



## پیش‌بینی نشست شمع‌ها تحت اثر بار محوری به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی و بر اساس نتایج حاصل از آزمایش CPT

فریدون پویا نژاد<sup>۱</sup>، محمد رضا کاخی<sup>۲</sup>

۱- استادیار گروه عمران دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد

۲- دانشیار گروه عمران دانشکده مهندسی دانشگاه فردوسی مشهد

pooyaf@um.ac.ir  
[drkakhi@yahoo.com](mailto:drkakhi@yahoo.com)

### خلاصه

در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) در بسیاری از زمینه‌های مهندسی شامل مهندسی ژئوتکنیک به‌طور موفقیت آمیزی مورد استفاده قرار گرفته است. در رابطه با طراحی شمع‌ها در مهندسی ژئوتکنیک محاسبه دقیق نشست شمع بسیار حائز اهمیت است، زیرا افزایش پیش از حد نشست شمع‌ها سرویس دهی سازه‌های متصل به آن‌ها را در جریان مخاطره می‌نماید. در این مقاله یک مدل شبکه عصبی (ANN) جهت پیش‌بینی نشست شمع‌ها بر مبنای نتایج حاصل از آزمایش CPT ارائه می‌شود. مدل ارائه شده با نتایج حاصل از روش‌های تئوری مقایسه و مشخص می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی نشست شمع‌ها نیز قابلیت خوبی دارند.

**کلمات کلیدی:** نشست شمع، آزمایش CPT، آزمایش بارگذاری شمع، شبکه عصبی

### ۱. مقدمه

نشست فنادسیون‌های عمیق (شماع‌ها) در اثر کاهش حجم لایه‌های زیرین خاک، ناشی از افزایش تنفس ایجاد می‌شود. نشست‌ها شامل مجموع نشست آنی و نشست درازمدت (تحکیمی) است [Fang, 2001]. نشست آنی سریع ایجاد شده و حال آنکه نشست درازمدت که ناشی از تغییر حجم حاصل از خروج آب از خاک است، در خاک‌های دانه‌ای نیز سریع اتفاق افتاده، ولی در خاک‌های رسیزانه به کندی ایجاد می‌شود (نشست تحکیمی ممکن است ماه‌ها و بلکه سال‌ها به طول بیانجامد) در مورد خاک‌های چسبنده فشار پیش تحکیمی نیز نقش مهمی در میزان نشست دارد. همچنین در این خاک‌ها نشست ثانویه‌ای که ناشی از پدیده خرس خاک تحت اثر تنفس مؤثر ثابت است، ایجاد می‌شود. بنابراین می‌توان گفت که در خاک‌های دانه‌ای فقط نشست آنی ایجاد شده و حال آنکه در خاک‌های چسبنده نشست‌های تحکیمی و ثانویه جزو عوامل اصلی نشست می‌باشد.

نشست‌های آنی فنادسیون‌ها که بالا‌فصله پس از اعمال بالاری ایجاد می‌شوند باعث ایجاد تغییر شکل‌های سریع در سازه متصل به آن‌ها شده و در نهایت ممکن است باعث انهدام سازه شوند [Sowers, 1970]. از آن جا که تعیین عواملی که در نشست شمع‌ها دخالت دارند مشکل و در بعضی موارد ناممکن می‌باشد لذا پیش‌بینی نشست آن‌ها بسیار دشوار است. از میان این عوامل می‌توان نحوه توزیع تنفس در شمع، خواص تنفس - کرنش خاک، تراکم پذیری خاک و دشواری در بدست آوردن نمونه دست نخورده خاک برای انجام آزمایش‌های آزمایشگاهی را نام برد. در این ارتباط روش‌های تئوری و تجربی نسبتاً زیادی ارائه شده است که هر کدام براساس فرضیات خاص خود نشست شمع‌ها را پیش‌بینی نموده‌اند. به دلیل دشواری در تهیه نمونه دست نخورده خاک، روش‌های زیادی برای پیش‌بینی نشست شمع‌ها از آزمایش‌های در محل نظر آزمایش نفوذ استاندارد (SPT) و آزمایش نفوذ مخروط (CPT) جهت برآوردن تراکم پذیری خاک استفاده نموده‌اند. اغلب روش‌های موجود با یکسان نمودن فرضیاتی که در نشست مؤثر می‌باشند مسئله را ساده‌تر کرده‌اند. بنابراین در روش‌های متفاوت پیش‌بینی نشست، سازگاری وجود ندارد. در نتیجه روش‌های دیگری مورد نیاز بوده که بتواند به محدودیت‌های روش‌های موجود غلبه نموده و دقت کافی را در پیش‌بینی نشست دارا باشد. هدف از این تحقیق کاربرد یک روش دیگر برای پیش‌بینی دقیق تر نشست شمع‌ها که فقط براساس داده‌ها استوار است، می‌باشد. روشهای که به‌طور موفقیت آمیز در مسایل ژئوتکنیک مورد استفاده قرار گرفته و به شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) معروف است. نمونه‌ای از هوش مصنوعی بوده که عملکرد آن از سیستم مغز انسان گرفته



