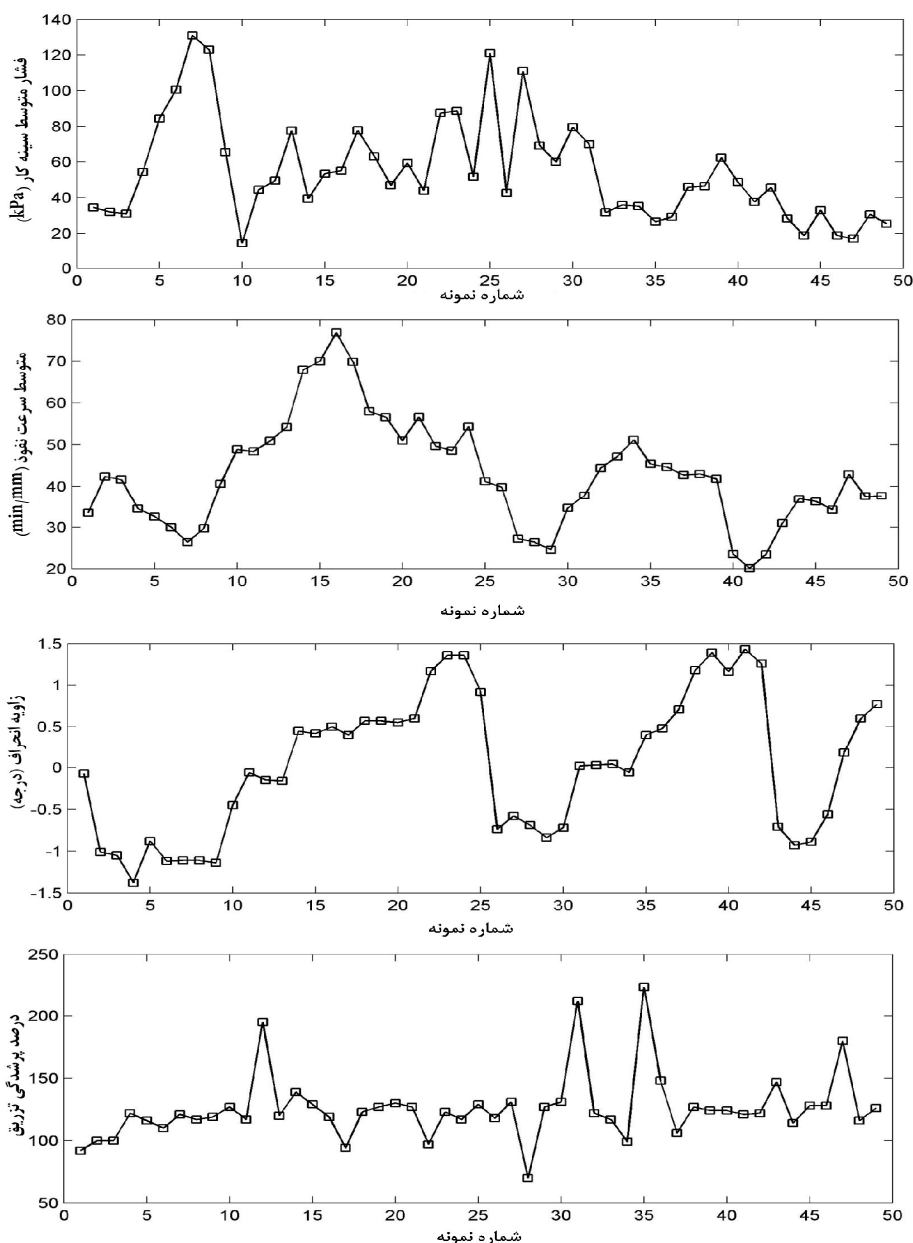
2- Earth pressure balance shield

3- Penetration rate

4- Ground loss

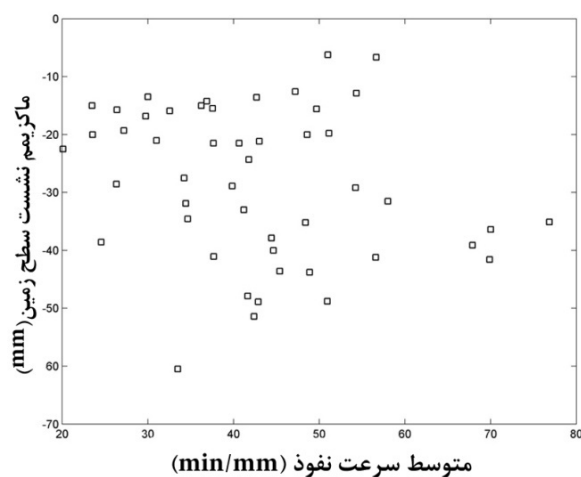


شکل ۱- پارامترهای هندسی تونل و زمین‌شناختی



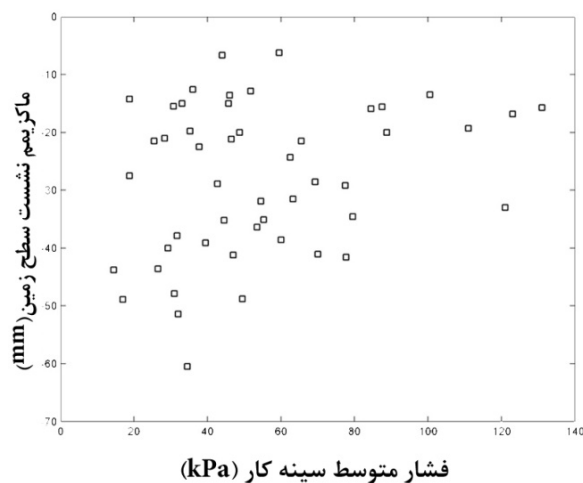
شکل ۲- نمودار داده‌های اندازه‌گیری شده پارامترهای مؤثر در نشست زمین

افزایش یابد، سرعت تخلیه گل نیز تا رسیدن به فشار سینه کار مطلوب افزایش می‌یابد. به طور کلی، همان‌طور که در شکل (۳-ب) دیده می‌شود، رابطه آشکار بین سرعت نفوذ و نشست سطح زمین وجود ندارد [۱].

