

Evaluation and Comparison of FFB, CFB, and MLP Artificial Neural Networks for the Identification of Potential Sites for the Construction of Photovoltaic Solar Power Plants in East Azarbaijan Province

Hessam Shokati¹, Neda Kaffash Charandabi^{2*}

1- Master of GIS, Faculty of Planning and Environmental Sciences, University of Tabriz, Tabriz, Iran

2- Assistant Professor of Surveying, Marand Technical College, University of Tabriz, Tabriz, Iran

(*Corresponding Author Email: n_kaffash@tabrizu.ac.ir)

Extended Abstract:

Introduction:

As technology evolves in many countries around the world, the need for energy is increasing, which is especially important in developing countries such as Iran, because sustainable energy is needed to develop the process of sustainable development. Due to the geographical location of Iran and having a large number of sunny days, using solar power at the scale of the power plant helps provide sustainable energy. According to the radiation map provided by the Iranian New Energy Organization in East Azerbaijan province, there is enough potential to build a solar power plant. Due to the ability of neural networks to solve complex problems, the present study has used a combination of spatial decision-making system, GIS environment, and artificial neural networks to identify potential areas for solar power generation. The data used in the study include solar radiation, precipitation, sunshine hours, temperature, altitude, slope, LULC, distance from roads, and distance from cities. Based on these criteria, training data were obtained and trained using the Levenberg-Marquardt training algorithm of FFB, CFB, and MLP networks.

According to the results, the CFB network, with form 9,6,1 and RMSE values 0.084 and 0.061 for training and test data, was selected as the most suitable network and with the results obtained from this network, the location was determined. The results were classified into five classes, with about 15% identified as very favorable for the construction of photovoltaic solar power plants in East Azerbaijan Province.

Methodology:

In this research, we are looking for zoning of photovoltaic solar power plants using an artificial neural network in East Azarbaijan province. Since artificial neural networks need training data to perform the calculations, the criteria are weighted first through ANP, and then by using the weights obtained for the criteria, the training layer for network training is created. Using the training layer, all three FFB, CFB, and MLP neural networks have been trained to obtain the appropriate network and optimal structure.

Environmental criteria are selected based on the parameters of the construction of photovoltaic solar power plants. Given that the locating process is a multi-criteria decision problem between different parameters and criteria, therefore, the software must be selected that supports both the vector model and the raster model. It also can implement multi-criteria decision-making rules. Based on this,

ArcGIS 10.6 software was used for data preparation, layer preparation, and integration. Super decision and Matlab software have also been applied to the process of analyzing network decision making and artificial neural networks.

Discussion:

The structure of neural networks is such that by changing the number of hidden layers and its neurons, the change of the stimulus function and training algorithm of the network structure is changed and affects the output of the model. Therefore, determining the optimal structure of the network is based on trial and error, and using the evaluation criteria and comparing the results, the optimal model is modeled with the least error. However, we should be careful that if the error rate is very close to zero in the evaluation of the training results, there is a possibility of over-fitting, which means that the network created will only be suitable for the training set and adding new data will not yield a satisfactory answer.

Matlab software was used to simulate the structures of different artificial neural networks and determine the optimal structure. For the present study, three FFB, CFB, and MLP neural networks with different structures have been created so that all three networks employ the Levenberg-Marquardt training algorithm with back-propagation error (trainlm). The number of neurons ranged from 1 to 15 and the number of repeats between 10 and 700. For the FFB and CFB networks, the tansig and purelin transfer functions and for the MLP network, the hardlim and hardlims transfer functions are investigated.

According to the simulations, the optimal CFB network structure is 9,6,1 with 9 input neurons and 6 middle neurons, with MSE and RMSE values for the training data 0.006, 0.084 and for the test data 0.004, 0.061, the optimal FFB network structure as 9,5,1 with 9 input neurons and 5 middle neurons, with MSE and RMSE values for training data 0.11, 0.107 and for test data 0.012, 0.111 and the optimal structure of the MLP network as 9,9,1 with 9 input neurons and 9 middle neurons, with MSE and RMSE values for the training data 0.007, 0.085 and for the test data 0.006, 0.079 have been selected. Based on these results, the CFB neural network with the structure of 9,6,1 has the best performance among the networks. For this reason, the photovoltaic solar power plants in East Azarbaijan province have been located with this network.

The final map was classified into five descriptive classes using the results obtained. According to the classification, about 7.7% were in the very undesirable class, 28.4% in the undesirable class, 27.6% in the middle class, 20.6% in the desirable class, and 15.5% were in the very desirable class.

Conclusion:

With the advancement of industry and the development of new technologies, population growth in many countries of the world has increased the consumption of electricity. Also, all developed and developing countries have realized the fact that to maintain their international status, they need to provide sustainable energy, especially electricity, from non-fossil energy sources. As societies become more aware, the limitations and harms of using fossil fuels have become more apparent, forcing countries to source some of their electricity needs from other energy sources, such as renewable

energy sources. Iran, like all developing countries, is no exception. Due to the geographical location of Iran and having 300 sunny days, the use of solar energy in both large and small sectors contributes to sustainable energy supply.

In this study, the authors have tried to combine the existing methods for location namely the use of spatial decision-making systems and GIS, to use new methods such as artificial neural networks to identify potential areas for the construction of photovoltaic solar power plants in East Azarbaijan province. To accomplish this, based on the criteria for the construction and location of photovoltaic solar power plants, environmental factors include solar radiation, precipitation, sundial and temperature as climate criteria, elevation and slope as physical and land use criteria, distance from roads, and distance from cities are considered as economic criteria. Based on these criteria, training data was obtained through ANP, and along with this data, and LM training algorithm was performed to train FFB, CFB, and MLP networks.

Based on the MSE and RMSE evaluation criteria, the CFB network with the structure of 9,6,1 was selected as the most appropriate network and the results were obtained from this network. After preparing the final map, it was determined that solar photovoltaic power plants could be built in the province.

Keywords: Solar Energy, Location, Photovoltaic Solar Power Plants, ANN.

References:

- Allen, R. G., Bastiaanssen, W., Wright, J. L., Morse, A., Tasumi, M., & Trezza, R. (2002). *Evapotranspiration from Satellite Images for Water Management and Hydrology Balances*. Proceedings of the 2002 ICID Conference, Montreal, Canada.
- Anwar, Kh., & Deshmukh, S. (2018). Assessment and Mapping of Solar Energy Potential Using Artificial Neural Network and GIS Technology in the Southern Part of India. *International Journal of Renewable Energy Research*, 8(2), 974-985.
- Badde, D. S., Gupta, A. K., & Patki, V. K. (2013). Cascade and Feed Forward Back Propagation Artificial Neural Network Models for Prediction of Compressive Strength of Ready Mix Concrete. *IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE)*, 3(1), 1-6.
- Chiu, M., & Lin, G. (2004). Collaborative Supply Chain Planning Using the Artificial Neural Network Approach. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 8(15), 787-796.
- De Jesus, O., & Hagan, M. T. (2007). Backpropagation Algorithms for a Broad Class of Dynamic Networks. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(1), 14 -27.
- Ferrero Bermejo, J., Gomez Fernandez, J. F., Olivencia Polo, F., & Crespo Márquez, A. (2019). A Review of the Use of Artificial Neural Network Models for Energy and Reliability Prediction. A Study of the Solar PV, Hydraulic and Wind Energy Sources. *Journal of Applied Sciences*, 9(9), 1844.
- Fu, P., & Rich, P.M. (2002). A Geometric Solar Radiation Model with Applications in Agriculture and Forestry. *Journal of Computers and Electronics in Agriculture*, 37(1-3), 25-35.
- Hankins, M. (2010). *Stand-Alone Solar Electric Systems*. London: Earthscan.
- Jani, D. B., Mishra, M., & Sahoo, P. K. (2017). Application of Artificial Neural Network for Predicting Performance of Solid Desiccant Cooling Systems, A Review. *Journal of Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 80, 352-366.

