

## Prediction of Maximum Settlement in EPB Mechanized Twin Tunneling Using Supervised Combined Artificial Intelligence Model

Ghodrat Barzegari<sup>1\*</sup>, Ata Allah Nadiri<sup>1</sup>, Hesam Javid<sup>1</sup>

1-Department of Earth Sciences, Faculty of Natural Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran

**Keywords:** Artificial neural network; Combined artificial intelligence; EPB mechanized tunneling; Fuzzy logic; settlement

### 1-Introduction

Occurrence of settlements associated with damaging adjacent structures is a dangerous phenomena due to tunnel excavation in the urban area. It may cause some dangers to the neighbors. Artificial intelligence as a new method applies to examine the relationship between different parameters and their impact on the geotechnical hazards incidents probability and severity.

The amount of the settlement in EPB mechanized tunneling depends on several factors including 1) geological conditions and groundwater level, 2) tunnel characteristics (depth and diameter) and 3) drilling parameters (penetration rate, face pressure, back-fill grouting pressure, pitching angle of the machine). Due to the complexity of the settlement process in mechanized tunneling and the impossibility of using all of the useful parameters, the use of classical models such as regression and numerical methods is not efficient and has many problems (Suwansawat and Einstein, 2006). Therefore, the using of artificial intelligence models such as artificial neural networks and fuzzy methods frequently has been used to predict maximum settlement (Kim et al., 2001; Suwansawat and Einstein, 2006; Ocak and Seker, 2013; Show Fang et al., 2014; Moeinossadat et al., 2016; Nadiri et al., 2018). Artificial neural networks save time and decrease cost in modelling process. The analysis is based on artificial intelligence models by extracting the relationships between the factors affecting the settlement, such as tunnel depth and diameter, soil properties, and machine operation parameters. These models have been used to predict ground surface settlement in a number of tunneling projects. (Inanlou and Ahanghari, 2010; Rezazadeh Anbarani et al., 2013; Jafari et al., 2013; Santos and Celestino, 2008; Ocak and Seker, 2013; Dindarloo and Siami Irdemoosa, 2015; Mohammadi et al., 2015; Camos et al., 2016; Bouayad and Emeriault, 2017). In this research, in addition to solving previous research problems, a model is proposed that its results can be generalized to the other projects all over the world. The study area was selected as part of the Tabriz metro line 1, between the Qunqa and Gazran stations, which has suitable conditions in viewpoints of geological characteristics and tunnel specification that is very common and similar to other projects in this field. A fuzzy modeling method has been used to predict a maximum settlement in the study area, and its results are compared with the results of artificial neural networks which is used in previous studies. Also, considering the ability of each model, the combination of these models can take advantage of the simultaneous benefits of both models (Nadiri et al., 2013, 2014, 2015, 2018). So in this research, the Neuro-fuzzy model is used to combine individual artificial intelligence models to use the benefits of both models simultaneously.

### 2- Research methods

In this paper, as per twin tunnelling excavation by using of EPB-TBM, the useful parameters on settlement, including face support pressure, void fill grouting pressure, penetration rate, pitching angle,

\* Corresponding author: gbarzegari@tabrizu.ac.ir

DOI: 10.22055/aag.2019.28287.1929

Received 2019-01-18

Accepted 2019-06-27

groundwater level, tunnel depth and soil characteristics (standard penetration test number, soil elastic modulus, dry density, internal friction and cohesion) belonging to a part of the Tabriz metro line 1 twin tunnels in a distance between Qunqa and Gazran stations were selected in the studied area. Then, they applied as input data for the artificial intelligence models to predict the maximum surface settlements a target value. The models are trained to optimize artificial intelligence models for predicting maximum surface settlement and then tested to evaluate the performance of the models. One of the most useful types of artificial neural networks for solving engineering and geotechnical problems is the multi-layered perceptron network (MLP). A neural network consists of processing elements called neurons or nodes. MLP networks consist of an input layer, one or more hidden layers, and an output layer. The neurons are linked to the next by the weights, and the biases are adjusting the values in the hidden layer and output layer neurons. In this study the hyperbolic function and linear function were selected as transfer function of hidden layer nodes and output layer nodes, respectively. Biases in artificial neural networks obtained by optimization algorithms such as Levenberg Marquardt (LM).

In this research, Takagi Sugeno (TS-FL) fuzzy logic method has been adopted to maximum surface settlement prediction. In this method, the membership functions are constant (zero) and linear. Input classifications and output membership functions performed in a process called subtractive clustering. The TS-FL clustering and fuzzy set are based on if and then. A general Gaussian function was used to create membership functions for ten input data. Each input was divided into four classes and if and then rules was generated by subtractive clustering method. In this clustering method, the number of rules is equal to the number of clusters.

A combined artificial intelligence is composed of a set of artificial intelligence models that combine the outputs of individual models with considering that each AI model has its unique advantages. Therefore, combined artificial intelligence combines the benefits of all of these models and provides better results than any single model (Nadiri et al., 2018).

In this research, Neuro-fuzzy model adopted to generate the modified supervised combined artificial intelligence (SCAI) model by combining output of ANN, and TS-FL models. The determined settlement using these two single models of artificial intelligence is the input of the SCAI model.

### 3-Results and discussion

In order to construct an artificial neural network model using a multi-layer perceptron network to predict maximum settlement of ground surface, a number of 119 measured data from the study project, have been used with considering of 10 parameters as inputs data and one parameter as a target data of artificial intelligence model in MATLAB software. In the next step, 30 percent of the data is randomly selected as testing, and 70 percent of them used for training the network. In the modeling performed to achieve optimal network, Levenberg-Marquardt algorithm The result show that the optimal structure was 10;2;1, one output layer with 10 neurons and a hidden layer with two neurons and output neuron with one neuron and the RMSE value was 2.87 mm and  $R^2$  equal to 0.81.

In the TS-FL model, the first step is the classification of the data, which determines the radius of the clusters by minimizing the RMSE. Through systematic search in the model, the optimal clustering radius was 0.6. This cluster radius creates 6 cluster of data and 6 fuzzy rules (if-then). In each rule, in order to minimize the model error, the input and output parameters are controlled by the membership function. The results show that the  $R^2$  and RMSE are 0.99 and 0.01 in training and 0.72 and 3.36 mm in testing, respectively.

In this research, in order to construct an SCAI model, a neuro-fuzzy (NF) model was used to combine the results of the progressive and fuzzy networks of Takagi-Sugeno. This method is a combination of fuzzy method and artificial neural network, which uses the advantages of both methods in such a way that artificial neural networks are applied to optimize the fuzzy model. In this study, the TS-FL model was used with subtractive classification. For NF modeling to determining the optimum radius and number of rules, the radius was considered between intervals of 0.1 to 1, and the RMSE value of the mean of the training and testing stage was calculated. Therefore, based on the minimum RMSE, an optimal radius of 0.5 and 4 rules and fuzzy sets were obtained. The optimal radius for estimating a

combined model of 0.5 considered the settlement. Based on the obtained results as provided in Table 1, in the combined model, the RMSE was equal to 0.52 and  $R^2$  was equal to 0.98 and 0.97 at the training and testing stage, respectively.

Table 1. Conventional and combined artificial intelligence results for the testing stage.

Artificial intelligence models	$R^2$	RMSE
Artificial neural network	0.81	2.87
Fuzzy logic	0.72	3.36
Supervised combined model	0.97	0.78

#### 4-Conclusion

Comparing of obtained results with actual measured data showed that despite the ability of both artificial intelligence models on estimating the maximum settlement of ground surface in EPB mechanized tunneling, it is still possible to precise the results by applying a combined artificial intelligence model. Therefore, the output of two single models was applied as the input of the Neuro-fuzzy model, and the obtained results ( $R^2 = 0.97$  and  $RMSE = 0.78$ ) indicate a decrease of at least 73% RMSE compared to the individual models.