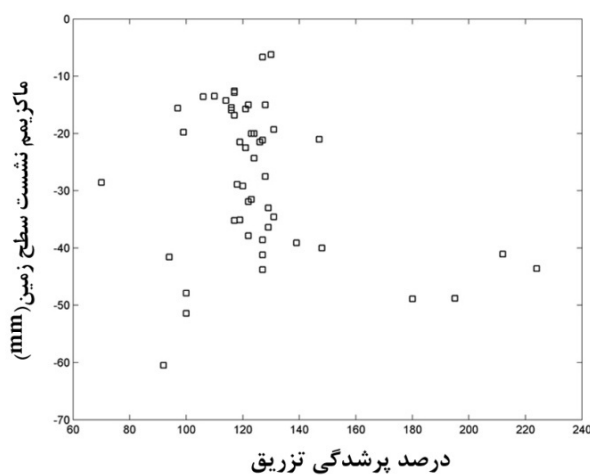


(ب)

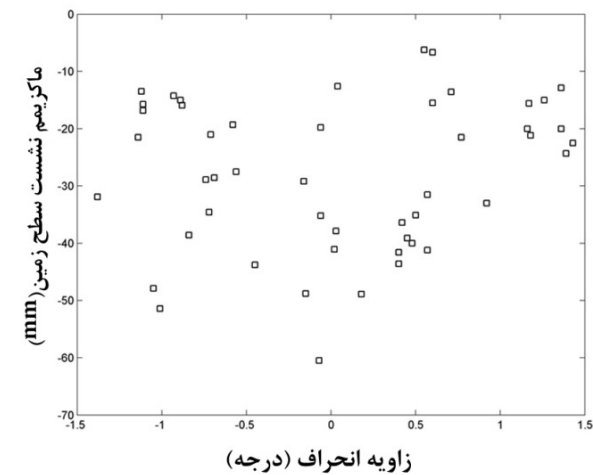
از طرف دیگر، اگر سرعت خروج در مقایسه با سرعت نفوذ خیلی پایین باشد، به این مفهوم است که حجم خاک حفاری شده کمتر از حجم جایگزین شده با پیشروی سپر می‌باشد. در نتیجه ممکن است در سپر یک فشار سینه بالا تولید شود. فاکتور خیلی مهم تأثیرگذار روی سرعت نفوذ، ظرفیت یا سرعت سیستم انتقال است. به ویژه اگر سرعت پیشروی سپر



(الف)



(د)



(ج)

شکل ۳- نمودار پارامترهای مؤثر در نشست زمین در مقابل پیشینه نشست سطح زمین

کمتر ایجاد می‌کند [۶]. وقتی سپر منحرف می‌شود، می‌تواند باعث نشست یا بالآمدگی زمین شود. مخصوصاً در زاویه‌های انحراف بالا ممکن است یک شکاف بزرگ ایجاد گردد و باعث حرکت زمین احاطه کننده به طرف سپر شود. اگرچه از جنبه تئوریک زاویه انحراف روی نشست سطح تأثیر می‌گذارد، اما

۲-۳-۳- زاویه انحراف^۱

به علت انحراف دستگاه از مسیر دقیق تعیین شده، میزان حجم حفاری شده افزایش می‌یابد. در یک زاویه انحراف ثابت یک سپر با طول بیشتر، شکاف بیشتری را نسبت به سپری با طول

1- Piching angle

۳- پیشینه تئوریک

Peck (۱۹۶۹) منحنی توزیع نشست در سطح زمین را با یک منحنی توزیع نرمال آماری (منحنی گوس) به صورت معادله زیر تخمین زد:

$$S(x) = S_{\max} \exp\left(-\frac{x^2}{2i}\right) \quad (1)$$

که در این رابطه، $S(x)$ نشست سطحی زمین در نقطه‌ای به فاصله x از محور تونل، S_{\max} حداکثر نشست سطح زمین روی محور تونل و پارامتر عرضی i فاصله نقطه عطف منحنی از محور تقارن است (شکل (۴)). ماکزیمم نشست سطحی را از رابطه زیر می‌توان به دست آورد:

$$S_{\max} = \frac{V_s}{2.5i} \quad (2)$$

که V_s حجم بالای منحنی نشست در واحد طول می‌باشد. Peck ارتباط مقدار i با نوع خاک و عمق نسبی تونل در پروژه‌های انجام یافته را در نمودارهایی خلاصه کرد و روابطی را مبتنی بر آن پیشنهاد نمود. از ساده‌ترین روابط مربوط به نقطه عطف می‌توان به موارد زیر اشاره نمود:

$$i = 0.25(R + Z_0) \quad (3)$$

که در این رابطه R شعاع تونل و Z_0 فاصله مرکز تونل از سطح زمین است [۷].

محققان دیگری نیز در این زمینه کار کرده و روابطی را برای پارامتر i پیشنهاد داده‌اند. از جمله Lee و همکاران (۱۹۹۹) بر اساس نتایج به دست آمده از ۱۲ آزمون مدل‌سازی شده در دستگاه سانتریفیوژ، رابطه تجربی زیر را ارائه کردند [۴]:

$$\frac{2i}{D} = 0.56\left(\frac{Z}{D}\right) + 1 \quad (4)$$

همان‌طور که از شکل (۳-ج) معلوم است، هیچ رابطه مشخصی بین زاویه انحراف و نشست سطح دیده نمی‌شود [۵].