- Kalogirou, S. A. (2001). Artificial Neural Networks in Renewable Energy Systems Applications: A Review. *Journal of Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 5(4), 373-401.
- Keese, W. J., Pernell, R., Arthur, H., & James, D. (2003). *A Consumer Guide a Photovoltaic Solar Electric System*. California.
- Khorrami, B., & Valizadeh Kamran, Kh. (2016). *Land Suitability Assessment for Locating Solar Farms Applying GIS*. International Conference on Architecture, Urbanism, Civil Engineering, Art, Environment, ICAUCAE 2016, Tehran, Iran.
- Kim, E. Y., & Johnson, H. (2010, March). Multi-structure Segmentation of Multi-modal Brain Images Using Artificial Neural Networks. In *Medical Imaging 2010: Image Processing* (Vol. 7623, p. 76234B). International Society for Optics and Photonics.
- Kisi, Ö. (2004). Multi-Layer Perceptrons with Levenberg-Marquardt Training Algorithm for Suspended Sediment Concentration Prediction and Estimation. *Hydrological Sciences Journal*, 49(6), 1025-1040.
- Lee, A. H. I., Kang, H. Y., Lin, C. Y., & Shen, K.C. (2015). An Integrated Decision-Making Model for the Location of a PV Solar Plant. *Sustainability Journal*, 7(10), 13522-13541.
- Marquardt, D. W. (1963). An Algorithm for Least Squares Estimation of Non-Linear Parameters. *Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics*, 11(2), 431– 441.
- Pinar Akkas, O., Yasin Ertugrul, M., Cam, E., & Inanc, N. (2017). Optimal Site Selection for a Solar Power Plant in the Central Anatolian Region of Turkey. *International Journal of Photoenergy*, (2017), 13.
- Saaty, T. L. (2004). *The Analytic Network Process Dependence and Feedback in Decision*. Japan: IGI Global.
- Schmidhuber, J. (2015). Deep Learning in Neural Networks: An Overview. *Journal of Neural Networks*, 61, 85-117.
- Shahin, M. (2019). Determining Optimum Tilt Angles of Photovoltaic Panels by Using Artificial Neural Networks in Turkey. *Technical Gazette*, 26(3), 596-602.
- Sivaneasan, B., Yu, C.Y., & Goh, K. P. (2017). Solar Forecasting Using ANN with Fuzzy Logic Pre-Processing. *Journal of Energy Procedia*, 143, 727-732.
- Uyan, M. (2013). GIS-Based Solar Farms Site Selection Using Analytic Hierarchy Process (AHP) in Karapinar Region, Konya/Turkey. *Journal of Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 28, 11-17.



جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی

سال ۳۱، پیاپی ۸۰، شماره ۴، زمستان ۱۳۹۹، صص ۹۴-۷۱

نوع مقاله: پژوهشی

وصول: ۱۳۹۹/۷/۴ پذیرش: ۱۳۹۹/۱۱/۴

بررسی و مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی MLP و CFB، FFB به منظور شناسایی مکان‌های مستعد برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک در استان آذربایجان شرقی

حسام شوکتی، کارشناسی ارشد سنجش از دور و اطلاعات جغرافیایی، دانشکده برنامه ریزی و علوم محیطی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

shokati.hessam@gmail.com

ندا کفاش چرندایی*، استادیار گروه نقشه‌برداری، دانشکده فنی مهندسی مرنند، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

n_kaffash@tabrizu.ac.ir

چکیده

به موازات پیشرفت تکنولوژی در بسیاری از کشورهای جهان نیاز به انرژی در حال افزایش است. این امر به ویژه در کشورهای در حال توسعه مانند ایران اهمیت خاصی دارد. با توجه به موقعیت جغرافیایی کشور ایران و بهره‌مندی آن از تعداد روزهای آفتابی زیاد، استفاده از انرژی خورشیدی در مقیاس نیروگاهی به تأمین انرژی پایدار کمک می‌کند. با در نظر گرفتن توانایی شبکه‌های عصبی در حل مسائل پیچیده، در پژوهش حاضر به منظور شناسایی مناطق مستعد برای احداث نیروگاه خورشیدی از ترکیب سیستم تصمیم‌گیری مکانی، محیط GIS و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. داده‌های به کار رفته در پژوهش شامل تابش خورشیدی، بارش، ساعت آفتابی، دما، ارتفاع، شیب زمین، کاربری اراضی، فاصله از جاده‌ها و فاصله از شهرهاست. براساس این معیارها، داده‌های آموزش تهیه شدند و با استفاده از الگوریتم آموزش لوبنبرگ-مارکوارت شبکه‌های MLP و CFB، FFB تحت آموزش قرار گرفتند. براساس نتایج پژوهش، شبکه CFB به صورت ۹، ۶، ۱ با مقادیر RMSE ۰/۰۸۴ و ۰/۰۶۱ به ترتیب برای داده‌های آموزش و تست به‌منزله مناسب‌ترین شبکه انتخاب و با نتایج به‌دست‌آمده از این شبکه مکان‌یابی انجام شد. نتایج در پنج کلاس طبقه‌بندی شد؛ از این بین، ۱۵/۵۷ درصد در کلاس بسیار مطلوب، ۲۰/۵۹ درصد در کلاس مطلوب، ۲۷/۶۵ درصد در کلاس متوسط، ۲۸/۴۵ درصد در کلاس نامطلوب و ۷/۷۴ درصد در کلاس بسیار نامطلوب برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک در استان آذربایجان شرقی شناسایی شد.

واژه‌های کلیدی: انرژی خورشیدی، مکان‌یابی، نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک، شبکه عصبی مصنوعی

*نویسنده مسئول

Copyright©2020, University of Isfahan. This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0>), which permits others to download this work and share it with others as long as they credit it, but they can't change it in any way or use it commercially.

Doi: 10.22108/gep.2021.125007.1356

۱. مقدمه

استفاده از انرژی برای پیشرفت اقتصادی-اجتماعی و بهبود کیفیت زندگی بشر، امری اجتناب‌ناپذیر است (Lee et al., 2015: 13523) و تأمین این انرژی با نفت و سایر منابع طبیعی موجب ایجاد پیامدهای منفی برای محیط‌زیست به‌ویژه آسیب به آب‌وهوا، زمین و حیات وحش شده است. با توجه به این مسئله و افزایش آگاهی‌های زیست‌محیطی و نیاز روزافزون به انرژی در جهان، استفاده از منابع انرژی تجدیدپذیر و پاک، یک ضرورت تلقی می‌شود. براساس پژوهش‌های صورت‌گرفته انرژی خورشیدی، منبعی پاک، تجدیدپذیر و بی‌انتهاست (یزدان‌پناه و همکاران، ۱۳۸۹: ۹۵) و همچنین مشکلات زیست‌محیطی را برطرف و به حفظ منابع ارزشمند طبیعی مانند نفت و گاز برای نسل‌های آینده کمک می‌کند؛ البته انرژی تابش خورشیدی رسیده به زمین در همه جای جهان یکسان نیست و در ناحیه کمر بند خورشیدی زمین حداکثر است (تقوایی و صبوحی، ۱۳۹۶: ۶۲). با در نظر گرفتن شرایط اقلیمی بخش‌های مختلف کشور ایران، به‌طور تقریبی ۹۰٪ پهنه خاکی کشور در سال ۳۰۰ روز آفتابی دارد (هاتفی اردکانی، ۱۳۹۳: ۲).