#### References

- Bouayad, D., Emeriault, F., 2017. Modeling the relationship between ground surface settlements induced by shield tunneling and the operational and geological parameters based on the hybrid PCA/ANFIS method. *Tunnelling and Underground Space Technology* 68, 142-152.
- Camos, C., Spackova, O., Straub, D., Molins, C., 2016. Probabilistic approach to assessing and monitoring settlements caused by tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 51, 313–325.
- Dindarloo, S. R., Siami-Irdemoosa, E., 2015. Maximum surface settlement based classification of shallow tunnels in soft ground. *Tunnelling and Underground Space Technology* 49, 320 – 327.
- Inanlou, H., Ahanghari, K., 2010. Using artificial neural network as a complement to numerical methods in predicting tunnel settlement in Tabriz Metro line 1. *Kharazmi University Journal of Engineering Geology* 4 (1), 793-808.
- Jafari, H., Pakbaz, M. S., Adib, A., Bagheri-Nya, Kh., 2013. Prediction of ground surface and geomechanical parameters by using of artificial neural network (Case study: Ahwaz Metro). *The First Iranian Conference on Geotechnical Engineering, University of Mohaghegh Ardabili*.
- Kim, C. Y., Bae, G. J., Hong, S. W., Park, C. H., Moon, H. K., Shin, H. S., 2001. Neural network based prediction of ground surface settlements due to tunnelling. *Computers and Geotechnics* 28(6), 517-547.
- Moeinossadat, S. R., Ahangari, K., Shahriar, K., 2016. Calculation of maximum surface settlement induced by EPB shield tunnelling and introducing most effective parameter. *Journal of Central South University* 23, 3273-3283.
- Mohammadi, S. D., Naseri, F., Alipoor, S., 2015. Development of artificial neural networks and multiple regression models for the NATM tunnelling-induced settlement in Niayesh subway tunnel, Tehran. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* 74(3), 827-843.
- Nadiri, A. A., Fijani, E., Frank T-C. Tsai, Moghaddam A. A., 2013. Supervised committee machine with artificial intelligence for prediction of fluoride concentration. *Journal of Hydroinformatics* 15(4), 1474-1490.
- Nadiri, A. A., Chitsazan, N., Tsai, F. T. C. and Moghaddam, A. A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *Journal of Hydrologic Engineering* 19, 520-532.
- Nadiri, A.A., Taheri, Z., Khatibi, R., Barzegari, G., Dideban, K., 2018. Introducing a new framework for mapping subsidence vulnerability indices (SVIs): ALPRIFT. *Journal of Science Total Environmental* 628-629, 1043-1057.

- Nadiri, A.A., Shokri, S., Tsai, F.T.C., Moghaddam, A.A., 2018. Prediction of effluent quality parameters of a wastewater treatment plant using a supervised committee fuzzy logic model. *Journal of Cleaner Production* 180, 539-549.
- Nadiri, A.A., Chitsazan, N., Tsai, F. TC., Moghaddam, A.A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *Journal of Hydrologic Engineering* 19, 520-532.
- Ocak, I., Seker, S. E., 2013. Calculation of surface settlements caused by EPBM tunneling using artificial neural network, SVM, and Gaussian processes. *Environmental Earth Sciences* 70(3), 1263-1276.
- Rezazadeh Anbarani, M., Hajyan, A., Sadeghi, M. M., 2013. Prediction of ground surface settlement due to tunneling by using of fuzzy neural network – case study; Mashhad Metro line 2<sup>nd</sup> International Conference on Civil Engineering, Architecture and Urban Sustainable.
- Santos, O. J., Celestino, T. B., 2008. Artificial neural networks analysis of Sao Paulo subway tunnel settlement data. *Tunnelling and Underground Space Technology* 23(5), 481-491.
- Show Fang, Y., Wu, C.T., Feng Chen S., Liu, C. 2014. An estimation of subsurface settlement due to shield tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 44, 121-129.
- Suwansawat, S., Einstein, H. H., 2006. Artificial neural networks for predicting the maximum surface settlement caused by EPB shield tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 21(2), 133-150.

## پیش بینی نشست حداکثر در حفاری مکانیزه تونل‌های دوقلو به روش سپر تعادلی فشار زمین (EPB) با استفاده از مدل ترکیبی نظارت شده هوش مصنوعی

### قدرت برزگری\*

گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

### عطاالله ندیری

گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

### حسام جاوید

گروه علوم زمین، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۸/۰۴/۰۶

تاریخ دریافت: ۱۳۹۷/۱۰/۱۱

\*gbarzegari@tabrizu.ac.ir

### چکیده

از جمله پدیده‌های مهم ناشی از حفر تونل‌ها در محیط‌های شهری، وقوع نشست‌های سطح زمین می‌باشد که علاوه بر آسیب دیدگی سازه‌های مجاور تونل، ممکن است با خطرات جانی نیز همراه باشد. هوش مصنوعی از روش‌های نوینی است که برای بررسی نحوه‌ی ارتباط پارامترهای مختلف با یکدیگر و میزان تأثیر آنها در وقوع مخاطرات ژئوتکنیکی و برآورد احتمال و شدت آنها استفاده می‌شود.

در این مقاله از پارامترهای دخیل در نشست حداکثر سطح زمین در اثر حفاری تونل به روش سپر تعادلی فشار زمین شامل فشار تعادلی جبهه‌ی کار، فشار تزریق دوغاب پشت لاینینگ، نرخ نفوذ ماشین، زاویه انحراف قائم ماشین، سطح آب زیرزمینی، عمق تونل و مشخصات خاک شامل عدد نفوذ استاندارد، مدول الاستیسیته خاک، چگالی خشک خاک، چسبندگی خاک و اصطکاک داخلی خاک مربوط به بخشی از مسیر تونل‌های دوقلوی خط یک قطار شهری تبریز در حدفاصل بین ایستگاه‌های قونقا تا گازران به عنوان ورودی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی برای پیش‌بینی نشست حداکثر استفاده شده است. مقایسه نتایج به دست آمده از مدل‌سازی با نشست‌های اندازه‌گیری شده در خط یک متروی تبریز نشان داد که با وجود توانایی هر دو مدل هوش مصنوعی در تخمین نشست در حفاری مکانیزه، ولی هنوز امکان تدقیق نتایج با استفاده از مدل هوش مصنوعی مرکب وجود دارد. لذا خروجی دو مدل منفرد به عنوان ورودی مدل نروفازی استفاده شد و نتایج بدست آمده  $R^2=0.97$  و  $RMSE=0.78$  نشان از کاهش حداقل ۷۳ درصدی RMSE نسبت به مدل‌های منفرد دارد.

**کلمات کلیدی:** شبکه عصبی مصنوعی، هوش مصنوعی مرکب تونلسازی به روش سپر تعادلی فشار زمین، منطق فازی، نشست

### مقدمه

نشست، رهایی تنش در اطراف تونل است. نشست ممکن است به اندازه‌ای وسیع باشد که سبب گسیختگی و آسیب‌دیدگی سازه‌های مجاور مسیر تونل شده و در صورت پیش‌بینی می‌توان با انتخاب مسیر مناسب و عمق بهینه و در نظر گرفتن تدابیر لازم در زمان حفاری، تا حد ممکن می‌توان این آسیب‌دیدگی‌ها را کاهش داد (Peck, 1969).

جابجایی و تغییر شکل زمین اطراف (به ویژه نشست) پدیده عادی در حفاری‌های زیرزمینی است. مقدار این نشست‌ها که در اثر حفاری تونل با استفاده از ماشین حفاری به روش سپر تعادلی فشار زمین<sup>۱</sup> در زمین‌های خاکی ایجاد می‌شود، به عوامل متعددی بستگی دارد که مهم‌ترین آنها عبارتند از: (۱) شرایط

احداث تونل‌های سطحی در نواحی متراکم و پر ازدحام شهری با موانع و مشکلاتی روبه‌رو می‌شود که یکی از مهمترین آنها مسئله نشست است. برای پیشگیری از خطرات و ریسک ناشی از این پدیده و به طور کلی تأثیرات احتمالی حفاری تونل بر سازه‌های مجاور، پیش‌بینی میزان حداکثر نشست قبل از شروع عملیات حفاری برای به کارگیری هر گونه تدابیر لازم ضروری می‌باشد. روش‌های کنترل و جلوگیری از نشست، بستگی به روش‌های پیش‌بینی دارند که این امر، اهمیت پیش‌بینی نشست را نشان می‌دهد. به عبارتی دیگر، یکی از مهم‌ترین مراحل احداث تونل‌های مترو که عمدتاً در عمق کمتر از ۲۰ متری سطح زمین و در محیط‌های آبرفتی حفر می‌شوند، پیش‌بینی نشست است. علت اصلی این

1- Earth Pressure Balance (EPB)

سهولت کاربرد برخوردار هستند. تجزیه و تحلیل بر اساس مدل‌های هوش مصنوعی با استخراج روابط بین عوامل مؤثر بر نشست، مانند عوامل عمق و قطر تونل، خواص خاک و پارامترهای حفاری انجام می‌گیرد. این مدل‌ها جهت پیش‌بینی نشست سطح زمین در تعدادی از پروژه‌های تونل‌زنی مورد استفاده واقع شده است (Inanlou and Ahanghari, 2010; Rezazadeh Anbarani et al., 2013; Jafari et al., 2013; Santos and Celestino, 2008; Ocak and Seker, 2013; Dindarloo and Siami Irdemoosa, 2015 Mohammadi et al., 2015; Camos et al., 2016; Bouayad and Emeriault, 2017).