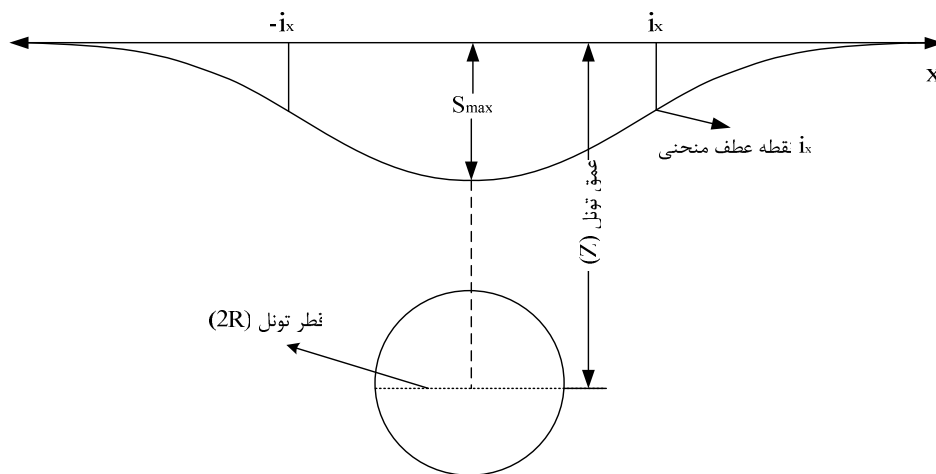
۲-۳-۴- تزریق فضای خالی در انتهای سپر^۱

وقتی که پوشش در پشت سپر نصب می‌شود، یک شکاف بین لایه خارجی پوشش نصب شده و خاک نگهداری نشده بالای آن وجود خواهد داشت. این شکاف باعث می‌شود خاک نگهداری نشده بالا جا به جا شده و به طور نامناسبی این فضای خالی را پرکند. برای جلوگیری از این کار در پشت سپر تزریق انجام می‌گیرد. کیفیت تزریق در پشت سپر یکی از عوامل تأثیرگذار در میزان نشست سطح زمین است [۶]. معیار دیگر برای کنترل عملکرد تزریق درصد پرشدگی دوغاب^۲ می‌باشد، که بایستی مقدار آن بیشتر از فضای خالی تئوریک باشد. عملیات تونل‌سازی با فشار و درصد پرشدگی بالا می‌تواند به طور قابل ملاحظه‌ای نشست بعد از عبور سپر را کاهش دهد.

در این پروژه برای برخی از قسمت‌های تونل‌سازی کنترل خودکار تزریق اعمال شده است، به این صورت که فشار تزریق و درصد پرشدگی در طول حفاری روی یک مقدار ثابت تنظیم می‌گردد. همان‌طور که در شکل (۳-د) نشان داده شده، با وجود این که فشار تزریق ثابت نگهداشته شده ولی مقادیر نشست، نوسان خیلی زیادی دارند و از روی شکل نمی‌توان یک رابطه مشخص بین آن‌ها برقرار کرد. علت آن هم می‌تواند وابستگی نشست سطح زمین به دیگر پارامترها باشد [۵].

با توجه به توضیحات داده شده و با بررسی نمودارهای شکل (۳) به طور تعجب‌آوری دیده می‌شود که رابطه مشخص و روشنی بین هیچ کدام از پارامترها و نشست سطح زمین وجود ندارد. فقط در نمودار فشار سینه کار رابطه ضعیفی دیده می‌شود. این نشانگر آن است که بیش از یک پارامتر روی نشست سطح زمین تأثیر می‌گذارد. به علاوه، با وجود حجم وسیعی از داده‌های ثبت شده، به علت رفتار پیچیده تونل‌سازی سپری EPB، تحلیل حساسیت می‌تواند تنها نتایج محدودی را به دست آورد. برای به دست آوردن رابطه دقیق چندین پارامتر با نشست سطح زمین، ما مجبور به استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۳ هستیم.

1- Tail void grouting
2- Percent grout filling
3- Artificial neural networks



شکل ۴- منحنی نشست عرضی

۴- شبکه‌های عصبی مصنوعی

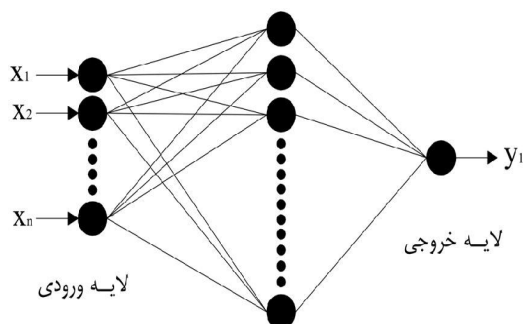
سیستم‌های دینامیکی هوشمند مبتنی بر داده‌های تجربی می‌باشند که شبکه‌های عصبی مصنوعی از عمده‌ترین آن‌هاست. شبکه عصبی سیستم محاسبه‌گری است که اطلاعات را در یک حالت دینامیکی پردازش و به ورودی‌ها پاسخ می‌گوید. برای شکل‌گیری شبکه‌های عصبی مصنوعی از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی الهام گرفته شده است. شبکه عصبی مغزی انسان از سلول‌های عصبی (نرون‌ها) تشکیل شده است. اطلاعات (داده‌های ورودی) توسط شاخه‌ای ورودی نرون که دندریت نام دارند گرفته شده، در هسته سلول روی آن‌ها پردازش انجام می‌شود و توسط شاخه خروجی به نام آکسون^۳ تحویل نرون‌های بعدی می‌شوند. در شکل (۵)، یک شبکه عصبی مصنوعی نشان داده شده است. شبکه عصبی نشان داده شده در شکل (۵) یک شبکه سه لایه است. ارتباط بین نرون‌ها (x_i) و خروجی آن‌ها (y)، به کمک مقادیر پارامترهای وزن (w)، بایاس (b) و توابع فعالیت لایه‌های پنهان براساس رابطه (۵) مشخص می‌گردد.

$$y = g \left[\left[\sum_{j=1}^n w_{kj} f \left(\sum_{i=1}^n (w_{ji} x_i + b) \right) \right] + b \right] \quad (5)$$

پارامترهای به کار رفته در رابطه (۵) عبارتند از:

x_1, x_2, \dots, x_n : سیگنال‌های ورودی.