یکی از مهم‌ترین کاربردهای انرژی خورشیدی، تبدیل انرژی خورشیدی بدون استفاده از سازوکارهای متحرک به انرژی الکتریکی با سیستم‌های فتوولتائیک است (Keese et al., 2003: 12) که این مزیت امکان استفاده از این نوع انرژی خورشیدی را در مقیاس‌های کوچک و بزرگ از حدود میلی‌وات تا چند مگاوات فراهم آورده است. همچنین، امکان احداث سیستم‌های فتوولتائیک نسبت به حالت‌های دیگر انرژی‌های تجدیدپذیر مانند انرژی باد، زمین‌گرمایی و... بسیار آسان است؛ به همین دلیل احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک، راهی مناسب برای تأمین پایدار انرژی کشور است. در کنار این مزیت، انتخاب مناسب‌ترین مکان‌های جغرافیایی برای بهره‌برداری از انرژی خورشیدی به عوامل و معیارهای اقلیمی، فنی و اقتصادی وابسته است؛ به طوری که هر قدر این عوامل بهینه‌سازی شوند، دریافت انرژی بیشتر و هزینه‌های اولیه سرمایه‌گذاری و بهره‌برداری کمتر می‌شود (Pinar Akkas et al., 2017: 1).

در این زمینه انور و دشموخ^۱ (2018) پتانسیل خورشیدی را با استفاده از شبکه عصبی و تکنیک GIS^۲ در بخش جنوبی هندوستان ارزیابی و استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای حل مسائل پیچیده بسیار کارآمد و مناسب معرفی کرده‌اند.

همچنین برمجو و همکاران^۳ (2019) استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی پتانسیل منابع انرژی خورشیدی، آبی و بادی بررسی کرده‌اند و شبکه‌های عصبی را مدلی مطمئن برای بررسی منابع انرژی تشخیص داده‌اند.

تقوایی و صبوحی (۱۳۹۶) نیروگاه‌های خورشیدی را در استان اصفهان پهنه‌بندی و مکان‌یابی کردند و با استفاده از تکنیک تاپسیس^۴ بهترین مکان را برای بهره‌برداری از انرژی خورشیدی، شهرستان‌های نایین و میمه در اولویت اول، شهرستان گلپایگان در اولویت دوم و شهرستان شهرضا در اولویت سوم تشخیص دادند.

1. Anwar and Deshmukh
2. Geographic Information System (GIS)
3. Bermejo
4. TOPSIS

تقی‌زاده مهرجردی و همکاران (۱۳۹۵) به مکان‌یابی شوری خاک با استفاده از داده‌های محیطی و نمونه‌برداری هایپرکیوب در شهرستان میبد اقدام کردند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی پرسپترون^۱، دقت خوبی برای چنین تحلیلی دارد.

خرمی و ولی‌زاده کامران (۲۰۱۶) تناسب اراضی را برای مکان‌یابی مزارع خورشیدی با GIS در استان خراسان رضوی ارزیابی کرده و با استفاده از تکنیک AHP^۲ شهرستان‌های گناباد، فردوس و بشرویه را دارای پتانسیل زیاد برای بهره‌برداری از مزارع خورشیدی تشخیص داده‌اند.

سیوانسان و همکاران^۳ (۲۰۱۷) تابش خورشیدی را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۴ با پیش‌پردازش منطق فازی^۵ در کشور سنگاپور پیش‌بینی و با یک شبکه عصبی پیشرو^۶ با پس‌انتشار خطا (BP)^۷ تابش خورشیدی را مدل کرده‌اند. آنها علت استفاده از پیش‌پردازش منطق فازی را بهبود ضریب تصحیح خطا با هدف کاهش خطای پیش‌بینی بیان کرده‌اند.

در پژوهشی فلاح و همکاران (۱۳۹۴) نیروگاه خورشیدی استان مازندران را با تلفیق تحلیل شبکه‌ای (ANP)^۸ و سیستم اطلاعات جغرافیایی مکان‌یابی کرده و پس از طبقه‌بندی و وزن‌دهی با تکنیک ANP به این نتیجه رسیده‌اند که در حدود ۴۷۷۱/۹۶ کیلومترمربع از مساحت استان مازندران امکان احداث نیروگاه خورشیدی وجود دارد.

عرب‌عامری و همکاران (۱۳۹۵) کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)^۹ را در مکان‌یابی دفن پسماند جامد شهری با تأکید بر خصوصیات هیدروژئومورفیک در شهرستان فریدون‌شهر بررسی کرده و با استفاده از شاخص‌های آماری میانگین مربعات خطا، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین، صحت‌سنجی مدل را انجام داده‌اند. بهترین دقت مدل ۹۹٪ به دست آمده است که کارایی زیاد پرسپترون چند لایه را برای پهنه‌بندی نشان می‌دهد.

ناصری و همکاران (۱۳۹۶) نیروگاه خورشیدی را با منطق فازی و ANP در استان هرمزگان مکان‌یابی و مناطق مناسب را شمال و شمال شرق هرمزگان معرفی کرده‌اند که شامل شهرهای حاجی‌آباد، فارغان و زیارت علی است.

نورالهی و همکاران (۱۳۹۸) پتانسیل بهره‌برداری از مزارع خورشیدی مبتنی بر فاکتورهای اقلیمی را در استان ایلام سنجیده‌اند. پژوهشگران با استفاده از تکنیک فرایند سلسله‌مراتبی فازی^{۱۰} به این نتیجه رسیده‌اند که بخش‌های مختلف این استان مانند موسیان، مرکزی دهلران، مرکزی مهران و مرکزی شیروان پتانسیل بسیار خوبی برای احداث مزارع خورشیدی دارند.

در جمع‌بندی پژوهش‌های پیشین می‌توان دریافت فعالیت‌های انجام‌شده در حوزه مکان‌یابی نیروگاه‌های

1. Perceptron Neural Network
2. Analytical Hierarchy Process (AHP)
3. Sivaneasan
4. Artificial Neural Network (ANN)
5. Fuzzy Logic
6. Feed Forward Neural Network (FFNN)
7. Back-Propagation (BP)
8. Analytical Network Process (ANP)
9. Multi Layers Perceptron (MLP)
10. Fuzzy Analytical Hierarchy process (FAHP)

خورشیدی در چهارچوب استفاده از سیستم‌های تصمیم‌گیری مکانی و محیط GIS است و از روش‌های نوین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نشده است؛ روش‌هایی که توانایی تحلیل مسائل پیچیده را با معیارهای مختلف و تعداد داده‌های فراوان دارند؛ بنابراین در پژوهش حاضر برآینم علاوه بر ارائه روشی ترکیبی از سیستم‌های تصمیم‌گیری مکانی، محیط GIS و شبکه عصبی مصنوعی، کارایی شبکه‌های عصبی FFB^۱، CFB^۲ و MLP را برای مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک در استان آذربایجان شرقی بررسی و آنها را مقایسه کنیم؛ سپس با استفاده از شبکه مناسب، مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی را انجام دهیم. در پژوهش‌های پیشین، مدل‌های مختلف کمتر مقایسه شده است؛ در حالی که مدل‌های گوناگون و پارامترهای هر مدل تأثیر بسزایی در نتایج دارد.

۲. روش‌شناسی پژوهش

۲.۱. روش پژوهش

در پژوهش حاضر برای پهنه‌بندی نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در استان آذربایجان شرقی اقدام شده است. با توجه به اینکه شبکه‌های عصبی مصنوعی برای انجام محاسبات نیازمند داده‌های آموزشی هستند، نخست با روش ANP، معیارها وزن‌دهی و سپس با استفاده از وزن‌های به‌دست آمده، لایه آموزش برای آموزش شبکه‌ها ایجاد شد. با استفاده از لایه آموزش، هر سه شبکه عصبی FFB، CFB و MLP آموزش داده شده‌اند تا شبکه مناسب و ساختار بهینه به دست آید.