شده است. قابلیت مدل کردن رابطه غیرخطی بین یک مجموعه از متغیرهای ورودی و خروجی‌های وابسته را بدون نیاز به روابط ریاضی از پیش تعريف شده دارد. در این مقاله یک مدل شبکه عصبی (ANN) جهت پیش‌بینی نشست شمع‌ها بر مبنای نتایج حاصل از آزمایش CPT ارائه می‌شود. داده‌های مورد استفاده برای طراحی مدل‌های ANN از نتایج آزمایش‌های بارگذاری شمع‌ها در مقیاس واقعی که در مناطق مختلف دنیا انجام شده اند، به دست آمده‌اند. در هر آزمایش اطلاعات مربوط به بار و تغییر مکان وابسته، از نمودار بار-نشست حاصل از انجام آزمایش برداشت شده است.

## ۲. گسترش مدل‌های شبکه عصبی

داده‌های مورد استفاده برای آموزش و ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی از آزمایش‌های انجام شده برروی شمع‌ها در مقیاس واقعی که در مکان‌های مختلف صورت گرفته، به دست آمده‌اند. این اطلاعات شامل اندازه‌گیری نشست شمع و بار واردۀ نظری (که از منحنی بار-تغییر مکان حاصل از بارگذاری شمع تا مرحله گسیختگی برداشت شده اند)، مشخصات خاک و هندسه شمع است. داده‌ها دامنه وسیعی از ابعاد شمع و خواص خاک را شامل می‌شود. کل داده‌ها شامل ۲۶۰ از مجموع ۲۶ آزمایش بارگذاری شمع حاصل گردیده است.

گام‌های گسترش مدل‌های شبکه عصبی همان‌گونه که توسط Maier و Dandy [2000] پیشنهاد شده است، در این پژوهش مورد استفاده قرار می‌گیرد. این مراحل شامل تعیین ورودی‌ها و خروجی‌های مدل، تقسیم و پیش‌پردازش داده‌های موجود، تعیین معماری مناسب شبکه، بهینه کردن وزن‌های اتصال (آموزش) و ارزیابی مدل می‌باشد. نرم‌افزار تجاری مورد استفاده Neuframe 4.0 [Neuscience, 2000] است.