$w_{j1}, w_{j2}, \dots, w_{jn}$: وزن‌های جمع‌شونده به نرون‌ها در لایه پنهان،



شکل ۵- نمای یک شبکه عصبی مصنوعی

$w_{k1}, w_{k2}, \dots, w_{kn}$: وزن‌های جمع‌شونده به نرون‌ها در لایه خروجی،

b : آستانه خارجی که از آن به عنوان بایاس یاد می‌شود و در مقدار ثابت ۱ ضرب می‌گردد،

$f(x)$: تابع فعالیت در لایه پنهان

$g(x)$: تابع فعالیت در لایه خروجی و

y : سیگنال خروجی نرون [۹].

۴-۱- یادگیری به روش الگوریتم پس انتشار خطا^۴ (BP)

متداول‌ترین الگوریتم استفاده شده جهت آموزش شبکه‌های چند لایه با تغذیه پیش‌رو، الگوریتم پس انتشار خطا است. این الگوریتم در سال ۱۹۸۶ توسط ویلیام رامل‌هالت^۵ ارائه گردید. شبکه‌هایی را که از این الگوریتم جهت یادگیری استفاده می‌کنند

4- Back Propagation
5- Williams Rumelhalt

1- Neurons
2- Dendrites
3- Axons

تبدیل موجک با تابع $f \in L^2(R)$ با یک تابع موجک مادر قابل قبول $h(t)$ به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$W_f(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) h_{a,b}^*(t) dt \quad (7)$$

که علامت * نشانگر مزدوج مختلط است، البته اکثر موجک‌ها واقعی می‌باشند. موجک فرزند از انتقال یا تغییر مقیاس موجک مادر $h(t)$ مطابق رابطه زیر به دست می‌آید:

$$h_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} h\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (8)$$

که در آن $a > 0$ و b به ترتیب پارامترهای تغییر مقیاس و انتقال هستند [۱۱].

۵-۲- تابع موجک^۲

دو دسته‌بندی برای تابع موجک وجود دارد: موجک متعامد و قاب موجک. قاب موجک از عملیات ساده انتقال و تغییر مقیاس تابع موجک مادر ساخته شده است. وقتی که خانواده موجک یک قاب تشکیل می‌دهد، شناسایی غیرخطی کارا^۴ می‌تواند به کار برده شود.

یکی از انواع توابع موجک پرکاربرد، توابع موجک‌های پالیواگ^۵ هستند. تعداد زیادی موجک مادر از توابع چند جمله‌ای از دیدگاه گاوسین ایجاد شده است. تمام مشتق‌های تابع گاوسین یک تابع موجک است که شرایط مجاز موجک مادر را ارضا می‌کند. روابط چند تابع پرکاربرد موجک‌های پالیواگ به صورت زیر است [۱۲]:

POLYWOG1:

$$h_{POLYWOG1} = k_1 t \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right), k_1 = \sqrt{e} \quad (9)$$

POLYWOG2:

$$h_{POLYWOG2} = k_2 (t^3 - 3t) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right), k_2 = 0.7246 \quad (10)$$

را اصطلاحاً شبکه‌های پس انتشار می‌نامند. الگوریتم پس انتشار خطا یک شکل از یادگیری تصحیح و خطا است، که سعی دارد با حداقل کردن مقدار یک تابع خطا، ورودی‌های داده شده را بر خروجی‌ها منطبق کند [۹].

آموزش شبکه با الگوریتم انتشار برگشتی نیاز به گام‌هایی دارد که در زیر توضیح داده می‌شود:

- ۱- انتخاب یک زوج از دسته داده‌های آموزشی جهت استفاده به عنوان ورودی شبکه
 - ۲- محاسبه خروجی شبکه
 - ۳- محاسبه خطای بین خروجی شبکه و خروجی دلخواه (بردار هدف از زوج آموزشی)
 - ۴- تنظیم وزن‌های شبکه به روشی که خطا به حداقل برسد.
- با ارائه هر مجموعه اطلاعات به شبکه، وزن‌ها اصلاح می‌گردند. وقتی تمام مجموعه اطلاعات به شبکه داده شد، می‌گوییم یک اپوک^۱ تکمیل شده است و مجدداً اطلاعات از اول به شبکه داده می‌شود. برای آموزش حتی یک شبکه ساده ممکن است تعداد اپوک‌های زیادی لازم باشد [۱۰].

۵- شبکه عصبی موجکی

۵-۱- موجک^۲

واژه موجک به معنی یک موج کوچک است که دارای یک نوسان موضعی بوده و به سرعت از هر دو جهت مثبت و منفی دامنه آن به طرف صفر میل می‌کند. این خاصیت شرط مقبولیت یک تابع برای استفاده در تبدیل ویولت است. در حالت کلی موجک‌ها یا از نوع موجک مادر هستند یا از نوع موجک فرزند. موجک‌های فرزند از انتقال یا تغییر مقیاس موجک‌های اصلی یا مادر به دست می‌آیند. برای تقریب یک سیگنال، مجموعه‌ای از موجک‌ها استفاده می‌شود. برای این منظور باید مجموعه‌ای از موجک‌های فرزند را پیدا کنیم.

تئوری تبدیل موجک در واقع عملیاتی است که طی آن یک تابع با انتگرال‌گیری از تعدادی موجک فرزند به دست می‌آید. تابعی که به عنوان موجک مادر عمل می‌کند، باید قابل قبول باشد. در یک تابع داده شده $h(t)$ ، شرایط قابل قبول بودن تابع موجک به صورت زیر است:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} h(t) dt = 0 \quad (6)$$

3- Wavelet function

4- Efficient nonlinear identification

5- POLYWOG

1- Epoch

2- Wavenet

ج) با رضایت بخش بودن کارایی کلی شبکه، مرحله آموزش شبکه پایان می پذیرد، در غیر این صورت مراحل قبل تا دستیابی به مطلوب ترین حالت در دستور کار قرار می گیرند [۱۳].