معیارهای محیطی براساس پارامترها و ضوابط احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک انتخاب شد. با در نظر گرفتن اینکه فرایند مکان‌یابی، یک مسئله تصمیم‌گیری چندمعیاره از بین پارامترها و معیارهای مختلف است، باید نرم‌افزاری انتخاب شود که هم از مدل وکتوری و هم از مدل رستری پشتیبانی کند؛ علاوه بر این قابلیت اجرای قواعد تصمیم‌گیری چندمعیاره را نیز داشته باشد؛ بر این اساس از نرم‌افزار ArcGIS 10.6 برای آماده‌سازی داده‌ها، تهیه و تلفیق لایه‌ها استفاده شد؛ همچنین با توجه به فرایند کار با تحلیل تصمیم‌گیری شبکه‌ای و شبکه‌های عصبی مصنوعی به ترتیب از نرم‌افزارهای Super Decision و Matlab استفاده شد.

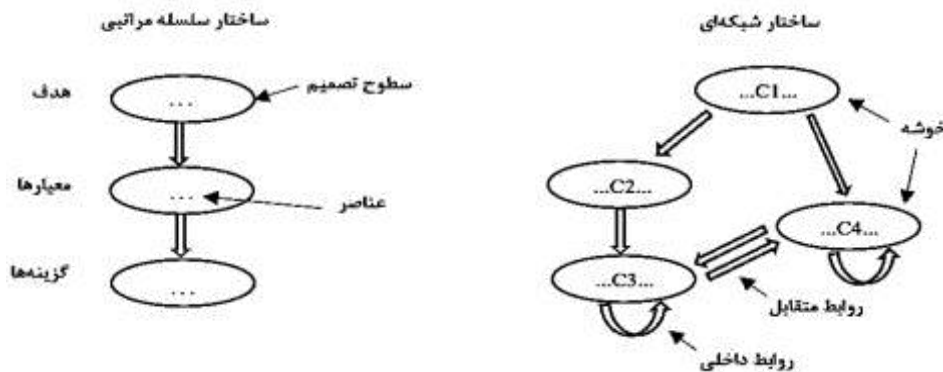
۳. مفاهیم نظری پژوهش

۳.۱. فرایند تحلیل شبکه‌ای (ANP)

فرایند تحلیل شبکه‌ای، یکی از تکنیک‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره است که برای نخستین بار در سال ۱۹۹۶ میلادی شخصی به نام توماس ال ساتی^۳ مطرح کرده است. ANP، شکل توسعه‌یافته فرایند سلسله‌مراتبی است که قادر است ارتباط پیچیده بین عوامل تصمیم را با استفاده از مدل شبکه‌ای به جای مدل سلسله‌مراتبی تحلیل کند (Saaty،)

1. Feed Forward Backpropagation (FFB)
2. Cascade Forward Backpropagation (CFB)
3. Thomas L.Saaty

3: 2004)؛ به همین دلیل اصلی‌ترین تفاوت میان ANP و AHP در نحوه اثرگذاری معیارها بر یکدیگر است (زبردست، ۱۳۸۹: ۸۰). در ساختار سلسله‌مراتبی، نخست هدف، سپس معیارها که امکان دارد زیرمعیارهایی داشته باشند و بعد گزینه‌ها مطرح می‌شود؛ بنابراین در این مدل، یک ساختار خطی نزولی (بالا به پایین) و بدون بازگشت صعودی (پایین به بالا) وجود دارد؛ اما در حالت ANP، شبکه و خوشه‌ها توزیع منظمی ندارند؛ علاوه بر این هر خوشه امکان تأثیرپذیری از خودش یا اثرگذاری بر سایر خوشه‌ها و همچنین برگشت مستقیم از خوشه بعدی یا گذر از خوشه‌های میانه را دارد (ناصرحی و همکاران، ۱۳۹۶: ۴)؛ (شکل ۱).



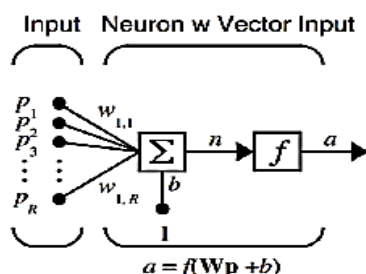
شکل ۱. مقایسه ساختار سلسله‌مراتبی و شبکه‌ای (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 1. Comparison of hierarchical and network structure (Authors, 2020)

۳.۲. شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده برای حل مسائل پیچیده و غیرخطی استفاده می‌شود (Kalogirou, 2001: 3). اگر از این شبکه‌ها برای حل مسائل پیچیده استفاده نشود، کدهای رایانه‌ای و الگوریتم‌های تحلیلی لازم خواهد بود. برای اجرای این کدها و الگوریتم‌ها، علاوه بر زمان طولانی به رایانه‌هایی با سرعت و عملکرد زیاد نیاز است؛ به همین دلیل استفاده از الگوریتم شبکه عصبی به تعدیل این مشکلات کمک می‌کند (Sivaneasan et al., 2017: 728). مطالعات مربوط به شبکه عصبی مصنوعی از اوایل قرن بیستم شروع شده و تاکنون به سرعت توسعه یافته است. شبکه عصبی مصنوعی، یک مدل محاسباتی و شاخه‌ای از هوش مصنوعی است که بر ساختار و عملکرد شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مبتنی است (Anwar and Deshmukh, 2018: 977). این شبکه‌ها توانایی یادگیری دارند؛ به‌طوری که این یادگیری را برای محاسبات بعدی ذخیره‌سازی و برای مجموعه داده‌های ورودی فراخوانی و با دقت زیادی پیش‌بینی می‌کنند و آن را تعمیم می‌دهند (Jani et al., 2017: 358). یکی از ویژگی‌های منحصر به فرد شبکه‌های عصبی، برقراری نوعی ارتباط مجزا بین پارامترهای ورودی است که براساس این رابطه، وزن هر پارامتر را به دست می‌آورند. اجزای اصلی یک شبکه عصبی استاندارد واحد ورودی، واحد پردازشی (نرون‌ها یا گره‌ها و اتصالات) و واحد خروجی است. هر سه این مؤلفه‌ها در بعضی از لایه‌ها قرار می‌گیرند که به ترتیب عبارت‌اند از: لایه ورودی،