## ۳. مدل ورودی‌ها و خروجی‌ها

تراکم‌پذیری خاک، مقدار افزایش نتش خاک، هندسه و خواص مصالح شمع، که جزو عوامل اصلی مؤثر در نشست شمع‌ها می‌باشند، در اکثر روش‌های موجود در نظر گرفته می‌شوند. هم‌چنین به جهت پیش‌بینی دقیق‌تر نشست، علاوه بر موارد فوق، نوع آزمایش بارگذاری شمع، روش اجرای شمع و شرایط انتهایی شمع که جزو عوامل ثانویه نشست شمع‌ها می‌باشند، به عنوان ورودی‌های مدل شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شوند. بنابراین ورودی‌ها شامل: نوع بار [بار ماندگار (ML) یا بار با نرخ نفوذ ثابت (CRP)], نوع مصالح شمع [بتن (Concrete)، فولاد (Steel) یا مرکب (Composite)], نوع اجرای شمع [کوبیدنی (Driven) یا غیر کوبیدنی (Bored)], شرایط انتهایی شمع [بسته (Closed) یا باز (Open)], صلیبت محوری معادل در طول شمع (EA) با حداکثر مقدار 33106.34 MN، سطح مقطع انتهای شمع (Atip) با حداکثر مقدار 2 cm<sup>2</sup>، ۷۸۵۴.۰۰ پیرامون شمع در تماس با خاک (O) با حداکثر مقدار cm<sup>2</sup> ۹۵۷.۵۶، طول شمع (L) با حداکثر مقدار ۵۶.۳۹ m، طول مددون شده شمع (L<sub>embed</sub>) با حداکثر مقدار 45.۰۰ m، نتایج آزمایش CPT در پنج لایه یکسان در طول شمع (f<sub>s1</sub>, f<sub>s2</sub>, f<sub>s3</sub>, f<sub>s4</sub>, f<sub>s5</sub>)، نتیجه آزمایش CPT در انتهای شمع تا عمق مؤثر (q<sub>tip</sub>)، و بار قائم اعمالی (P) با حداکثر مقدار 30000.00 kN. خروجی مدل، نشست اندازه‌گیری شده شمع S<sub>m</sub> با حداکثر مقدار 137.88 mm است. به دلیل درون یاب بودن شبکه‌های عصبی، محدوده متغیرهای ورودی باید در بازه داده‌های ورودی باشند.

## ۴. تقسیم‌بندی داده‌ها و پیش‌پردازش آن‌ها

از روش Cross-Validation [Stone, 1974] به عنوان معیار توقف در این پژوهش استفاده می‌شود. در این روش کل داده‌ها به سه قسمت آموزشی، آزمایشی و ارزیابی تقسیم می‌شوند. داده‌های آموزشی برای تعدیل وزن‌ها مورد استفاده قرار گرفته و داده‌های آزمایشی جهت کنترل بهبود عملکرد شبکه در مراحل مختلف آموزش و نیز برای زمان توقف آموزش مورد استفاده قرار می‌گیرند. داده‌های ارزیابی جهت برآورد بهبود شبکه آموزش داده شده استفاده می‌شوند. لذا داده‌ها به صورت تصادفی به سه مجموعه آموزشی، آزمایشی و ارزیابی تقسیم می‌شوند. به گونه‌ای که ۹۰٪ داده‌ها برای آموزش و آزمایش (۲۶۲ مورد) و ۱۰٪ داده‌ها (۳۰ مورد) برای ارزیابی استفاده خواهند شد. داده‌های آموزشی خود به ۸۴٪ برای مجموعه آموزشی و ۱۶٪ برای مجموعه آزمایشی تقسیم می‌شوند. در این تقسیم‌بندی سه آزمایش کامل بارگذاری از داده‌ها به عنوان داده‌های ارزیابی جهت ارزیابی مدل در نظر گرفته شده است.



پس از تقسیم داده‌ها به زیر مجموعه‌ها، متغیرهای ورودی و خروجی با حذف ابعادشان هم مقیاس می‌شوند. این عمل به خاطر آن است که در طی عمل آموختش، کلیه متغیرها شرایط یکسان داشته باشند. هم‌مقیاس کردن داده‌ها باید متناسب با حدود توابع انتقال استفاده شده در لایه‌های خروجی و مخفی باشند (یعنی  $1 - \alpha + 1$  برای تابع انتقال تائزانت هیبریولیک و  $\alpha$  برای تابع انتقال سیگموئید).

[Masters, 1993]. در این روش برای هر متغیر  $X$  با مقادیر حداقل و حداقل  $x_{min}$  و  $x_{max}$  مقدار نرمال  $x_n$  به شکل زیر محاسبه می‌شود:

$$(1) \quad x_n = (x - x_{min}) / (x_{max} - x_{min})$$

در خصوص انتقال داده‌های ورودی، می‌توان گفت که انتقال آنها اثر قابل ملاحظه‌ای بر بهبود مدل شبکه عصبی ندارد [Faraway and Chatfield, 1998].