۶- نتایج و بحث

در طراحی شبکه عصبی و شبکه عصبی موجکی، ۱۳ پارامتر سه گروه اصلی هندسه تونل، شرایط زمین شناسی و پارامترهای مربوط به عملکرد سپر، به عنوان ورودی شبکه و بیشینه نشست سطح زمین به عنوان خروجی شبکه انتخاب شده است. محدوده داده های پارامترهای مورد استفاده، شامل مقادیر حداقل، حداکثر و میانگین پارامترها، در جدول (۲) آورده شده است. گام بعدی برای ساخت شبکه انتخاب تعداد لایه مخفی است که در اینجا برای آموزش سریع و سادگی شبکه برای کاربرد عملی از یک لایه مخفی استفاده شد. شکل (۶) نمای کلی شبکه عصبی موجکی را نشان می دهد. از ۴۹ نمونه اندازه گیری شده ۷۰ درصد آن یعنی ۳۴ نمونه برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد به عبارتی ۱۵ نمونه جهت تست و صحت سنجی شبکه مورد استفاده قرار گرفت.

در طراحی شبکه ویولت، از چندین تابع موجک معروف استفاده شد که نهایتاً پالیواگ ۲ جواب بهتری به دست داد. در شکل (۷) تابع موجکی پالیواگ ۲ نشان داده شده است. برای بررسی قابلیت شبکه، پارامترهای آماری ϕ^2 , MAE, RMSE و R به صورت زیر محاسبه می شوند:

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

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

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

$$R = \frac{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)(y_k - \bar{y}_k)}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (t_k - \bar{t}_k)^2 \sum_{k=1}^N (y_k - \bar{y}_k)^2}} \quad (17)$$

POLYWOG3:

$$h_{POLYWOG3} = k_3(t^4 - 6t^2 + 3) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right), k_3 = \frac{1}{3} \quad (11)$$

POLYWOG4:

$$h_{POLYWOG4} = (1 - t^2) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (12)$$

POLYWOG5:

$$h_{POLYWOG5} = k_5(3t^2 - t^4) \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) \quad (13)$$

۵-۳- الگوریتم ویولت

تلفیق تئوری تبدیل موجک با مفاهیم شبکه های عصبی منجر به شکل گیری شبکه ای تحت عنوان شبکه عصبی موجکی و در حالتی خاص ویولت می گردد. به کارگیری آن می تواند جایگزین مناسبی در شبکه های عصبی پیش خورده جهت تخمین و تقریب توابع غیرخطی اختیاری باشد. در شبکه های استاندارد پیش خورده، تابع فعال سازی نرون لایه پنهان، یک تابع سیگموئید می باشد. حال آن که در شبکه های عصبی موجکی، توابع موجک به عنوان توابع فعال سازی نرون های لایه پنهان شبکه پیش خورده مورد استفاده قرار می گیرند. در این شبکه ها هر دو پارامتر انتقال و تغییر مقیاس موجکها در کنار وزن هایشان بهینه می گردند. این در حالی است که در رویکردی خاص از ساخت این نوع شبکه ها تحت عنوان ویولت پارامترهای انتقال و تغییر مقیاس ثابت مانده و تنها وزن ها هستند که بهینه می شوند.

گام های مهم در طراحی، آموزش و صحت سنجی شبکه

ویولت به قرار زیر می باشند:

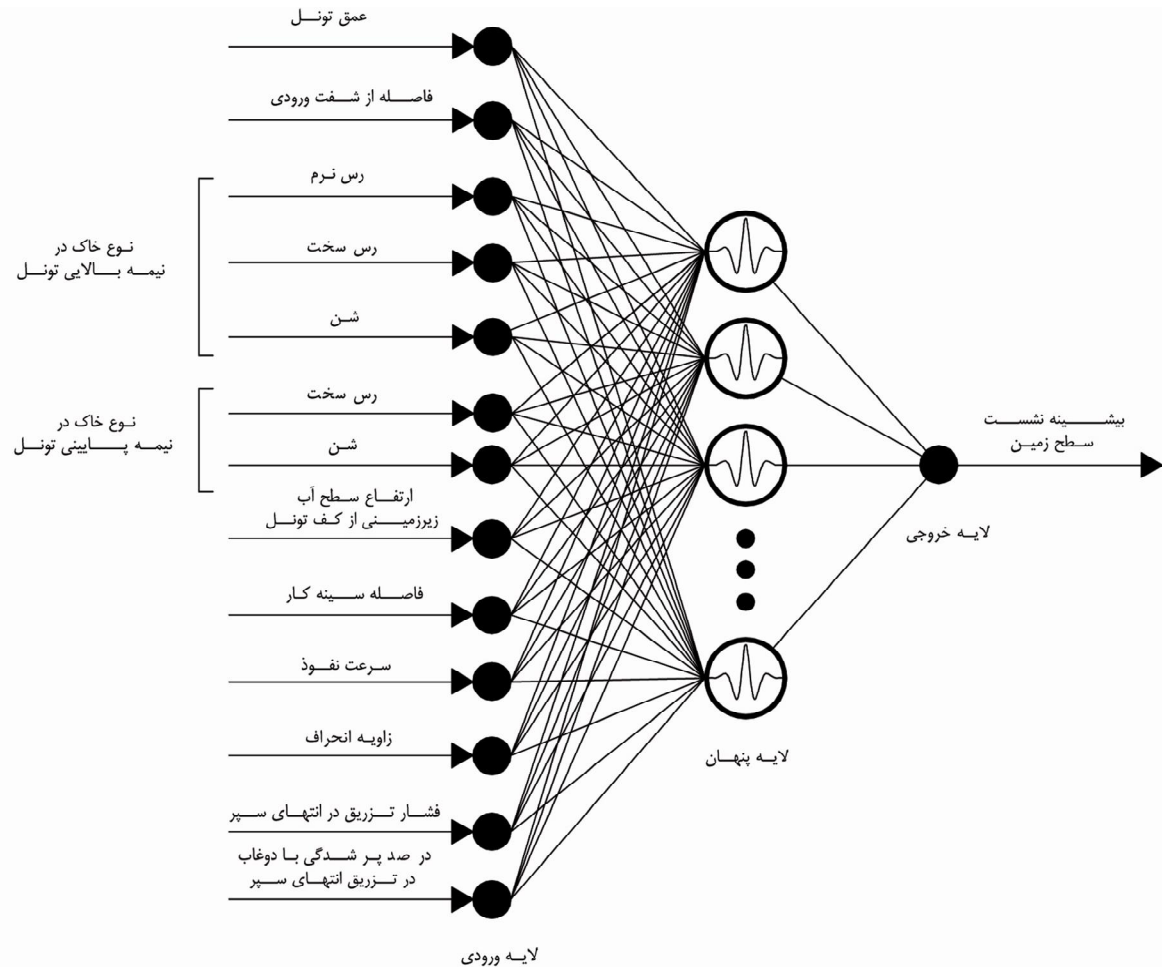
الف) داده های ورودی در دسترس به دو دسته تقسیم می شوند: داده های دسته اول جهت آموزش شبکه و داده های دسته دوم به منظور صحت سنجی مورد استفاده قرار می گیرند.