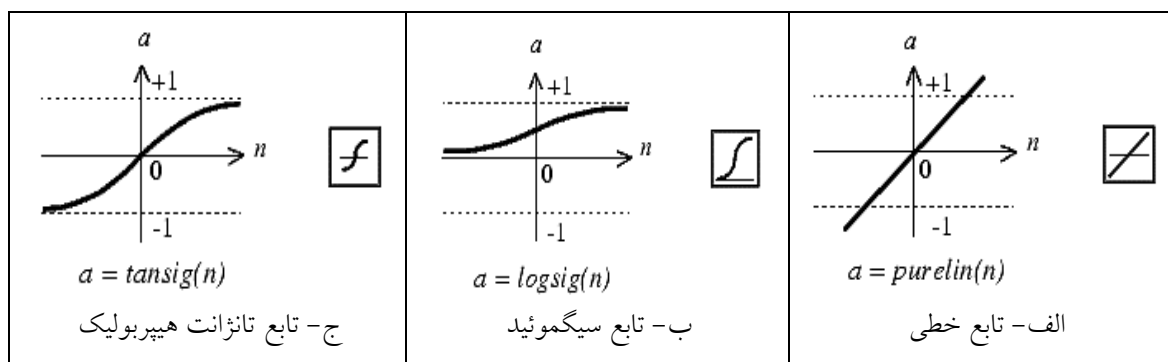
لایه(های) پنهان^۱ و لایه خروجی^۲. لایه ورودی وظیفه توزیع مقادیر ورودی را به لایه بعدی دارد و هیچ‌گونه تأثیری بر ورودی‌ها ندارد. لایه خروجی پاسخ تولیدشده برای ورودی‌ها را ارائه می‌دهد. تعداد نرون‌ها در لایه ورودی و لایه خروجی با تعداد ورودی‌ها و خروجی‌ها برابر است. لایه یا لایه‌های پنهان وظیفه پردازش و ارتباط بین لایه ورودی و خروجی را بر عهده دارد. تعداد نرون‌ها و لایه‌ها در لایه پنهان به نوع و پیچیدگی مسئله بستگی دارد. نرون‌ها در شبکه عصبی مصنوعی، سیستم‌های پیچیده‌ای هستند که مانند نرون‌های بیولوژیکی با اتصالات هندسی مختلف به هم متصل می‌شوند. این سیستم‌ها می‌کوشند مسائل حل‌نشده را با روش کلاسیک را با استفاده از سیستم کاری مغز حل کنند (Shahin, 2019: 597) و در واقع هر نرون یک عنصر محاسبه‌کننده (پردازشگر) با یک یا چند ورودی و یک خروجی است. شکل ۲ ساختار یک نرون مصنوعی را نمایش می‌دهد که شامل سه بخش وزن‌ها، ورودی و تابع محرک است (Jesus & Hagan, 2007: 21).



شکل ۲. ساختار نرون مصنوعی در شبکه عصبی (فروتان و همکاران، ۱۳۹۰: ۱۸)

Figure 2. The structure of artificial neurons in the neural network (Froutan et al., 2011: 18)

برای انتقال خروجی‌های حاصل‌شده از هر لایه به لایه‌های بعدی، از توابع فعال‌ساز (توابع محرک) استفاده می‌شود (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۹: ۵۵). توابع محرک انواع متفاوتی دارند که از معروف‌ترین و پرکاربردترین آنها تابع خطی، تابع لگاریتم سیگموئید (تابع سیگموئید)، تابع تانژانت سیگموئید (تابع تانژانت هیپربولیک) و... است (Chiu & Lin, 2004: 789)؛ (شکل ۳).



شکل ۳. توابع محرک معروف (گلابی و همکاران، ۱۳۹۲: ۱۵۸)

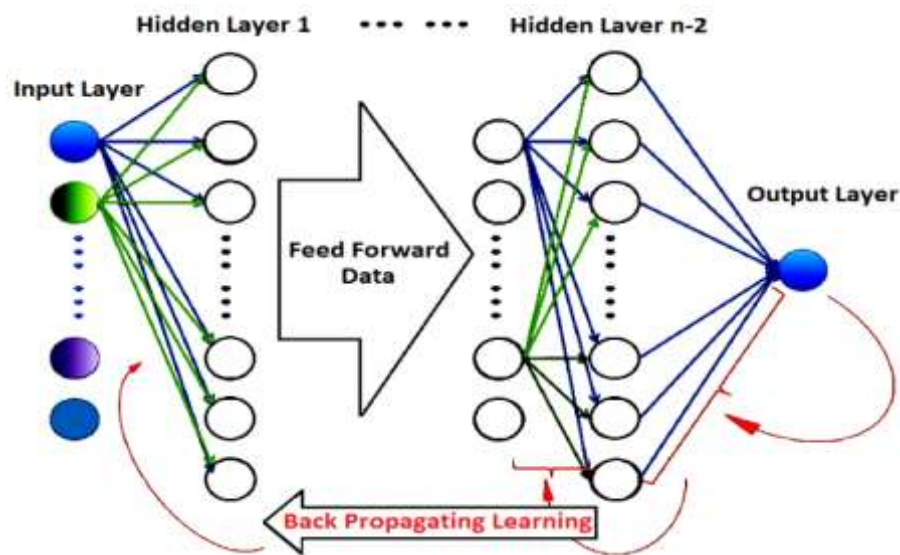
Figure 3. The known actuator functions (Golabi et al., 2013: 158)

1. Hidden Layer
2. Output Layer

۳.۳. شبکه عصبی پیشرو با پس انتشار خطا (Feed-forward backpropagation)

شبکه عصبی پیشرو، نخستین و ساده‌ترین نوع شبکه عصبی مصنوعی ابداع شده است (Schmidhuber, 2015: 86). اتصال نرون‌ها در این شبکه به این صورت است که تمام نرون‌های لایه ورودی به نرون‌های لایه پنهان و تمام نرون‌های لایه پنهان به نرون‌های لایه خروجی متصل است. برای یادگیری شبکه‌های عصبی پیشرو از الگوریتم پس انتشار خطا استفاده می‌شود که طی این الگوریتم، نرون‌ها وزن خود را برای به دست آوردن دانش جدید انطباق می‌دهند (Badde et al., 2013: 2-3).

یادگیری در FFNN با BP در طول مرحله آموزش روی می‌دهد که در آن هر الگوی ورودی از مجموعه آموزش به لایه ورودی اعمال می‌شود و بعد به جلو انتشار می‌یابد؛ سپس الگوی فعال‌سازی رسیده به لایه خروجی با الگوی صحیح خروجی مقایسه می‌شود تا سیگنال خطا محاسبه شود. سیگنال خطا برای هر الگوی خروجی هدف از لایه خروجی به نرون‌های ورودی به منظور تنظیم وزن لایه‌ها در شبکه به عقب انتشار می‌یابد. پس از مرحله آموزش، شبکه عصبی نحوه طبقه‌بندی درست را برای مجموعه‌ای از ورودی‌ها یاد می‌گیرد که از آن در مجموعه ثانویه از نمونه‌ها (مجموعه تست) برای بررسی میزان دقت طبقه‌بندی الگوهای جدید استفاده می‌شود؛ بنابراین در استفاده از یادگیری پس انتشار خطا، میزان دقت تعمیم شبکه اهمیت دارد. شکل ۴ ساختار یک شبکه عصبی پیشرو با پس انتشار خطا را نشان می‌دهد.

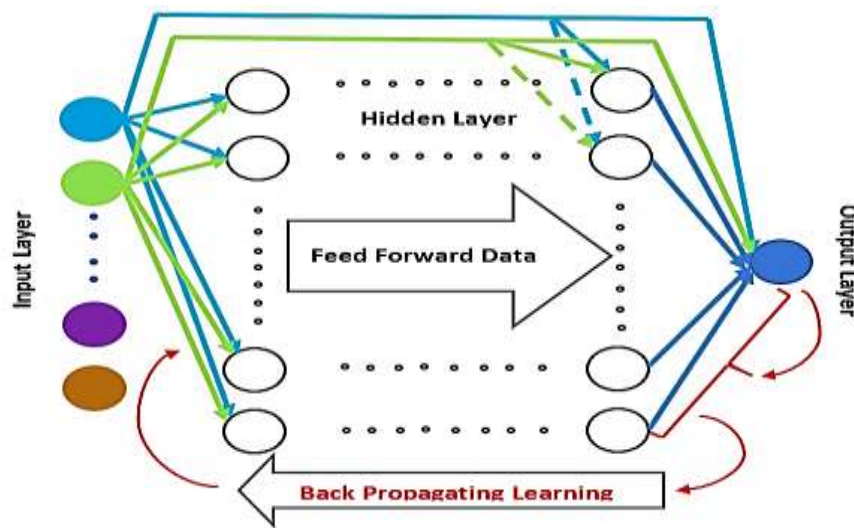


شکل ۴. شبکه عصبی پیشرو با پس انتشار خطا (Kim & Johnson, 2010: 14)

Figure 4. Feed-forward backpropagation neural network (Kim & Johnson, 2010: 14)

۳.۴. شبکه عصبی آبخاری پیشرو با پس انتشار خطا (Cascade-forward backpropagation)

شبکه عصبی آبخاری پیشرو با پس انتشار خطا که در شکل ۵ نشان داده شده، در نحوه استفاده از الگوریتم BP برای به روزرسانی وزن‌ها شبیه FFB است؛ اما از لحاظ اتصالات شبکه، در CFB یک اتصال وزنی اضافی از لایه ورودی به لایه‌های پیش رو وجود دارد.