با این حال در تحقیق Ocak و Seker (۲۰۱۳) پارامترهای اساسی مؤثر بر نشست مثل زاویه اصطکاک داخلی خاک، چسبندگی و مدول الاستیسیته در نظر نگرفته اند و بر شرایط خاصی با عمق متوسط ۲۴/۴۰ متر، تمرکز داشته اند که تعمیم نتایج آن به سایر پروژه‌های حفاری مترو قابل اطمینان نخواهد بود. علاوه بر این، در تحقیق Bouayad و Emeriault (۲۰۱۷) شرایط زمین شناسی بصورت هموزن فرض شده و از تأثیر پارامترهای عمق و قطر تونل چشم پوشی کرده اند. در این تحقیق سعی بر آن است که علاوه بر رفع مشکلات تحقیقات پیشین مانند عدم بررسی تمام پارامترهای مؤثر در نشست و تأثیر ناهمگنی خاک و در مواردی عمق و قطر تونل، مدلی ارائه شود که نتایج آن قابل تعمیم بر سایر پروژه‌های در حال اجرا در داخل و خارج کشور باشد. لذا به این منظور منطقه مطالعاتی بخشی از مسیر خط یک متروی تبریز حد فاصل بین ایستگاه قونقا تا گازران (شامل مشخصات تونل، خصوصیات زمین شناسی و ژئوتکنیکی، پارامترهای حفاری) انتخاب گردید که دارای شرایط مناسب از لحاظ وجود نهشته های ماسه ای و تناسب عمق و قطر که بسیار متداول و مشابه با سایر پروژه‌هایی از این دست می باشد. در شکل ۲ نیمرخ زمین‌شناسی مهندسی و مقطع عرضی مسیر مورد مطالعه نشان داده شده است. برای پیش بینی نشست حداکثر در منطقه مطالعاتی از روش مدلسازی فازی استفاده شده و نتایج آن با نتایج روش های هوش مصنوعی به کارگرفته شده در تحقیقات قبلی یعنی شبکه های عصبی مصنوعی مقایسه شده است. همچنین با توجه به توانایی هریک از مدل‌های هوش مصنوعی، ترکیب این مدل‌ها می تواند از مزایای همزمان هر دو مدل استفاده کند (Nadiri et al., 2013; 2014; 2015; 2018). لذا در این تحقیق نیز از مدل نروفازی برای ترکیب مدل‌های منفرد هوش مصنوعی استفاده شده تا از مزایای همزمان هر دو مدل استفاده شود

زمین‌شناسی مهندسی مسیر (تراکم خاک و مقاومت برشی خاک)، (۲) روش حفاری تونل (سنتی یا مکانیزه)، (۳) مشخصات تونل (عمق و قطر) و پارامترهای حفاری (نرخ نفوذ)، فشار جبهه‌ی حفاری، فشار تزریق دوغاب پشت لاینینگ، میزان انحراف قائم ماشین حفار. با توجه به این که تمامی این عوامل در اجرای تونل قابل کنترل نیستند و در شرایط زمین‌شناسی مسیر نیز عدم قطعیت‌هایی وجود دارد، پیش‌بینی دقیق جابجایی‌ها بسیار مشکل است. شناخت فرآیند وقوع نشست و اطلاع کامل از عوامل دخیل در آن می‌تواند به مقدار زیادی از مشکلات ناشی از وقوع نشست جلوگیری کند. با بررسی های انجام شده در خصوص دلایل جابجایی‌ها در اجرای تونل مکانیزه تونل، چهار مرحله کلی برای جابجایی سطح زمین می‌توان در نظر گرفت که عبارتند از (ITA/AITES, 2007): مرحله ۱) نشست در پیشرو و بالای جبهه حفاری، در اثر جابجایی خاک و جریان آب زیرزمینی به داخل تونل که بوسیله فشار جبهه حفاری و مقدار نفوذ دستگاه کنترل می‌شود، مرحله ۲) نشست در بالای سپر دستگاه حفاری، عمدتاً به دلیل اضافه حفاری بوسیله ابزارهای پیرامونی کله ماشین حفار برای کاهش اصطکاک سپر ماشین با زمین حفاری، انحراف قائم دستگاه که باعث بوجود آمدن حفره خالی در بالای سپر می‌شود و همینطور مقداری جزئی در اثر اصطکاک بین زمین و سپر حفاری و مخروطی بودن سپر ماشین ایجاد می‌شود که عمدتاً با دوغاب بنتونیت کنترل می‌گردد، مرحله ۳) نشست در انتهای سپر، به دلیل اختلاف قطر حفار و قطر خارجی لاینینگ تونل که موجب ایجاد حفره خالی در پشت لاینینگ می‌شود ایجاد می‌گردد. نشست این مرحله با تزریق دوغاب سیمان به عنوان پرکننده کنترل می‌شود، مرحله ۴) نشست نهائی، که در اثر پدیده تحکیم، خزش و مقداری بسیار ناچیز بدلیل خاصیت ارتجاعی بتن پیش‌ساخته لاینینگ ایجاد می‌گردد. شکل ۱ تصویری از مراحل مختلف نشست در حفاری مکانیزه با سپر تعادلی فشار زمین را به صورت شماتیک نشان داده شده است.

با توجه به پیچیدگی فرآیند نشست در حفاری مکانیزه و عدم امکان استفاده تمام پارامترهای مؤثر، استفاده از مدل‌های کلاسیک مانند روش‌های رگرسیونی و روش‌های عددی کارا نبوده و با مشکلات فراوانی رو به روست (Suwansawat and Einstein, 2006). لذا به دلیل توانایی مدل‌های هوش مصنوعی<sup>۵</sup> مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی<sup>۶</sup> و مدل‌های فازی<sup>۷</sup> در مدل‌سازی چنین فرآیندهایی برای پیش‌بینی حداکثر نشست کاربرد فراوانی یافته است (Kim et al., 2001; Suwansawat and Einstein, 2006; Ocak and Seker, 2013; Show Fang et al, 2014; Moeinossadat et al., 2016; Nadiri et al., 2018). شبکه‌های عصبی مصنوعی علاوه بر دقت لازم، از سرعت بالا و

- 1-Penetration rate
- 2-Face support pressure
- 3-Tail void grouting pressure
- 4-Pitching angle
- 5-Artificial intelligence
- 6-Artificial neural network
- 7-Fuzz models

## روش مطالعه

## شرایط زمین شناسی

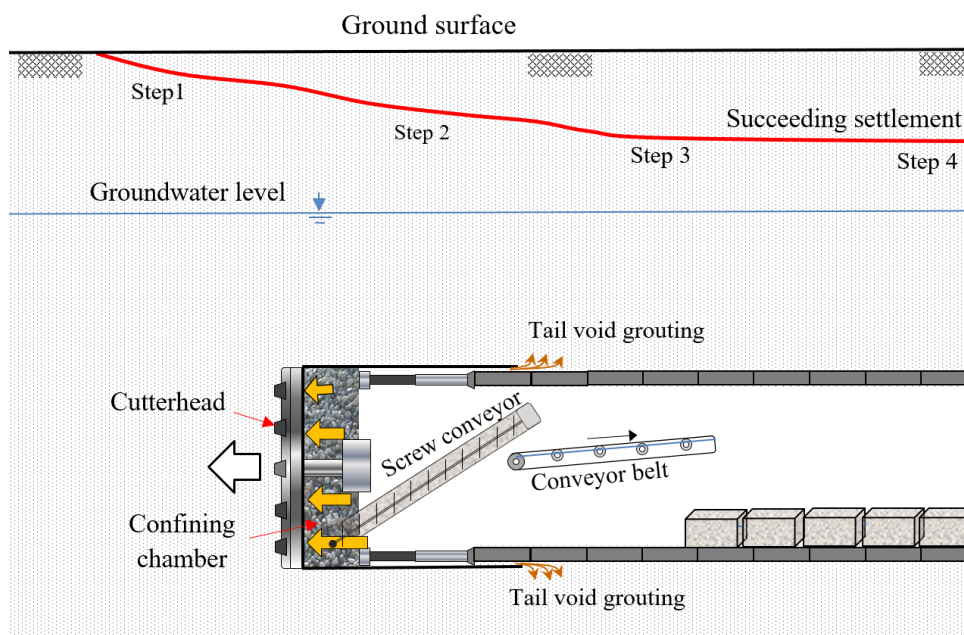
نوع خاک یک شاخص خوب و عامل مهم در تعیین نشست است. در تونل زنی به روش مکانیزه، طبقه بندی پایدار و ناپایدار خاک به دست خوردگی ایجاد شده در اثر حفاری مرتبط می شود. از نقطه نظر تاریخی، ترزاقی و پک طبقه بندی را برای خاک جهت حفاری تونل توسعه داده اند. طبقه بندی ترزاقی، یک نوع طبقه بندی مبتنی بر رفتارسنجی است که در آن خاکها به صورت سفت، گسسته، ریزشی، رونده، مچاله شونده یا آماسی طبقه بندی شده اند و معمولاً به عنوان یک طبقه بندی مبتنی بر تجربه فرد تونل ساز شناخته می شود. روش های کمی و کیفی دیگری برای طبقه بندی خاکها موجود است. آزمایش های نفوذ استاندارد<sup>۱</sup> تخمینی از تراکم نسبی خاک درجا را ارائه می دهد. این آزمایش صحرایی اغلب برای دسته بندی خاک های غیرچسبنده استفاده می گردد. خاک های ریزدانه چسبنده بر مبنای میزان روانی مرتبط با مقاومت برشی زهکشی نشده آنها توصیف می شوند. هرچه اطلاعات بیشتری از لحاظ درجه سیمان شدگی، شاخص خمیری، نفوذپذیری و ویسکوزیته مصالح زیر سطح آب زیرزمینی بیشتر باشد، پارامترهای حفاری از جمله فشارهای جبهه حفاری و تزریق دوغاب پشت لاینینگ با دقت بیشتری محاسبه شده و نشست کمتری اتفاق می افتد (O'Carroll and Jerome, 2005). در مقاله حاضر پارامترهای مدول الاستیسیته و دانسیته خاک، اصطکاک داخلی و چسبندگی خاک مورد مطالعه قرار گرفته اند.