ب) موجک های مادر با احراز شرایط یاد شده پس از اعمال ضرایب انتقال و تأخیر مناسب به موجک های فرزند تبدیل می شوند.

پ) توابع فعال سازی سیگموئید نرون های لایه پنهان شبکه عصبی پیش خورده، با انواع موجک های فرزند جایگزین می شوند.

ت) شبکه ویولت حاصله با استفاده از مجموعه داده های مربوط به آموزش شبکه، آموزش داده می شود.

ث) کارایی کلی شبکه ویولت با بررسی نحوه پیش بینی داده های مربوط به صحت سنجی مورد ارزیابی قرار می گیرد.

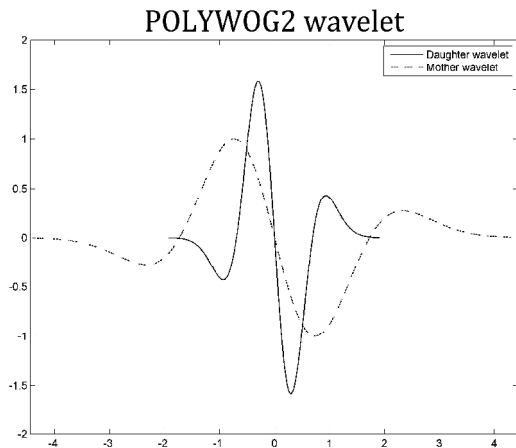


شکل ۶- نمای کلی شبکه عصبی موجکی

جدول ۲- آنالیز داده‌های استفاده شده در شبکه‌های عصبی و عصبی موجکی

داده‌های تستی			داده‌های آموزشی			پارامترهای مؤثر	
حداکثر	میانگین	حداقل	حداکثر	میانگین	حداقل		
24.82	21.96	17.89	24.74	22.073	18.2	عمق تونل	
2953.2	1061.2	62.4	3055.2	1378.56	33.6	فاصله از شفت ورودی	
0	0	0	1	0.025	0	رس نرم	نوع خاک در نیمه بالایی تونل
1	1	1	1	0.975	0	رس سخت	
0	0	0	0	0	0	شن	
1	0	0	1	0.625	0	رس سخت	نوع خاک در نیمه پایینی تونل
1	0	0	1	0.375	0	شن	
0.96	-3.11	-5.97	0.65	-3.223	-5.89	فاصله سطح آب زیرزمینی از کف تونل	
121	61.555	17	131	53.197	14.5	فشار سینه کار	
70	48.305	27.2	76.85	41.353	20.1	سرعت نفوذ	
0.92	0.02	-1.05	1.43	0.048	-1.38	زاویه انحراف	
3.03	2.558	2.5	7.4	2.831	2.3	فشار تزریق در انتهای سپر	
180	125.333	99	224	126.1	70	درصد پرشدگی با دوغاب در تزریق انتهای سپر	
-19.28	-33.456	-48.89	-6.25	-26.877	-60.5	پارامترهای خروجی	

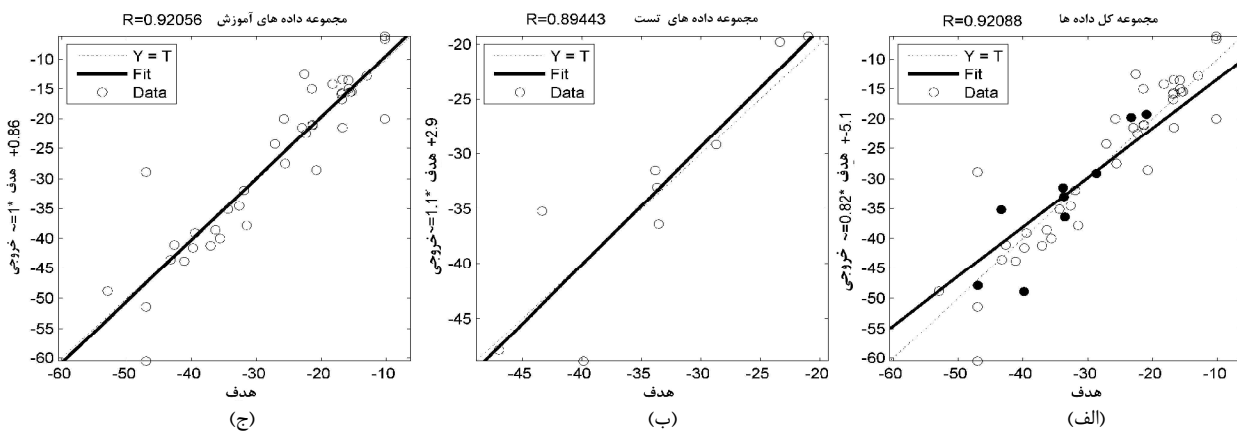
شکل (۸) است و این نشان‌دهنده دقت بالاتر شبکه ویونت نسبت به شبکه عصبی می‌باشد.