شکل ۵. شبکه عصبی آبخاری با پس انتشار خطا (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 5. Cascade-forward backpropagation neural network (Authors, 2020)

۵.۳. شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (Multi-layers perceptron)

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، یک کلاس از شبکه عصبی پیشرو است که هر نرون در یک لایه به نرون‌های لایه بعد متصل شده است. برای یادگیری MLP مانند شبکه‌های چندلایه، الگوریتم‌های یادگیری گوناگونی استفاده می‌شود که یکی از معمول‌ترین آنها، الگوریتم پس‌انتشار خطاست. در پژوهش حاضر نیز از این الگوریتم استفاده شده است.

۳.۶. الگوریتم‌های آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی

یکی از توانایی‌های شبکه‌های عصبی، توانایی یادگیری است که این امر با داده‌های آموزش و الگوریتم‌های آموزش حاصل می‌شود. برای آموزش شبکه‌های عصبی، الگوریتم‌های آموزش مختلفی مانند گرادیان کاهشی (GD)^۱، گرادیان کاهشی با ممت (GDM)^۲، لوبنرگ-مارکواردت (LM)^۳، روش نیوتن^۴ و... وجود دارد که این روش‌ها از لحاظ سرعت و میزان حافظه مورد نیاز نسبت به هم برتری و با یکدیگر تفاوت دارند.

الگوریتم آموزش LM برای همگرایی به جواب مطلوب از ترکیبی از روش‌های گرادیان کاهشی و گاوس-نیوتن^۵ استفاده می‌کند و با سرعت زیادی به جواب نهایی همگرا می‌شود و یکی از الگوریتم‌های آموزشی مؤثر برای مدل‌سازی شبکه‌های عصبی است؛ به همین دلیل در این پژوهش از این الگوریتم برای آموزش شبکه‌ها استفاده شده است.

1. Gradient descent (GD)
2. Gradient descent with momentum (GDM)
3. Levenberg-Marquardt (LM)
4. Newton's method
5. Gauss-Newton method

الگوریتم LM یک تقریب برای روش نیوتن است (Marquardt, 1963: 435). اگر تابع $V(x)$ نسبت به پارامتر بردار x مینیمم شده باشد، روش نیوتن به صورت رابطه ۱ تعریف می‌شود (Kisi, 2004: 1027- 1028):

$$\Delta x = -[\nabla^2 V(x)]^{-1} \nabla V(x) \quad (1)$$

در این رابطه، $\nabla^2 V(x)$ ماتریس هیسین^۱، $\nabla V(x)$ گرادیان (شیب) و x وزن‌های شبکه عصبی است. اگر $V(x)$ به صورت رابطه ۲ تعریف شود:

$$V(x) = \sum_{i=1}^n e_i^2(x) \quad (2)$$

آنگاه $\nabla V(x)$ و $\nabla^2 V(x)$ به ترتیب به صورت روابط ۳ و ۴ نوشته می‌شود:

$$\nabla V(x) = J^T(x)e(x) \quad (3)$$

$$\nabla^2 V(x) = J^T(x)J(x) + S(x) \quad (4)$$

در روابط ۳ و ۴، $J(x)$ ماتریس ژاکوبین و e بردار خطاست و $S(x)$ به صورت رابطه ۵ تعریف می‌شود:

$$S(x) = \sum_{i=1}^n e_i \nabla^2 e_i(x) \quad (5)$$

برای روش گاوس-نیوتن فرض بر این است که $S(x) \approx 0$ است؛ در این حالت رابطه ۱ به صورت رابطه ۶ نوشته می‌شود:

$$\Delta x = -[J^T(x)J(x)]^{-1} J^T(x)e(x) \quad (6)$$

با تغییر و اصلاح وزن‌ها، روش لونبرگ-مارکوارت به صورت روش گاوس-نیوتن در نظر گرفته می‌شود که به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شود:

$$\Delta x = -[J^T(x)J(x) + \mu I]^{-1} J^T(x)e(x) \quad (7)$$

در رابطه ۷، μ عددی است که با افزایش یا کاهش آن روند آموزش کنترل می‌شود؛ یعنی زمانی که مقدار μ خیلی بزرگ است، رابطه بالا به روش گرادیان کاهشی با شیب تند تبدیل می‌شود و زمانی که مقدار μ کاهش می‌یابد، رابطه بالا همان روش گاوس-نیوتن است. روش گاوس-نیوتن، الگوریتم آموزش است که با سرعت زیادی به جواب نهایی همگرا می‌شود.

۳.۷. معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه‌ها

هدف از میزان یادگیری و عملکرد شبکه این است که شبکه مدنظر تا چه اندازه به ورودی‌هایی که با آنها تحت آموزش قرار گرفته است و به ورودی‌های جدیدی که در مجموعه آموزشی نیستند، جواب مناسبی ارائه می‌دهد (دهقانی و همکاران، ۱۳۸۹: ۵۷-۵۸)؛ به همین منظور در این پژوهش برای ارزیابی عملکرد شبکه‌ها و انتخاب مناسب‌ترین شبکه و ساختار، از میانگین مربعات خطا (MSE)^۱ و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)^۲ استفاده شده است. روابط ریاضی این پارامترها به صورت روابط ۸ و ۹ تعریف می‌شود (خداپرست شیرازی و صادقی، ۱۳۹۵: ۱۵۵).

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2 \quad (8)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\hat{y}_t - y_t)^2}{n}} \quad (9)$$

در روابط ۸ و ۹، n تعداد کل مشاهدات برای دوره پیش‌بینی، \hat{y}_t ارزش پیش‌بینی شده در زمان t و y_t ارزش واقعی در زمان t را نشان می‌دهد. بدیهی است هرچه مقدار خطا به صفر نزدیک‌تر باشد، دقت زیاد جواب‌ها را در هر مرحله نشان می‌دهد.