## ۵. معماری مدل

یکی از مهم ترین و مشکل‌ترین قسمت در توسعه و بهبود مدل‌های شبکه عصبی تعیین معماری مدل است (یعنی تعداد گره‌ها و اتصالات لایه مخفی یا لایه‌های مخفی). برای بدست آوردن تعداد بهینه گره در لایه مخفی، داشتن تعداد کافی (نه بیش از اندازه) وزن‌های اتصال مهم است زیرا در صورت داشتن بیش از حد وزن اتصال مسئله بیش آموختش ممکن است اتفاق افتد. از آنجا که در این تحقیق از روش Cross-Validation به عنوان معیار توقف استفاده می‌شود، لذا مسئله بیش آموختش اتفاق نخواهد افتاد. در این پژوهش ابتدا شبکه با یک لایه مخفی و سپس شبکه‌های با چند لایه مخفی نیز مورد ارزیابی قرار گرفته‌اند. از آنجا که نرم‌افزار 4.0 Neuframe قادر به تولید معماری بهینه شبکه نمی‌باشد لذا به کمک سعی و خطای معماری بهینه شبکه را می‌توان بدست آورد. به این منظور ابتدا شبکه‌های یک لایه مخفی با پارامترهای داخلی پیش‌فرش نرم‌افزار Neuframe 4.0 (نرخ یادگیری و  $0.8 = \text{ضریب مومنتم}$ ) و تعداد متفاوت گره در لایه مخفی آزمون می‌شوند. تابع انتقال مورد استفاده در این مدل‌ها برای هر دو لایه خارجی و مخفی از نوع سیگموئید می‌باشد.

سپس شبکه‌های با چند لایه مخفی مورد بررسی قرار می‌گیرند. در کلیه مدل‌های چند لایه مخفی تابع انتقال برای لایه خارجی تابع سیگموئید و برای لایه مخفی تابع تائزانت هیبریولیک در نظر گرفته شده است. هم‌چنین برای کلیه مدل‌های چند لایه مخفی نیز از همان پارامترهای داخلی پیش‌فرض داشتی نرم‌افزار 4.0 Neuframe استفاده گردیده است.

## ۶. آموختش (یادگیری)

فرآیندی که وزن‌های اتصال بهینه می‌شوند، آموختش یا یادگیری نامیده می‌شود که معادل ارزیابی مدل‌های آماری است. در واقع هدف پیدا نمودن یک راه حل کلی برای یک مسئله غیرخطی می‌باشد [White, 1989]. معمولاً از آلگوریتم پس انتشار برای بهدست آوردن وزن‌های شبکه استفاده می‌شود [Hassoun, 1995, Rumelhart et al., 1986]. استفاده از روش‌های بهینه سازی کلی نظری زنگنه آلگوریتم نیز پیشنهاد شده است [Rumelhart et al., 1986]. از مزایای این روش‌ها آن است که قابلیت فرار از می‌نیمم‌های محلی را دارند، لذا حل بهینه یا نزدیک بهینه را تولید می‌کنند. اما نرخ همگرایی کنده را دارای بیشند. نهایتاً کارآیی مدل معیار مشخص کننده آلگوریتم مناسب است. چنانچه سرعت آموختش مهم نباشد، دلیلی بر عدم استفاده موفقت آمیز آلگوریتم پس انتشار خطای وجود ندارد [Breiman, 1994]. در نتیجه از آلگوریتم پس انتشار خطای برای بهینه سازی وزن‌های اتصال مدل‌های MLP توسعه یافته استفاده می‌شود.

## ۷. معیار توقف

منظور از معیار توقف پایان فرآیند آموختش است. این معیارها مشخص کننده آموختش بهینه یا غیر بهینه مدل می‌باشند. روش‌های زیادی جهت پایان زمان آموختش می‌تواند استفاده شود. به عبارت دیگر آموختش در شرایط زیر می‌تواند متوقف شود:

- بعد از درصد مشخصی از داده‌های آموختشی.
- زمانی که خطای آموختشی به یک مقدار مشخص برسد.
- زمانی که تغییر جزئی در خطای آموختشی ایجاد شود.



به هر حال مثال‌های فوق به عنوان معیار توقف ممکن است باعث توقف نابهنجام مدل شود. اما استفاده از روش Cross-Validation به این مشکل غلبه می‌نماید [Stone, 1974]. این روش مؤثرترین روش برای جلوگیری از Overfit شدن مدل است [Smith, 1993].