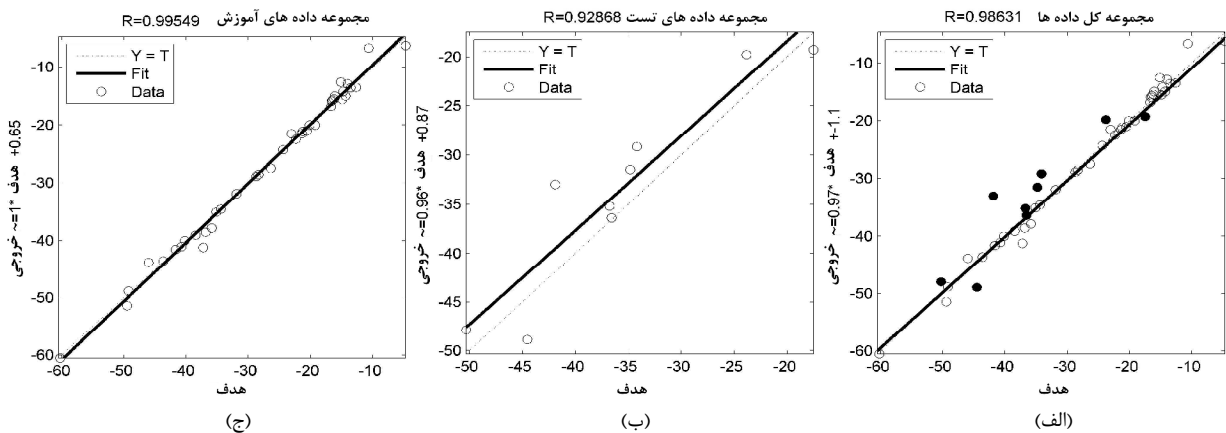
شکل ۷- موجک پالیواگ ۲

که t_k خروجی هدف، y_k خروجی حاصل از شبکه، میانگین خروجی هدف، \bar{y}_k میانگین خروجی حاصل از شبکه و N تعداد زوج‌های آموزشی است [۱۲ و ۱۴].

نمایش نتایج حاصل از شبکه عصبی و شبکه ویونت به صورت نسبت مقادیر تخمین شبکه به داده‌های اندازه‌گیری شده، در سه نمودار مجزا برای داده‌های آموزشی، تست و کل داده‌ها، برای هر دو شبکه در شکل‌های (۸) و (۹) آورده شده است. خط سیاه پر رنگ خط بهینه عبور داده شده از میان داده‌هاست که هر چقدر به خط نقطه‌چین که با شیب ۴۵ درجه است نزدیک‌تر باشد نشانگر دقت تخمین بیشتر و ضریب همبستگی بالاتر است. همان‌طور که مشاهده می‌گردد میزان ضریب همبستگی در تمام نمودارها عددی نزدیک به یک است که نشانگر عملکرد قابل قبول هر دو شبکه است. اما در مقایسه نتایج دو شبکه دیده می‌شود که ضریب همبستگی در هر سه نمودار شکل (۹) بیشتر از



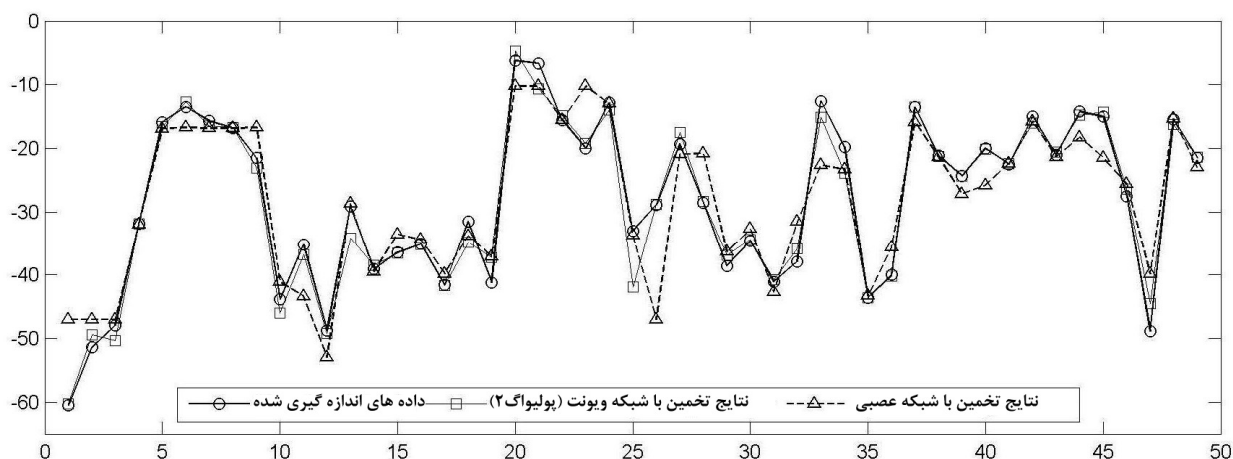
شکل ۸- مقایسه جواب شبکه عصبی با جواب واقعی (الف) برای داده‌های آموزش، (ب) برای داده‌های تست، (ج) برای کل داده‌ها



شکل ۹- مقایسه جواب شبکه عصبی موجکی با جواب واقعی (الف) برای داده‌های آموزش، (ب) برای داده‌های تست، (ج) برای کل داده‌ها

جدول ۳- مقایسه قابلیت شبکه‌ها با استفاده از پارامترهای آماری

ضریب همبستگی (R)		ضریب تعیین (ϕ^2)		میانگین خطای مطلق (MAE)		خطای ریشه دوم میانگین حسابی (RMSE)		روش استفاده شده
تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	
0.89443	0.92056	0.7949	0.8468	3.2925	3.4608	4.45	5.1869	شبکه عصبی
0.92868	0.99549	0.8132	0.9904	3.5097	0.8583	4.2469	1.2993	ویونت



شکل ۱۰- مقایسه نتایج شبکه عصبی، شبکه عصبی موجکی و داده‌های واقعی

۷- نتیجه‌گیری

پیش از این کارهای نسبتاً زیادی در زمینه تخمین نشست زمین در اثر احداث با استفاده از شبکه عصبی انجام گرفته است، ولی در زمینه شبکه‌های عصبی موجکی کار چندانی انجام نگرفته است. در این مقاله عملکرد شبکه عصبی پس‌خورد و رویکردی خاص از شبکه عصبی موجکی تحت عنوان ویونت برای پیش‌بینی بیشینه نشست سطح زمین در اثر احداث تونل مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشانگر دقت خوب هر دو شبکه می‌باشد. اما شبکه عصبی موجکی دقت بالاتر و نتایج دقیق‌تر و نزدیک‌تر به داده‌های اندازه‌گیری را به دست داد که این نشان‌گر مزیت استفاده از شبکه عصبی موجکی به جای شبکه‌های عصبی می‌باشد. به ویژه در مواردی که حساسیت بالا بوده و نیاز به تخمین‌های خیلی دقیقی وجود دارد، اهمیت به‌کارگیری شبکه‌های عصبی موجکی بیشتر مشخص می‌گردد.