## عوامل اصلی نشست زمین در حفاری تونل به روش EPB

بر اساس مطالعات انجام شده در این زمینه توسط محققان مختلف از جمله Matsushita و همکاران (۱۹۹۵) و با در نظر گرفتن مکانیسم حفاری به روش سپر تعادلی پارامترهای مؤثر بر نشست را می توان مطابق جدول ۱ در سه دسته اصلی شامل هندسه تونل، شرایط زمین شناسی و پارامترهای حفاری طبقه بندی کرد.

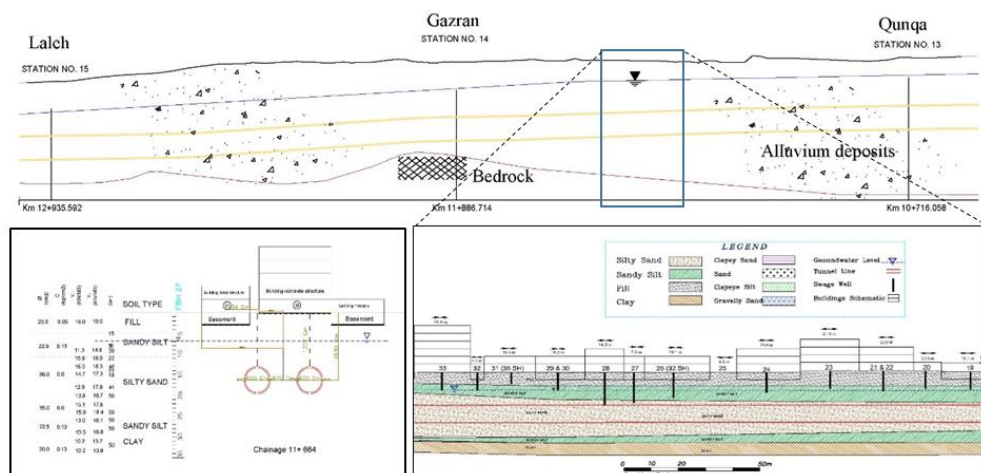
## هندسه تونل

عمق و قطر تونل دو پارامتر اصلی هندسه تونل به شمار می روند، به طوری که هر چقدر قطر تونل بیشتر باشد فضای خالی ایجاد شده بزرگتر شده و بخش بزرگتری از تکیه گاه روباره از بین می رود و به عبارتی دیگر سطح تماس بیشتری با تنش های عمودی و افقی فراهم می شود در نتیجه زمین ناپایدارتر شده و احتمال نشست بیشتر می گردد. حفاری تونل در اعماق کم (نسبت روباره به قطر کمتر از ۲/۵) منجر به ایجاد نشست هایی در سطح زمین می شود به طوری که با افزایش عمق تونل این تاثیر به کمترین مقدار می رسد (Pantet et al., 1993). قطر حفاری تونلهای مورد مطالعه در این تحقیق ۶/۸۸ متر و متوسط عمق تونل حدود ۱۰ متر می باشد.



شکل ۱- تصویری شماتیک از مراحل مختلف نشست در حفاری مکانیزه تونل به روش سپر تعادلی فشار زمین.

Fig. 1. Schematic diagram of different settlement steps during EPB tunneling.



شکل ۲- نیمرخ زمین شناسی مهندسی و مقطع عرضی مسیر مورد مطالعه.

Fig. 2. Engineering geological profile along the tunnel alignment.

جدول ۱- پارامترهای مؤثر بر نشست سطح زمین در حفاری تونل به روش سپر تعادلی.

Table. 1. Factors affecting the surface settlement in EPB tunneling.

Category	Factors
Tunnel geometry	Tunnel depth (m)
	Tunnel diameter (m)
Geological conditions	Geology (soil or rock)
	Geotechnical characteristics (soil grain size, compaction, cohesion, angle of friction, Elasticity module)
	Groundwater level (m)
TBM operation factors	Face support pressure (kPa)
	Tail void grouting pressure (kPa)
	Pitching angle (°)
	Penetration rate (mm/min)

فضای خالی پشت لاینینگ بتنی تونل به دلیل اختلاف قطر حفاری و خارجی بتن لاینینگ می باشد. در دستگاه حفاری مکانیزه سپری با روش سپر تعادلی (EPB) قطعات بتنی در داخل و قسمت انتهایی سپر دستگاه نصب و جاگذاری می شوند و قطر سپر از حلقه خارجی بتن بیشتر است. در نتیجه فضای خالی بین پوشش بتنی و خاک حفاری شده وجود دارد. این فضای خالی با عبور سپر فولادی تمایل به پر شدن توسط خاک اطراف تونل را دارد. در واقع با عبور سپر، خاک اطراف تونل به سمت داخل تونل ریزش خواهد کرد و در نتیجه این مسئله یکی از عوامل مهم ایجاد نشست در سطح زمین خواهد شد. عملیات تزریق دوغاب پشت لاینینگ با فشار کافی به منظور پر کردن این فضا و جلوگیری از این نشست نیز صورت می گیرد. بنابراین فشار تزریق دوغاب در کنترل نشست های سطحی زمین نقش مهمی ایفا می کند (شکل ۳b) (Leca, 1989).

### ج) زاویه انحراف دستگاه نسبت به محور

زاویه قرارگیری یا انحراف سپر نسبت به افق در حین حفاری از دیگر پارامترهای مؤثر بر نشست است (شکل ۳c). انحراف سپر ماشین حفاری نسبت به

### پارامترهای حفاری

#### الف) فشار جبهه حفاری

ماشین های حفاری تونل از نوع سپر تعادلی فشار زمین (EPB)، از امکان اعمال فشار پایدار و کنترل شده بر جبهه حفاری تونل برخوردار هستند تا از حرکت کنترل نشده خاک و تغییرات آب زیرزمینی در جبهه حفاری جلوگیری شود. کنترل دقیق فشار و به حداقل رساندن اضافه حفاری، می تواند خطر نشست ها یا بالازدگی های سطحی ناشی از حفاری تونل را کاهش دهد (شکل ۳a). بر این اساس در تونل زنی به روش حفاری مکانیزه، فشار جبهه حفاری یکی از مهم ترین پارامتر مؤثر بر نشست سطح زمین است. فشار اعمال شده باید در محدوده مجاز باشد در غیر این صورت، دست خوردگی ها و تغییر شکل های زمین اطراف را سبب شده و با نشست و یا بالازدگی زمین همراه خواهد بود (Suwansawat and Einstein, 2006).

#### ب) فشار تزریق فضای پشت لاینینگ

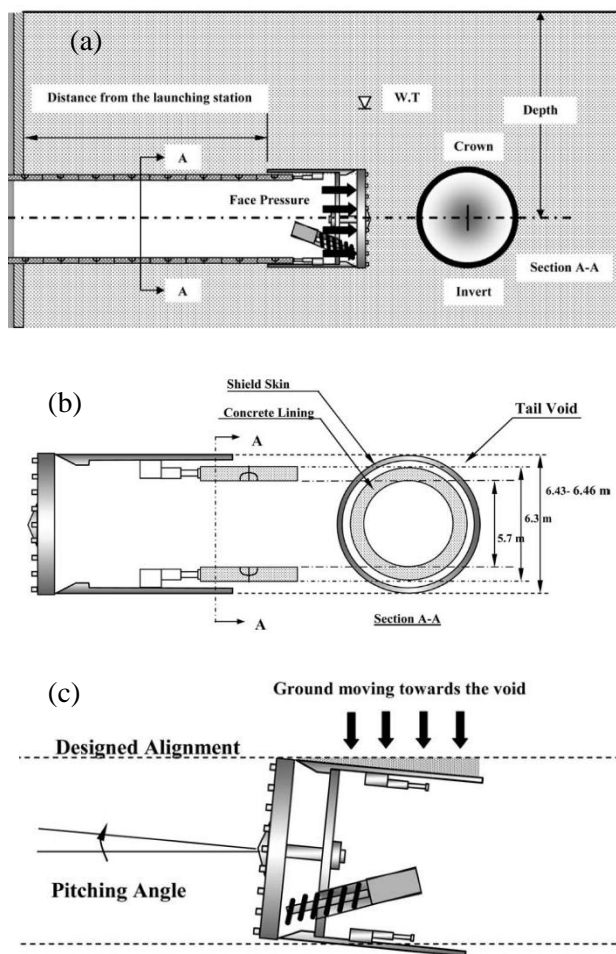


حین حفاری است. نرخ نفوذ به صورت سرعت حفاری و حرکت رو به جلو سپر تعریف می‌گردد که در هر چرخه حفاری اندازه‌گیری شده و مقدار آن به صورت میلی‌متر بر دقیقه می‌باشد. اگر میزان خاک حفاری شده در مقایسه با نرخ نفوذ بیش از حد مجاز باشد به معنی اضافه حفاری بوده و نشست‌هایی را در سطح زمین ایجاد خواهد کرد (Suwansawat and Einstein, 2006).