## ۸. ارزیابی مدل

زمانی که آموزش شبکه با موفقیت به اتمام می‌رسد، کارآیی مدل آموزش دیده باید ارزیابی شود. منظور از ارزیابی مدل اطمینان از توانایی مدل در کلیت بخشی در محدوده داده‌های آموزشی است. این روش که عموماً پذیرفته شده است، آزمایش کارایی شبکه آموزش داده شده توسط مجموعه داده‌های ارزیابی است، که در فرآیند ساخت مدل استفاده نشده‌اند. چنان‌چه کارآیی کافی باشد مدل قادر به کلیت بخشی بوده و قدرتمند خواهد بود. ضریب همبستگی<sup>۲</sup> و جذر میانگین مربعات خطای RMSE معیارهای اصلی هستند که اغلب به منظور پیش‌بینی بهبود شبکه‌های عصبی مورد استفاده قرار می‌گیرند. ضریب همبستگی ارتباط بین مقادیر پیش‌بینی شده حاصل از ANNs و مقادیر واقعی را تعیین می‌کند: با توجه به ضریب همبستگی بین خروجی مدل و خروجی مطلوب به شرح زیر خواهد بود [Smith, 1986].

- $|r| \geq 0.8$  همبستگی قوی بین دو دسته متغیر خروجی مدل و خروجی مطلوب وجود دارد.
- $0.2 < |r| < 0.8$  همبستگی بین دو دسته متغیر خروجی مدل و خروجی مطلوب وجود دارد.
- $|r| \leq 0.2$  همبستگی ضعیف بین دو دسته متغیر خروجی مدل و خروجی مطلوب وجود دارد.

## ۹. نتایج

جدول ۱ نتایج حاصل از آموزش شبکه‌های یک لایه مخفی و مقادیر متفاوت گره در لایه مخفی را برای مجموعه داده‌های ارزیابی نشان می‌دهد.

جدول ۱- نتایج مدل شبکه عصبی با یک لایه مخفی و مقادیر متفاوت گره  
برای مجموعه داده‌های ارزیابی

No. of Nodes in hidden layer	Correlation coefficient, $r$	RMSE(mm)
5	0.475	16.11
9	0.412	15.90
10	0.763	10.07
11	0.514	14.94
12	0.646	15.85
15	0.718	10.88
20	0.236	18.83
25	0.517	16.12
30	0.782	9.42
35	0.478	17.90
40	0.758	9.74
45	0.520	13.80
49	0.802	8.42
50	0.810	8.88
52	0.531	14.28
53	0.228	18.72

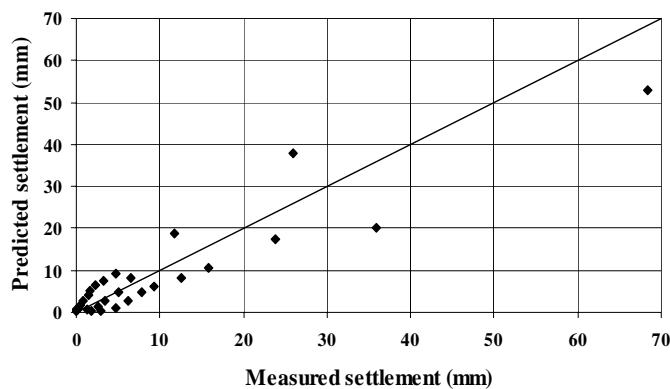
با توجه به جدول ۱ دیده می‌شود که دو مدل 49 و 50 گرهی نسبت به سایر مدل‌ها دارای خطای کمتر و ضریب همبستگی بالاتر می‌باشند. هم چنین نتایج آموزش شبکه‌های بهینه چند لایه مخفی در جدول ۲ خلاصه شده است.