برای تشکیل و استفاده از شبکه‌های هوش مصنوعی نیاز به داده‌های آماری بالا و اندازه‌گیری‌های دقیق داریم که خود مستلزم هزینه و وقت زیاد می‌باشد؛ در عوض دقت بالا و قدرت تخمینی زیاد این شبکه‌ها در ادامه کار می‌تواند جواب‌گوی بسیاری از مشکلات بعدی حفاری باشد. در مناطق شهری علی‌الخصوص بافت‌های فرسوده و آثار باستانی اهمیت نشست

برای مقایسه بهتر قابلیت‌های دو شبکه در جدول (۳) پارامترهای ضریب همبستگی^۱، ضریب تعیین^۲، میانگین خطای مطلق^۳ و خطای ریشه دوم میانگین حسابی^۴، برای هر دو شبکه آورده شده است. هر چقدر پارامترهای ضریب همبستگی و ضریب تعیین نزدیک‌تر به عدد یک باشند و نیز به هر میزان مقادیر میانگین خطای مطلق و خطای ریشه دوم میانگین حسابی کمتر باشند نشانگر دقت بیشتر و عملکرد بهتر شبکه می‌باشد. با مقایسه داده‌های جدول صحت گفته بالا که شبکه ویونت نتایج دقیق‌تر و عملکرد بهتری دارد بیشتر آشکار می‌گردد. در نهایت برای این که دید بهتری نسبت به نتایج به دست آمده و میزان دقت آن‌ها داشته باشیم مقایسه نتایج حاصل از شبکه‌ها و داده‌های اندازه‌گیری شده به صورت یک‌جا در شکل (۱۰) آورده شده است. با نگاه به این نمودار می‌توان به دقت بالای هر دو شبکه پی‌برد.

- 1- Correlation coefficient
- 2- Determination coefficient
- 3- Mean absolute error
- 4- Root mean square error

- زمین بیش از پیش می‌باشد، که در صورت تخمین درست آن، می‌توان از خطرات جبران‌ناپذیر بعدی جلوگیری به عمل آورد و با بهینه کردن مسیر انتخابی در هزینه و زمان صرفه‌جویی نمود.
- ۸- مراجع**
- [7] Peck, R. B., "Deep Excavation and tunneling in Soft Ground", proceeding of the 7th international Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, Mexico, State-of-the-Art, 1969, pp 225-290.
- [8] Lee, C. J., Wu, B. R., Chiou, S. Y., "Soil Movements Around a Tunnel in Soft Soils", proc.Natl.sci, coun, ROC (A), 1999, 23, (2), 235-247.
- [۹] منہاج، م. ب.، "هوش محاسباتی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، واحد تفرش، مرکز نشر پروفیسور حسابی، ۱۳۷۹.
- [10] Abukiefa, M. A. 1998, "General Regression Neural networks for Driven Piles in Cohesion less Soils", Journal of Geotechnical and Geoinvironmental Engineering., 1998, 124 (12), 1177-1185.
- [11] Yul, Y., Nazaruddin, Y., "Wavenet Based Modeling of Vehicle Suspension System", IEEE Industrial Electronics, IECON 2006-32nd Annual Conference, pp 144-149.
- [12] Gaviphath Lekutai, "Adaptive Self-Tuning Neuro Wavelet Network Controllers", PhD thesis, Faculty of the Virginia Polytechnic Institute, State University, 1997, pp 31-39.
- [۱۳] کاوه، ع.، ایران‌منش، ع.، "شبکه‌های عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی سازه‌ها"، چاپ سوم، انتشارات مرکز تحقیقات ساختمان و مسکن، تهران، ۱۳۸۴.
- [14] Olson, R. E., "Class Notes for Foundation Engineering Course", CE 387 L.2, the University of Texas at Austin, 2004.
- [1] Ovidio, J., Santos Jri Tarcisio, B., Celestino, "Artificial Neural Networks Analysis of Saõ Paulo Subway Tunnel Settlement Data", Tunnelling and Underground Space Technology 2008, 23 (5), 481-491.
- [2] Shi, J. J., "Reducing Prediciton Error by Transforming Input Data for Neural Networks", Journal of Computing in Civil Engineering. ASCE, 2000, 14 (2), 109-116.
- [3] Lee, C., Sterling, R. "Identifying Probable Failure Modes for Underground Openings Using a Neural Network", International Journal of Rock Mechanics and Mining Science & Geomechanics Abstracts, 1992, 29 (1), 49-67.
- [4] Sterling, R. L., Lee, C. A., "A Neural Network-Expert System Hybird Approach for Tunnel Design", United-States Symp. Rock Mechanics, J. R. Tillerson and W. R. Wawerisk, eds., Brookfield VT: Balkema, 1992, pp 501-510.
- [5] Suchatvee S., "Earth Pressure Balance (EPB) Shield Tunneling in Bangkok: Ground Response and Prediction of Surface Settlements Using Artificial Neural Networks", PhD thesis, Massachusetts Institute of Technology, USA, 2002.
- [6] Jan Niklas Franzius, "Behaviour of Buildings Due to Tunnel Induced Subsidence", PhD thesis, the Imperial College of Science, Technology and Medicine, University of London, UK, 2003.