افق ممکن است با نشست و یا بالادگی همراه باشد. در شرایط انحراف زیاد در جهت بالا، حفره خالی نسبت بزرگی در بالای سپر ایجاد می‌گردد و باعث افزایش نشست می‌شود (Suwansawat and Einstein, 2006).

#### (د) نرخ نفوذ

یکی از پارامترهای تأثیرگذار دیگر بر روی نشست، میزان نرخ نفوذ ماشین در



شکل ۳- (a) پارامترهای هندسه و فشار جبهه‌ی تونل (b) فشار تزریق پشت لاینینگ (c) انحراف قائم ماشین.  
Fig. 3. (a) Tunnel geometry and face pressure (b) Tail void grouting pressure (c) Pitching angle.

#### هوش مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی که در تحقیقات قبل هم استفاده شده است مقایسه می‌شود.

#### شبکه عصبی مصنوعی

اساس ابداع شبکه‌های عصبی، شبیه‌سازی رفتار مغز انسان است. در بین تمام خواص مهم شبکه‌های عصبی، خاصیت یادگیری شبکه‌ها اهمیت ویژه‌ای دارند. شبکه‌ی عصبی به دلیل انعطاف و قابلیت یادگیری بالا، به عنوان سیستم‌های یادگیر دارای توانایی هستند که از گذشته بیاموزند و رفتار خود را در حین یادگیری بهبود

مدلهای هوش مصنوعی به دلیل توانمندی آنها در شناخت رفتار سیستمهای غیرخطی و پیچیده به سرعت در علوم مهندسی به کار گرفته شدند و هر یک از این مدلها به دلیل دارا بودن توانمندی های منحصر به فرد خود می توانند در شبیه سازی سیستمهای طبیعی نتایج متفاوت اما قبل مقایسه ای را ارائه دهند به همین دلیل مدلهای جدید برای بررسی رفتارهای سیستمهای طبیعی ارائه و روشهای قبلی مقایسه می شوند (Nadiri et al., 2018). در این تحقیق نیز مدل فازی برای شبیه سازی پدیده نشست استفاده شده و نتایج آن با نتایج مدل

$f_1$  و  $f_2$  تابع تبدیلگر لایه پنهان و لایه خروجی،  $I_i$  ورودی  $i$ ام،  $O_j$  خروجی  $j$ ام،  $W_{ji}$  و  $W_{ki}$  وزن ارتباط دهی بین دولا،  $b_j$  و  $b_k$  برابر مقدار بایاس‌های تنظیم کننده ورودی و لایه پنهان هستند.

### منطق فازی

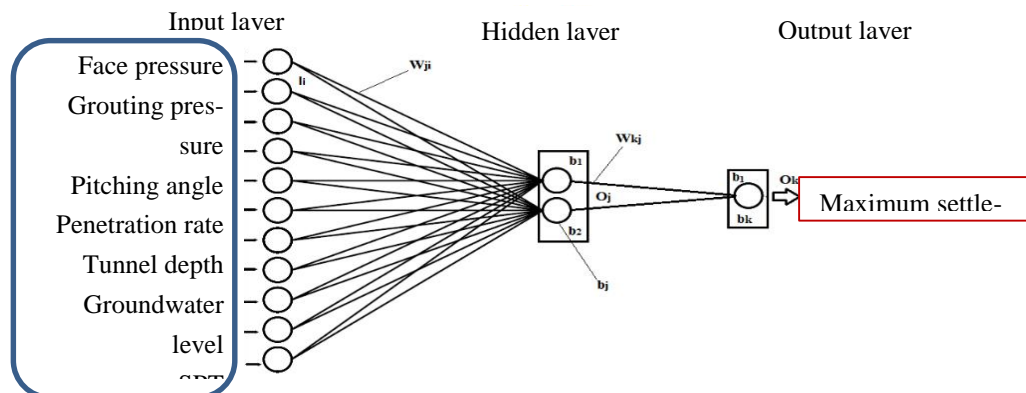
منطق فازی<sup>۱</sup> مبتنی بر نظریه مجموعه فازی است که اولین بار توسط زاده معرفی شده است (Zadeh et al., 1996). ریاضیات فازی یک فرا مجموعه از منطق بولی است که بر مفهوم درستی نسبی دلالت می‌کند. منطق کلاسیک هر چیزی را بر اساس یک سیستم دوتایی (۰ یا ۱) نشان می‌دهد ولی منطق فازی درستی هر چیزی را با یک عدد که مقادیر آن بین صفر و یک است نشان می‌دهد. منطق فازی معتقد است که ابهام در ماهیت علم است. برخلاف دیگران که معتقدند که باید تقریب‌ها را دقیق‌تر کرد تا بهره‌وری افزایش یابد. زاده معتقد است که باید به دنبال تولید مدل‌هایی بود که ابهام را به عنوان بخشی از سیستم مدل کند (Kosko, 1992). هر مجموعه فازی به وسیله یک تابع عضویت نشان داده می‌شود. تابع عضویت دارای اشکال مختلفی مانند گوسی، مثلثی، دوزنقه‌ای، سیگموئید و غیره است. هر سیستم فازی شامل سه بخش اصلی است (شکل ۵):  
 ۱- فازی کردن داده‌ها  
 ۲- سیستم استنتاج فازی (قوانین فازی)  
 ۳- غیرفازی سازی داده‌ها. در فازی‌سازی، ورودی‌ها از طریق تابع عضویت مربوط، به مجموعه فازی مناسب تغییر می‌یابد و نتایج فازی سازی شده از طریق سیستم استنتاج فازی به دست می‌آید. در مرحله آخر از اجتماع خروجی‌ها و غیرفازی‌سازی آن‌ها، نتایج نهایی به دست می‌آید. بر اساس نوع توابع عضویت، مدل فازی به دو نوع مددانی و سوگنو تقسیم می‌شود. در روش مددانی توابع عضویت خروجی، مجموعه‌های فازی هستند اما در مدل تاکاگی سوگنو، خروجی به صورت ثابت یا خطی است که توسط روش دسته‌بندی به دست می‌آید (Nadiri et al., 2013).

ببخشند. به همین سبب می‌توان از این تکنیک به منظور پیش‌بینی نشست متناسب با خصوصیات هندسه تونل و ژئومکانیکی زمین پیرامون تونل کمک گرفت. با به کار بردن این تکنیک و با استفاده از موارد اجرایی مشابه، شبکه جهت تعیین الگوی مناسب آموزش یافته و در محل اجرا با توجه به پارامترهای ساختگاه فضا، نشست حداکثر پیش‌بینی می‌شود (Hagan et al., 1995).

یکی از کاربردی‌ترین انواع شبکه‌های عصبی مصنوعی در جهت حل مسائل مهندسی و ژئوتکنیکی، شبکه‌های چند لایه‌ای پرسپترون (MLP) هستند که رمرهات در سال ۱۹۸۶ معرفی کرد. یک شبکه عصبی از عناصر پردازشی به نام نورون یا گره تشکیل شده است. شبکه‌های MLP از یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی تشکیل شده‌اند. نورون‌های توسط وزنها به لایه‌های بعدی مرتبط می‌شوند و بایاسها در نورونهای لایه میانی و خروجی تعدیل مقادیر رو بر عهده دارند. توابع تبدیلگر نیز وظیفه پردازش نورونها لایه میانی را برعهده دارند که می‌توانند طیف وسیعی از توابع رو شامل شود که در این تحقیق تابع هایپربولیک به عنوان تابع تبدیلگر استفاده گردیده است. وزن و بایاس در شبکه‌های عصبی مصنوعی توسط الگوریتمهای بهینه سازی مانند لونیبرگ مارکوارت (LM) به دست می‌آیند. ساختار یک شبکه MLP، در این مطالعه به صورت شکل ۴ نشان داده شده است. اسکالره‌های  $I$  و  $O$  به ترتیب ورودی و خروجی را نشان می‌دهند. میزان تأثیر  $O$  روی  $I$  با مقدار اسکالر  $w$  تعیین می‌شود. ورودی دیگری که مقداری ثابت برابر با یک است در جمله بایاس  $b$  ضرب شده و سپس با  $w$  و  $I$  جمع می‌شود (روابط ۱ و ۲) (ASCE, 2000; Nadiri et al., 2018):