جدول ۲- نتایج مدل‌های بهینه چند لایه مخفی

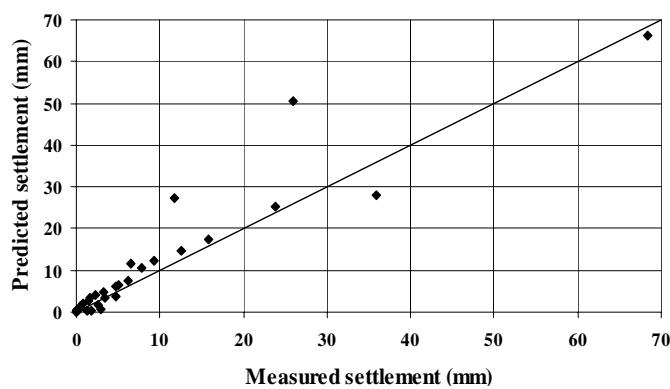


Optimum multiple hidden layer models	Correlation coefficient, $r$	RMSE(mm)
<b>13-7-2</b>		
Training	0.984	3.19
Testing	0.937	14.59
Validation	0.927	5.48
<b>16-11-5-2</b>		
Training	0.990	2.66
Testing	0.882	15.08
Validation	0.934	5.75

با مقایسه جداول ۱ و ۲ دیده می شود که مدل های تک لایه مخفی دارای ضریب همبستگی بالاتر و خطای کمتر می باشند. اشکال ۱ و ۲ نشست اندازه گیری شده در برابر نشست پیش‌بینی شده مدل های 13-7-2 و 16-11-5-2 را برای داده های ارزیابی نشان می دهند.



شکل ۱- نشست اندازه گیری شده در برابر نشست پیش‌بینی شده مدل 13-7-2 برای داده های ارزیابی



شکل ۲- نشست اندازه گیری شده در برابر نشست پیش‌بینی شده مدل 16-11-5-2 برای داده های ارزیابی



با مقایسه دیده می شود که هر دو مدل قابلیت مناسبی در پیش بینی نشست دارند.

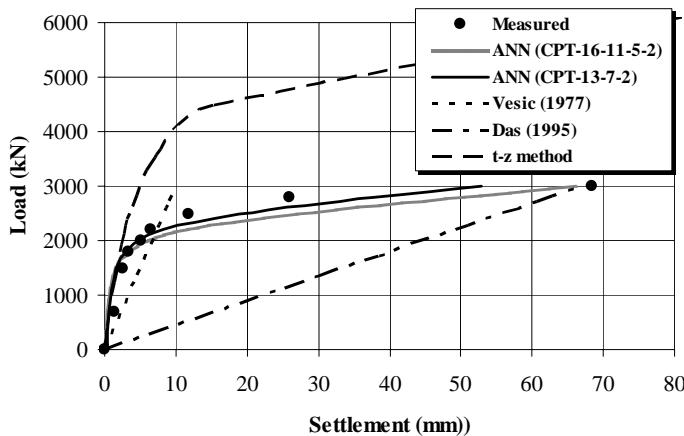
## ۱۰. مقایسه مدل شبکه عصبی با روش های تئوری

در این قسمت یک شمع بتنی توسط هر دو مدل 13-7-2 و 16-11-5-2 تحلیل و نتایج آن با نشست اندازه گیری شده توسط Ballouze و همکاران [1991] و دو روش تئوری Vesic [1977] و Das [1995] مقایسه می شود. داده های مربوط به این شمع نیز جزء داده های آموزشی و آزمایشی نبوده لذا هر دو مدل شبکه عصبی آن را در هنگام آموزش تجربه نکرده اند. خواص مربوط به شمع و خاک به شرح زیر است:

- نوع انجام آزمایش: روش بار ماندگار (ML)، نوع خاک: رس سخت شده، نوع شمع: بتنی (Concrete) با مقطع دایره توپر (Closed)، روش احراری شمع: غیر کوبیدنی (Bored)، قطر شمع: 91.5 cm، طول شمع: 10.7 m، طول مدفون شده شمع در خاک: 10.0 m، مدول الاستیسته شمع: 21 GPa، مدول الاستیسته خاک: 25 MPa، نتایج آزمایش CPT در امتداد و انتهای شمع:

$$\begin{aligned} q_{c1} &= 2 \text{ MPa}, & q_{c2} &= 2 \text{ MPa}, & q_{c3} &= 1.5 \text{ MPa}, & q_{c4} &= 4.5 \text{ MPa}, & q_{c5} &= 6 \text{ MPa} \\ f_{s1} &= 68.7 \text{ kpa}, & f_{s2} &= 68.7 \text{ kpa}, & f_{s3} &= 68.7 \text{ kpa}, & f_{s4} &= 68.7 \text{ kpa}, & f_{s5} &= 68.7 \text{ kpa} \\ q_{clip} &= 6 \text{ MPa} \end{aligned}$$