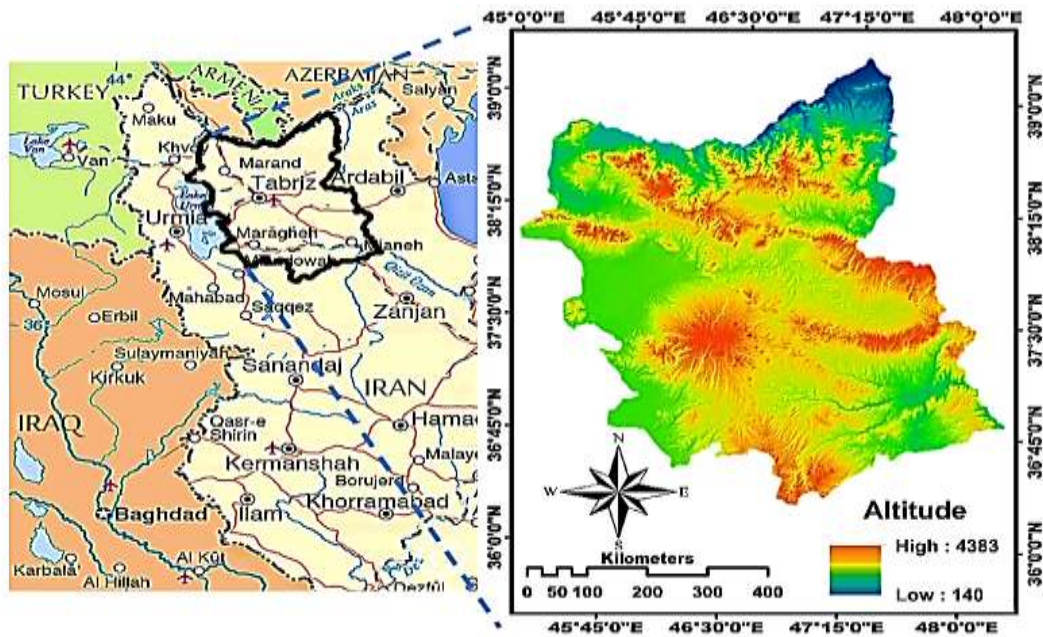
۳.۸. معرفی داده‌ها

داده‌های استفاده شده در این پژوهش شامل تابش خورشیدی، بارش، ساعت آفتابی و دما به‌مثابه معیارهای اقلیمی، ارتفاع و شیب زمین به‌مثابه معیارهای فیزیکی و کاربری اراضی، فاصله از جاده‌ها و فاصله از شهرها به‌مثابه معیارهای اقتصادی است. لایه تابش خورشیدی و شیب زمین در محیط GIS و لایه ارتفاعی از مدل رقومی ارتفاع (DEM)^۳ با داده‌های شاتل راداری SRTM^۴ تهیه شده است. لایه‌های دما، بارش و ساعت آفتابی از داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک و لایه‌های کاربری اراضی، دسترسی به جاده‌ها و موقعیت شهرها از داده‌های آمایش سرزمین تهیه شده است.

۴. منطقه پژوهش

استان آذربایجان شرقی در شمال غرب ایران واقع شده است. این استان از نظر موقعیت جغرافیایی بین نصف النهار ۴۵ درجه و ۲۵ دقیقه تا ۴۷ درجه و ۴۵ دقیقه طول شرقی و مدارات ۳۶ درجه و ۴۶ دقیقه تا ۳۸ درجه و ۴۳ دقیقه عرض شمالی قرار گرفته است. این استان با وسعت ۴۵۴۹۰/۸۸ کیلومتر مربع، ۲/۷ درصد از مساحت کشور را دربر گرفته و از این نظر یازدهمین استان کشور است (شکل ۶).

1. Mean Square Error (MSE)
2. Root Mean Square Error (RMSE)
1. Digital Elevation Model
2. Shuttle Radar Topographic Mission



شکل ۶. نقشه موقعیت منطقه مطالعه شده (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 6. Location of the studied area (Authors, 2020)

آب‌وهوای استان به گونه‌ای است که میانگین بارندگی‌های سالانه، ۳۳۰ میلی‌متر و میانگین دمای سالانه، ۱۲/۲ درجه سانتی‌گراد و ساعات آفتابی براساس تابش سالانه خورشید، حدود ۲۴۰۰-۳۱۰۰ ساعت است. استان آذربایجان شرقی به دلیل داشتن صنایع بزرگ جزو استان‌های صنعتی کشور محسوب می‌شود. برای تأمین انرژی این صنایع، دو نیروگاه حرارتی تبریز و سهند به ترتیب با ظرفیت تولید ۷۰۰ و ۶۵۰ مگاوات و دو نیروگاه گازی تبریز و صوفیان به ترتیب با ظرفیت تولید ۶۴ و ۱۰۰ مگاوات وجود دارند که در مجموع حدود ۱۵۰۰ مگاوات برق تولید می‌کنند که سهم زیادی در تولید انرژی الکتریکی کشور است. براساس نقشه تابشی تهیه شده برای کشور توسط ساتبا (سازمان انرژی‌های تجدیدپذیر و بهره‌وری انرژی برق)، در استان آذربایجان شرقی، متوسط پتانسیل تابش خورشیدی برآورد شده بین ۳/۵ تا ۴/۵ کیلووات ساعت بر مترمربع است که با توجه به چنین پتانسیلی، فقط یک نیروگاه خورشیدی با ظرفیت ۱۰۰ کیلووات در تبریز در سال ۱۳۹۷ به بهره‌برداری رسیده است.

۵. یافته‌های پژوهش

۵.۱. اولویت‌بندی معیارها

با بررسی و مطالعه منابع گوناگون در زمینه معیارهای پهنه‌بندی نیروگاههای خورشیدی، این معیارها در سه کلاس اقلیمی، اقتصادی و فیزیکی شناسایی شده‌اند (تقوایی و صبوحی، ۱۳۹۶: ۶۹). در این پژوهش ما معیارهای تابش خورشیدی، ساعت آفتابی، بارش و دما را به‌مثابه معیارهای اقلیمی، ارتفاع و شیب زمین را به‌مثابه معیارهای فیزیکی و کاربری اراضی، فاصله از جاده‌ها و فاصله از شهرها را به‌مثابه معیارهای اقتصادی بررسی کرده‌ایم تا اولویت‌های مکانی

برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک در سطح استان شناسایی شوند. محدودیت‌های اعمال‌شده در پنج کلاس توصیفی بسیار نامطلوب، نامطلوب، متوسط، مطلوب و بسیار مطلوب اولویت‌بندی شده‌اند که به ترتیب با اعداد ۱ تا ۵ در جدول ۱ نشان داده شده است.

جدول ۱. اولویت‌بندی و وزن‌های محاسبه‌شده معیارها با استفاده از روش ANP (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Table 1. Prioritization and calculated weights of criteria using ANP method (Authors, 2020)

اولویت	زیرمعیار	وزن	معیار	وزن	کلاس	هدف
۱	۲۴۰۰		ساعت آفتابی [h]			شناسایی مناطق بهینه برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک در استان آذربایجان شرقی
۲	۲۶۵۰-۲۴۰۰					
۳	۲۸۰۰-۲۶۵۰	۰/۲۷۵				
۴	۲۹۵۰-۲۸۰۰					
۵	۳۱۰۰-۲۹۵۰					
۵	< ۲۵۰		بارش [mm]	۰/۶۶۳	اقليمی	
۴	۲۵۰ - ۳۵۰					
۳	۳۵۰ - ۴۵۰	۰/۱۹۶				
۲	۴۵۰ - ۵۵۰					
۱	> ۵۵۰					
۱	< ۱/۱		تابش خورشیدی $\frac{Mwh}{m^2-year}$	۰/۱۵۵		
۲	۱/۱ - ۱/۴					
۳	۱/۴ - ۱/۷					
۴	۱/۷ - ۲					
۵	> ۲					
۱	< ۳		دما [C]	۰/۰۳۷		
۲	۳ - ۶					
۳	۶ - ۹					
۵	۹ - ۱۲					
۴	۱۲ - ۱۵					
۲	< ۱۲۰۰		ارتفاع [m]	۰/۰۶۵		
۵	۱۲۰۰ - ۱۸۰۰					
۴	۱۸۰۰ - ۲۴۰۰					
۳	۲۴۰۰ - ۳۰۰۰					
۱	> ۳۰۰۰					
۵	۰ - ۳		شیب زمین [degree]	۰/۱۰۵	فيزيکی	
۴	۳ - ۶					
۳	۶ - ۹	۰/۰۴۰				
۲	۹ - ۱۲					
۱	> ۱۲					