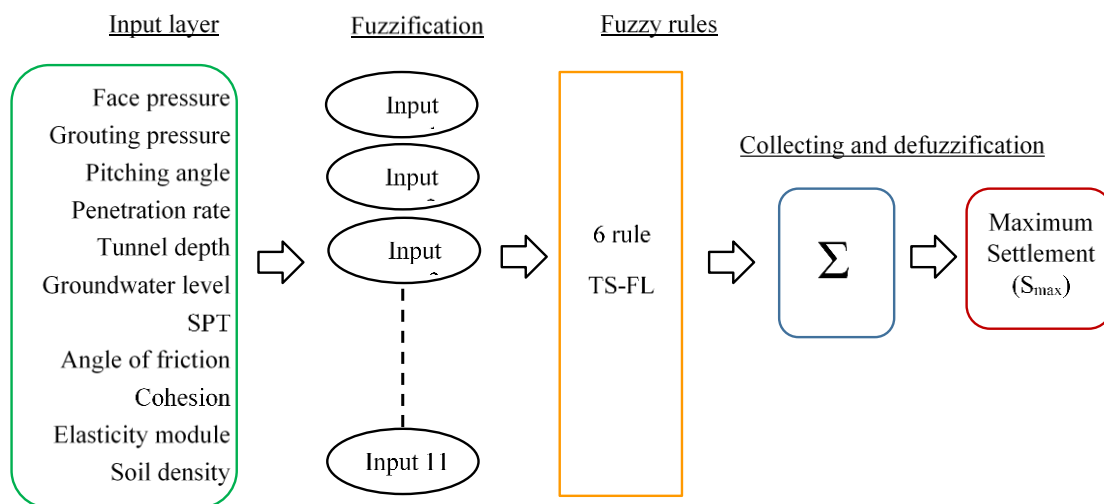
$$O_i = f_1 \left( b_j + \sum_i W_{ji} I_i \right) \quad (1)$$

$$O_k = S_{max} = f_2 \left( b_k + \sum_i W_{ki} O_i \right) \quad (2)$$



شکل ۴- ساختار مدل شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی نشست در حفاری مکانیزه به روش فشار تعادلی.

Fig. 4. Structure of artificial neural network model for predicting maximum settlement in EPB tunneling.



شکل ۵- مدل منطق فازی مورد استفاده برای پیش‌بینی نشست در حفاری مکانیزه تونل به روش تعادلی فشار زمین.  
Fig. 5. Fuzzy logic model used for prediction of maximum settlement in EPB tunneling.

longs to MF<sub>i</sub>  $\psi$ ) and ( $\phi$  belongs to MF<sub>i</sub>  $\phi$ ) and (E belongs to MF<sub>i</sub> E) and (C belongs to MF<sub>i</sub> C) Then  $S = m_i(F.P) + n_i(G.P) + o_i(P.i) + p_i(P.e) + q_i(D) + r_i(w.t) + s_i(SPT) + t_i(\psi) + u_i(\phi) + v_i(E) + x_i(C) + c_i$   
 $c_i, x_i, v_i, u_i, t_i, s_i, r_i, q_i$  و  $d_i$  = تابع عضویت  $i$  ام با ورودی  $d_i$  و  $pi, oi, ni, mi$  پارامترهای تابع خروجی می باشد که ضرایب با میانگین مربعات خطا تخمین زده می شوند. خروجی نهایی برابر میانگین مجموع وزن‌های خروجی ( $W_i$ ) و به صورت زیر است:

$$S_{max} = \frac{\sum_i W_i (S_{max})_i}{\sum_i W_i} \quad (3)$$

#### مدل ترکیبی نظارت شده

یک مدل ترکیبی نظارت شده<sup>۱</sup> از گروهی از مدل‌های هوش مصنوعی تشکیل شده که خروجی‌های مدل‌های منفرد را ترکیب می‌کند و با توجه به اینکه هر یک از مدل‌های هوش مصنوعی مزایای منحصر به فردی دارد بنابراین مدل هوش مصنوعی مرکب از مزایای همه این مدل‌ها استفاده می‌کند و نتایج بهتری نسبت به هر یک از مدل‌های منفرد ارائه می‌دهد (Nadiri et al., 2018) از جمله روش‌های ترکیب مدل‌ها می‌توان به روش متوسط‌گیری ساده و متوسط‌گیری وزنی اشاره کرد (Nadiri et al., 2013). در این مطالعه، یک مدل ترکیبی نظارت شده (SCAI) برای پیش‌بینی نشست ارائه شده که در این روش یک مدل هوش مصنوعی (AI) به عنوان یک ترکیب‌کننده نظارت شده غیرخطی به کار گرفته شده است که جایگزین روش متوسط‌گیری ساده و وزنی است (Tayfur et al., 2014).

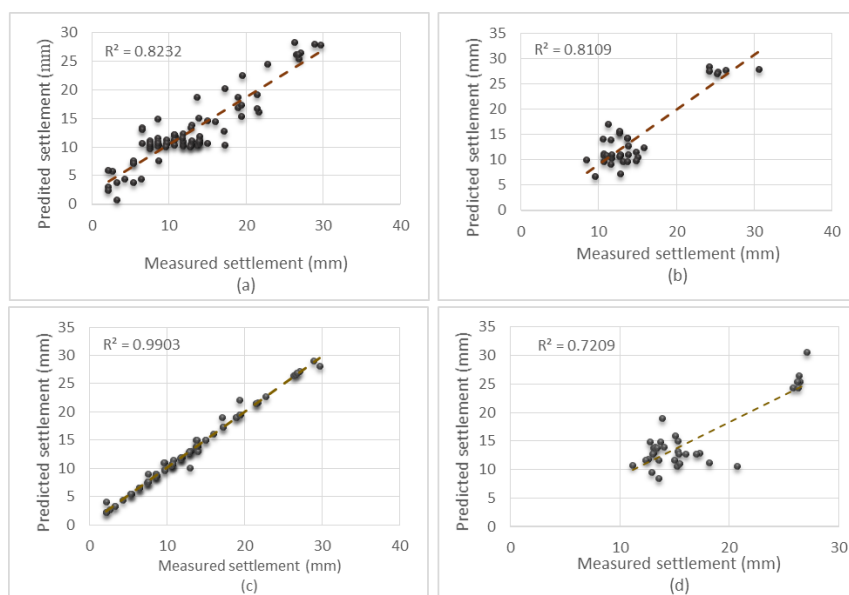
در این تحقیق از منطق فازی به روش تاکاگی سوگنو (TS-FL) استفاده شده است. در این روش توابع عضویت خروجی ثابت (صفر) و به صورت خطی می‌باشند. دسته‌بندی ورودی و توابع عضویت خروجی طی یک فرآیند به نام خوشه‌بندی انجام می‌شود. مجموعه خوشه‌بندی و فازی سازی به روش TS-FL بر پایه اگر و آنگاه است (Chiu, 1994; Chen and Wang, 1999). انتخاب یک شعاع خوشه مناسب تعدادی از خوشه‌ها و فازی‌سازی در حالت اگر و آنگاه را کنترل می‌کند، کاهش شعاع خوشه، تعداد خوشه‌ها را افزایش می‌دهد و منجر به خوشه‌های کوچکتر می‌شود. در مقابل، با استفاده از شعاع خوشه‌های بزرگ، خوشه‌های بزرگی از داده‌ها تولید شده و در نتیجه تعداد کمی از قوانین به دست می‌آید (Chiu, 1994). یک مدل TS-FL بدون تعداد کافی از قوانین نمی‌تواند کل دامنه را پوشش دهد و در صورت استفاده از قوانین بیش از حد پیچیده، ممکن است به عملکرد پایین منجر شود. بنابراین، شعاع خوشه باید به دقت انتخاب شود تا خوشه‌ها و قوانین مناسب بدست آید. برای مدل TS-FL مورد استفاده در این مطالعه، از یک تابع گاوس تعمیم یافته برای ایجاد توابع عضویت برای ۱۰ داده ورودی استفاده شده است. هر ورودی به چهار کلاس تقسیم بندی شده است، سپس بر اساس تابع عضویت برای ۱۱ ورودی، بر اساس اگر و آنگاه فازی‌سازی شده است و در آخر بر اساس نوع داده‌های ورودی، خروجی را به صورت خطی نشان می‌دهد. همانطور که از روش خوشه‌بندی کمکی استفاده می‌شود، تعداد قوانین برابر تعداد خوشه‌ها است. برای پیش‌بینی نشست در این مقاله، فازی‌سازی برای  $i$  به صورت زیر است:

Rule  $i$ : If ((F.P) belongs to MF<sub>i</sub> F.P) and ((G.P) belongs to MF<sub>i</sub> G.P) and ((P.i) belongs to MF<sub>i</sub> P.i) and ((P.e) belongs to MF<sub>i</sub> P.e) and (D belongs to MF<sub>i</sub> D) and ((W.t) belongs to MF<sub>i</sub> W.t) and (SPT belongs to MF<sub>i</sub> SPT) and ( $\psi$  belongs to MF<sub>i</sub>  $\psi$ ) and ( $\phi$  belongs to MF<sub>i</sub>  $\phi$ ) and (E belongs to MF<sub>i</sub> E) and (C belongs to MF<sub>i</sub> C) Then  $S = m_i(F.P) + n_i(G.P) + o_i(P.i) + p_i(P.e) + q_i(D) + r_i(w.t) + s_i(SPT) + t_i(\psi) + u_i(\phi) + v_i(E) + x_i(C) + c_i$



### مدل سازی به روش منطق فازی

برای مدل TS-FL، اولین مرحله دسته بندی داده‌ها می‌باشد که شعاع خوشه‌ها با به حداقل رساندن RMSE تعیین می‌شود. از طریق جستجوی سیستماتیک در مدل انجام شده، شعاع تأثیر ۰/۶ با خطای ۳/۲۶ میلی‌متر بهترین نتیجه را نشان داده است. این شعاع خوشه‌ای، شش قاعده فازی (اگر-آنگاه) و ۶



شکل ۶- مقایسه مقادیر نشست اندازه‌گیری شده با پیش‌بینی شده، بوسیله مدل شبکه عصبی مصنوعی (a) آموزش (b) آزمون، و مدل فازی (c) آموزش (d) آزمون.