شکل ۳ نمودار نشست اندازه گیری شده Ballouze و همکاران [1991] را در برابر بار وارد ه برای شمع بتنی مورد نظر به همراه نشست پیش بینی شده توسط مدل های 13-7-2 و 16-11-5-2 و روش های تئوری نشان می دهد. همچنین شمع مورد نظر نیز بر مبنای روش غیر خطی t-z به کمک نرم افزار TZPILE [Reese et al., 2006] تحلیل می شود، که نتیجه در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- نمودار بار وارد ه در برابر نشست اندازه گیری شده و نشست پیش بینی شده روش های متفاوت برای شمع بتنی

با توجه به شکل ۳ دیده می شود که پیش بینی ANN نسبت به سایر روش های تئوری به رفتار واقعی شمع نزدیک تر است.

## ۱۱. نتیجه گیری

شبکه پرسپترون چند لایه ای MLPs که با آلگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شد برای پیش بینی نشست شمع ها به کار گرفته شد. مجموعه داده ها شامل 292 مورد از نتایج آزمایش های واقعی که در مکان های مختلف انجام شده جهت آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفت. اثر تعداد وزن های



اتصال و نیز تعداد لایه مخفی در شبکه مورد ارزیابی قرار گرفت و با حل یک مثال توانایی و قدرت شبکه ANN با روش های تئوری مقایسه و مشخص گردید که دو مدل بهینه ۷-۲-۱۳ و ۵-۲-۱۶-۱۱ توانایی خوبی در پیش بینی نشست شمع ها در محدوده ۰.۰ تا ۱۳۷.۸۸ میلی متر دارند.

## ۱۲. مراجع

1. Fang, H. Y. (2001). *Foundation engineering handbook*, CBS Publishers and Distributors, New Delhi, India.
2. Sowers, G. F. (1970). *Introductory soil mechanics and foundations: Geotechnical engineering*, Macmillan Publishing Company, New York.
3. Maier, H. R. and Dandy, G. C. (2000). "Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modeling issues and application." *Environmental Modeling & Software*, 15(2000), 101-124.
4. Stone, M. (1974). "Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions." *J. R. Stat. Soc., B* 36, 111–147.
5. Masters, T. (1993). *Practical neural network recipes in C++*, Academic Press, San Diego, California.
6. Faraway, J., and Chatfield, C. (1998). "Time series forecasting with neural networks: a comparative study using the airline data." *Applied Statistics*, 47(2), 231-209.
7. White, H. (1989). "Learning in artificial neural networks: A statistical Perspective." *Neural Computation*, 1, 425–464.
8. Hassoun, M. H. (1995). *Fundamentals of artificial neural networks*, MIT Press, Cambridge.
9. Breiman, L. (1994). "Comment on 'Neural networks: A review from a statistical' by B. Cheng and D. M. Titterington." *Statistical Science*, 9(1), 38-42.
10. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986). "Learning internal representation by error propagation." *Parallel distributed processing*, D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, eds., MIT Press, Cambridge.
11. Smith, G. N. (1986). *Probability and statistics in civil engineering: An introduction*, Collins, London.
12. Smith, M. (1993). *Neural networks for statistical modeling*, Van Nostrand-Reinhold, New York.
13. Ballouz, M., Nasr, G., and Briaud, J.-L. (1991). "Dynamic and static testing of nine drilled shafts at Texas A&M University geotechnical sites." *Res. Rep.*, Civil Engineering, Texas A&M University, College Station, Tex., 127.
14. Das, B. M. (1995). *Principles of foundation engineering*, 3rd ed. PWS Pub. Co.
15. Vesic, A. S. (1977). "Design of pile foundations." *National Cooperative Highway Research Program, Synthesis of Practice No. 42*, Transportation Research Board, Washington, DC.
16. Reese, L. C., Isenhower, W. M., and Wang, S.T. (2006). *Analysis and design of shallow and deep foundations*, John Wiley & Sons.