Fig. 6. Comparison of measured and predicted values of settlement; by artificial neural network model (a) training (b) testing and fuzzy model (c) training (d) testing.

بهینه ۰/۵ و ۴ قانون و دسته فازی بدست آمد. بنابراین شعاع بهینه برای تخمین نشست توسط مدل مرکب ۰/۵ در نظر گرفته شد. تابع عضویت استفاده شده برای اجرای مدل، گوسین می‌باشد. بر اساس نتایج بدست آمده (جدول ۳) مدل مرکب در مرحله آموزش و آزمایش برای RMSE، به ترتیب برابر ۰/۵۲ و برای ۲R مقدار ۰/۹۸ و ۰/۹۷ بدست آمد.

### بحث

نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی در حالت آزمون در جدول ۳ ارائه شده است. با توجه به نتایج، از میان دو روش هوش مصنوعی، مدل شبکه عصبی مصنوعی نتیجه بهتری نسبت به منطق فازی نشان می‌دهد. در شکل ۷ مقایسه نتایج بدست آمده از هر دو روش هوش مصنوعی با نشست واقعی برداشت شده در طول مسیر است. هر دو روش هوش مصنوعی برای پیش‌بینی نشست حداکثر به علت نزدیک بودن نتایج به هم و پایین بودن خطا قابل استفاده می‌اشند و اختلاف زیاد و معنی داری بین نتایج وجود ندارد.

بر اساس نتایج مدل مرکب، این مدل سعی در نزدیک کردن نتایج به مقادیر مشاهداتی دارد و از طرفی در خیلی از نقاط مانند نقطه ۶ و ۷ مدل فازی و شبکه عصبی در دو نقطه مقابل هم و دورتر از مقادیر مشاهداتی قرار

### مدل ترکیبی نظارت شده هوش مصنوعی

در این تحقیق برای ایجاد مدل مرکب از یک مدل نروفازی برای ترکیب نتایج مدل‌های شبکه عصبی پیشرو و فازی تاکاگی-ساجنو استفاده شد. در این مدل، مقادیر نشست محاسباتی توسط دو مدل به عنوان ورودی‌های مدل نروفازی و نشست مشاهداتی خروجی مدل را تشکیل می‌دهد. برای مدل NF استفاده شده در مدل SCAI، بر اساس معادلات ۲ و ۳ به کار گرفته شده است. این روش ترکیبی از روش فازی و شبکه عصبی مصنوعی می‌باشد که از مزایای هر دو روش استفاده می‌کند به طوری که از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی مدل فازی استفاده می‌شود. اولین مرحله در مدل نروفازی ایجاد مدل فازی بر اساس داده‌های ورودی و خروجی است که در مدل‌سازی به روش نروفازی باید از روش فازی ساگنو استفاده شود که در این تحقیق نیز از مدل فازی ساگنو با دسته‌بندی کاهش استفاده شد. برای مدل‌سازی به روش نروفازی، تعیین شعاع بهینه امری مهم و اساسی می‌باشد؛ بنابراین برای تعیین شعاع بهینه و تعداد قوانین، شعاع را بین بازه ۰/۱ تا ۱ در نظر گرفته و مقدار RMSE میانگین مرحله آموزش و آزمایش محاسبه شد و تعداد قوانین در هر شعاع یادداشت شد. لذا بر اساس کمینه RMSE، شعاع

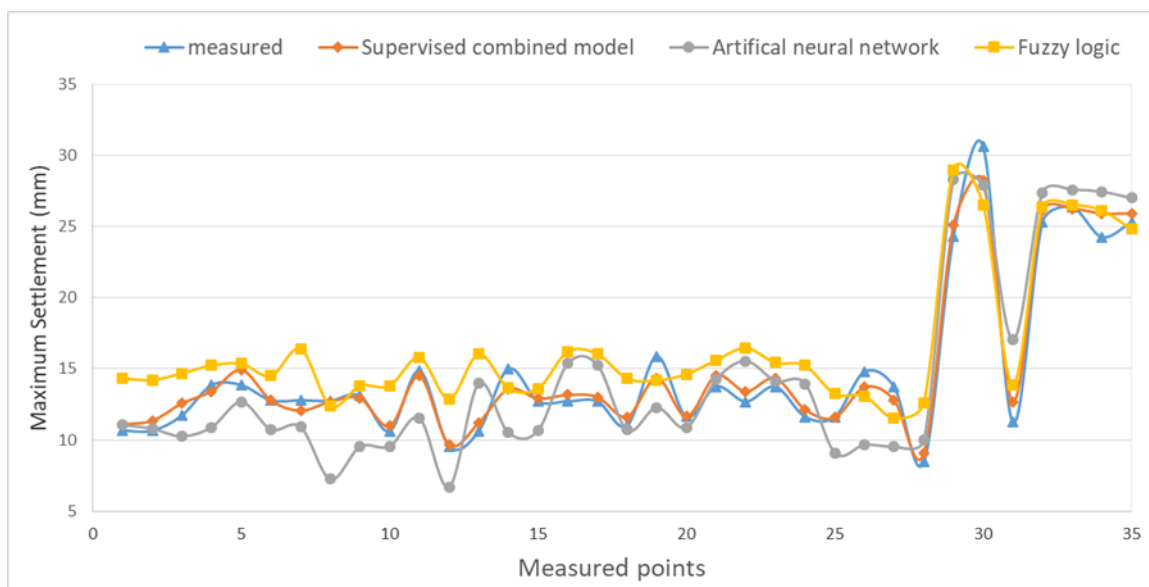
نشان از نزدیک شدن نتایج مدل هوش مصنوعی مرکب به نتایج مشاهداتی فارغ از محل قرار نتایج مدل‌های منفرد دارد. لذا به طور کلی می‌توان گفت مدل‌های مرکب علاوه بر استفاده از مزایای مدل‌های منفرد نزدیک‌ترین نتایج را نسبت به مقادیر مشاهداتی نشان می‌دهد.

همانطور که بصورت تجربی نیز ثابت شده است فشار جبهه کار و تزریق دوغاب پشت لابینگ از پارامترهای اصلی در کاهش میزان تغییر شکل روباره تونل بوده و دقت در محاسبه آن نقش اساسی در کاهش میزان نشست زمین دارد این موضوع در آنالیز حساسیت انجام یافته نیز بخوبی مشاهده می‌شود.

گرفته است. در حالی که مدل هوش مصنوعی مرکب در این نقاط مقادیر متوسط و یا حد واسط دو مقدار نتایج فازی و شبکه عصبی را ارائه می‌دهد. از طرفی برخی نتایج مدل مرکب نزدیک به بهترین مدل منفرد است مانند نقاط ۱۵ و ۲۰ و نیز می‌توان نقاطی مانند نقطه ۳۱ را نشان داد که نتایج مدل هوش مصنوعی مرکب دورتر از نتایج دو مدل منفرد نزدیک به مقادیر مشاهداتی قرار می‌گیرد. بر اساس نتایج تحقیقات قبلی انجام یافته بر روی مدل‌های مرکب هوش مصنوعی (Nadiri et al., 2018; Tayfur et al., 2014)، یافته‌های این تحقیق تأیید می‌شود به طوری که این مطالعات نیز

جدول ۳- نتایج حاصل از مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی عادی و ترکیبی برای مرحله آزمایش.  
Table 3. Conventional and combined artificial intelligence results for the testing stage.

Artificial intelligence models	R <sup>2</sup>	RMSE
Artificial neural network	0.81	2.87
Fuzzy logic	0.72	3.36
Supervised combined model	0.97	0.78



شکل ۷- نمودار مقایسه‌ای نشست‌های پیش‌بینی شده نسبت به نشست واقعی.  
Fig. 7. Comparison diagram of predicted vs. measured maximum settlements.

### نتیجه‌گیری

مدل ترکیبی نظارت شده مورد بررسی قرار گرفت و با نشست‌های واقعی اندازه‌گیری شده مقایسه گردید نتایج بدست آمده نشان داد از میان الگوریتم‌های آزمایش شده در شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم لونیبرگ مارکوارت بهترین نتیجه را نشان داده است. پیش‌بینی نشست حداکثر سطح زمین با شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تعیین ۰/۸۱ و جذر میانگین مربعات خطا برابر ۲/۸۷ نتیجه بهتری را نسبت به شبکه منطبق فازی ارائه می‌دهد ولی میزان دقت استفاده از مدل ترکیبی نظارت شده با ضریب تعیین برابر ۰/۹۷

با توجه به اهمیت نشست ناشی از حفاری تونل‌های درون شهری و تأثیر آن بر سازه‌های مجاور، در این تحقیق ضمن تعیین پارامترهای مؤثر بر نشست در حفاری مکانیزه به روش تعادلی فشار زمین، پیش‌بینی نشست حداکثر با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی (شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی و

### تشکر و قدردانی

بدینوسیله از سازمان قطار شهری تبریز و حومه و کارشناسان محترم بخش عملیات اجرایی تونلهای عمیق خط یک مترو که در جمع‌آوری اطلاعات میدانی نهایت مساعدت و همکاری را داشتند تشکر و قدردانی می‌شود.

و جذر میانگین مربعات خط برابر  $0.78$  به مراتب نسبت به دو روش قبلی بیشتر است.

اضافه می‌نماید استفاده از روش محاسبات هوشمند نیازمند تعداد زیادی داده‌های ورودی می‌باشد و تمامی داده‌ها بایستی برای یک محدوده مشابه باشند. استفاده از نتایج این تحقیق برای پروژه‌های مشابه با شرایط زمین‌شناسی مشابه و سایر خطوط متروی تبریز می‌تواند مفید واقع شود.

### منابع

- ASCE, 2000. Task committee on application of artificial neural networks in hydrology. Artificial neural networks in hydrology. II: Hydrologic applications. *Journal of Hydrologic Engineering* 5(2), 124-137.
- ITA/AITES, 2007. Settlements induced by tunneling in Soft Ground. *Tunneling and Underground Space Technology* 22, 119-149.
- Bouayad, D., Emeriault, F., 2017. Modeling the relationship between ground surface settlements induced by shield tunneling and the operational and geological parameters based on the hybrid PCA/ANFIS method. *Tunneling and Underground Space Technology* 68, 142-152.
- Camos, C., Spackova, O., Straub, D., Molins, C., 2016. Probabilistic approach to assessing and monitoring settlements caused by tunneling. *Tunneling and Underground Space Technology* 51, 313-325.
- Chen, M. S., Wang, S. W., 1999. Fuzzy clustering analysis for optimizing fuzzy membership functions. *Fuzzy sets and systems* 103(2), 239-254.
- Chiu, S. L., 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent and fuzzy systems* 2(3), 267-278.
- Dindarloo, S. R., Siami-Irdemoosa, E., 2015. Maximum surface settlement based classification of shallow tunnels in soft ground. *Tunneling and Underground Space Technology* 49, 320 - 327.
- Hagan, M. T., Demuth. H. B., Bael. M., 1995. *Neural Networks Design*. IEEE transactions on Neural Networks 5(6), 989-993.
- Inanlou, H., Ahanghari, K., 2010. Using artificial neural network as a complement to numerical methods in predicting tunnel settlement in Tabriz Metro line 1. *Kharazmi University Journal of Engineering Geology* 4 (1), 793-808.
- Jafari, H., Pakbaz, M. S., Adib, A., Bagheri-Nya, Kh., 2013. Prediction of ground surface and geomechanical parameters by using of artificial neural network (Case study: Ahwaz Metro). *The First Iranian Conference on Geotechnical Engineering, University of Mohaghegh Ardabili*.
- Kim, C. Y., Bae, G. J., Hong, S. W., Park, C. H., Moon, H. K., Shin, H. S., 2001. Neural network based prediction of ground surface settlements due to tunneling. *Computers and Geotechnics* 28(6), 517-547.
- Kosko, B., 1992. *Neural networks and fuzzy systems: a dynamical systems approach to machine intelligence*. Vol. 1, prentice hall
- Leca, E., 1989. *Analysis of NATM and shield tunneling in soft ground*. Ph.D Thesis, Virginia Institute and State University, Blacksburg.
- Matsushita, Y., Iwasaki, Y., Hashimoto, T., Imanishi, H., 1995. Behavior of subway tunnel driven by large slurry shield. In *Proceedings of the International Symposium on Geotechnical Aspects of Underground Construction in Soft Ground, New Delhi, India*, 253-257.
- Moeinossadat, S. R., Ahangari, K., Shahriar, K., 2016. Calculation of maximum surface settlement induced by EPB shield tunneling and introducing most effective parameter. *Journal of Central South University* 23, 3273-3283.
- Mohammadi, S. D., Naseri, F., Alipoor, S., 2015. Development of artificial neural networks and multiple regression models for the NATM tunnelling-induced settlement in Niayesh subway tunnel, Tehran. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* 74(3), 827-843.
- Nadiri, A. A., Fijani, E., Frank T.C., Tsai., Moghaddam, A. A., 2013. Supervised committee machine with artificial intelligence for prediction of fluoride concentration. *Journal of Hydroinformatics* 15(4), 1474-1490.
- Nadiri, A. A., Chitsazan, N., Tsai, F. T. C. Moghaddam, A. A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *Journal of Hydrologic Engineering* 19, 520-532.
- Nadiri, A.A., Taheri, Z., Khatibi, R., Barzegari, G., Dideban, K., 2018. Introducing a new framework for mapping subsidence vulnerability indices (SVIs): ALPRIFT. *Journal of Science Total Environment* 628-629, 1043-1057.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Sadeghfam, S., Asghari Moghaddam, A., 2017 a. Groundwater vulnerability indices conditioned by Supervised Intelligence Committee Machine (SICM). *Journal of Science of the Total Environment* 574, 691-706.

- Nadiri, A., Sedghi, Z., Khatibi, R., Gharekhani, M., 2017 b. Mapping vulnerability of multiple aquifers using multiple models and fuzzy logic to objectively derive model structures. *Journal of Science of the Total Environment* 593-594, 75-90.
- Nadiri, A.A., Gharekhani, M., Khatibi, R., Moghaddam, A. A., 2017 c. Assessment of groundwater vulnerability using supervised committee to combine fuzzy logic models. *Journal of Environmental Science and Pollution Research* 24(9), 8562-8577.
- Nadiri A. A., Shokri S, Tsai FTC, Moghaddam A.A., 2018. Prediction of effluent quality parameters of a wastewater treatment plant using a supervised committee fuzzy logic model. *Journal of Cleaner Production* 180, 539-549.
- Nadiri, A.A., Chitsazan, N., Tsai, F. TC., Moghaddam, A.A., 2014. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic Conductivity Estimation. *Journal of Hydrologic Engineering* 19, 520-532.
- Ocak, I., Seker, S. E., 2013. Calculation of surface settlements caused by EPBM tunneling using artificial neural network, SVM, and Gaussian processes. *Environmental Earth Sciences* 70(3), 1263-1276.
- O'Carroll, Jerome B., 2005. A Guide to planning, constructing, and supervising earth pressure balance TBM tunneling. Parsons Brinckerhoff, p.15.
- Pantet, A., Kastner, R., Piraud, J., 1993. In situ measurement and calculation of displacement field above slurry shields. *Developments in Geotechnical Engineering* 74, 443-452.
- Peck, R.B., 1969. Deep excavations and tunnelling in soft ground. In: *Proc. 7th International Conference on Soil Mechanics and Foundation Engineering, State of the Art Volume*, 225-290.
- Rezazadeh Anbarani, M., Hajyan, A., Sadeghi, M. M., 2013. Prediction of ground surface settlement due to tunneling by using of fuzzy neural network – case study; Mashhad Metro line, 2<sup>nd</sup> International Conference on Civil Engineering, Architecture and Urban Sustainable.
- Santos, O. J., Celestino, T. B., 2008. Artificial neural networks analysis of Sao Paulo subway tunnel settlement data. *Tunnelling and Underground Space Technology* 23(5), 481-491.
- Show Fang, Y., Wu, C.T., Feng Chen S., Liu, C. 2014. An estimation of subsurface settlement due to shield tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 44, 121-129.
- Suwansawat, S., Einstein, H. H., 2006. Artificial neural networks for predicting the maximum surface settlement caused by EPB shield tunneling. *Tunnelling and Underground Space Technology* 21(2), 133-150.
- Tayfur, G., Nadiri, A. A. and Moghaddam, A. A., 2014. Supervised Intelligent Committee Machine Method for Hydraulic Conductivity Estimation. *Water Resource Management* 28, 1173-1184.
- Zadeh, L. A. Klir, J. G., Yuan, B., 1996. *Fuzzy sets, Fuzzy Logic and Fuzzy Systems: Selected Papers*, World Scientific, p. 826.