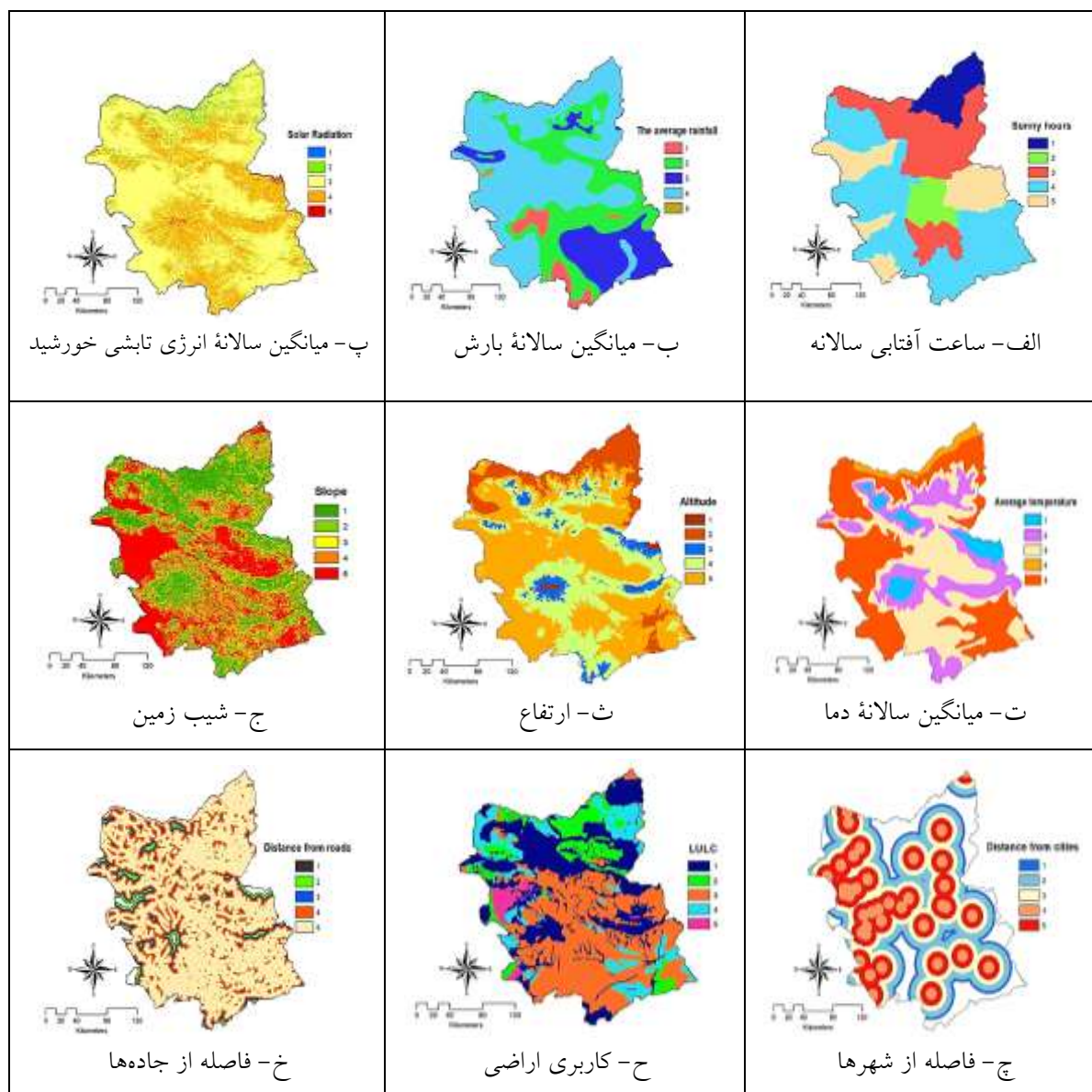
ادامه جدول ۱

اولویت	زیرمعیار	وزن	معیار	وزن	کلاس	هدف
۳	۴ - ۷	۰/۰۶۹	فاصله از شهرها [km]	۰/۲۳۲	اقتصادی	
۵	۷ - ۱۴					
۴	۱۴ - ۲۰					
۲	۲۰ - ۲۷					
۱	> ۲۷					
۵	بایر	۰/۱۰۳	کاربری اراضی			
۴	مراتع ضعیف					
۳	دیم					
۲	زراعی					
۱	مراتع خوب					
۵	۰ - ۲	۰/۰۶۰	فاصله از جاده‌ها [km]			
۴	۲ - ۴					
۳	۴ - ۶					
۲	۶ - ۸					
۱	> ۸					

بر اساس نتایج حاصل شده در جدول ۱، معیار ساعت آفتابی بیشترین وزن را به خود اختصاص داده است؛ علت آن این است که در مناطقی امکان احداث نیروگاه‌های فتوولتائیک خورشیدی وجود دارد که تابش خورشیدی زیاد و بارش کمی داشته باشند و عامل تأثیرگذار بر تابش خورشیدی، ساعت آفتابی و بارش است؛ به همین دلیل ساعت آفتابی، بارش و تابش خورشیدی به ترتیب در رتبه‌های اول تا سوم قرار گرفته‌اند. چهارمین رتبه به کاربری اراضی مربوط است؛ زیرا در احداث نیروگاه‌های خورشیدی به زمین‌های وسیع نیاز است و نباید این نیاز، اراضی کشاورزی، باغی، مناطق حفاظت شده و... را تخریب کند. نیروگاه‌های فتوولتائیک مانند سایر نیروگاه‌ها برای اتصال به شبکه سراسری برق نیازمند دسترسی به پست‌های برق و خطوط انتقال نیرو هستند؛ از سویی پست‌ها در نزدیکی شهرها و ارتفاع در دسترس تأسیس می‌شوند و خطوط انتقال نیرو تا حد امکان به موازات جاده‌های اصلی احداث شده‌اند؛ به همین دلیل معیارهای فاصله از شهرها، ارتفاع و فاصله از جاده‌ها به ترتیب در رتبه‌های پنجم تا هفتم قرار گرفته‌اند. با توجه به اینکه معیار فاصله از جاده‌ها در رتبه‌بندی معیارها وجود دارد، معیار شیب زمین در رتبه هشتم قرار گرفته است و علت استفاده از این معیار، بررسی امکان فعالیت مناسب و ایمن ماشین‌آلات است. معیار دما از لحاظ تأثیرگذاری بر بازده پنل‌های خورشیدی بررسی شده و در رتبه نهم قرار گرفته است.

۵.۲. تهیه و مستندسازی لایه‌ها

برای آماده‌سازی داده‌ها و معیارهای استفاده شده در پژوهش، آنها را به محیط GIS وارد می‌کنیم تا از این راه تغییرات لازم را در فرمت داده‌ها، محدودیت‌ها و اولویت‌های در نظر گرفته شده در جدول ۱ اعمال کنیم. نتیجه حاصل از اعمال تغییرات و محدودیت‌ها در شکل ۷ نشان داده شده است.



شکل ۷. نقشه اولویت‌بندی شده معیارها (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 7. Prioritized Map of Criteria (Authors, 2020)

۲.۱.۵. ساعت آفتابی

ساعت آفتابی، یکی از عوامل اقلیمی مهم است که هنگام امکان‌سنجی برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک مدنظر قرار می‌گیرد؛ البته این پارامتر خود متأثر از عرض جغرافیایی، ارتفاع، میزان ابرناکی و آلودگی شدید هواست؛ به طوری که ۷۰ درصد از تغییرات تعداد ساعات آفتابی در سال براساس عرض جغرافیایی و ارتفاع توجیه‌پذیر است؛ یعنی به ازای هر درجه افزایش عرض جغرافیایی، تقریباً ۸۶ ساعت از میزان ساعات آفتابی در سال کاهش می‌یابد و به ازای هر متر افزایش ارتفاع، حدود ۰/۳۵ ساعت به میزان ساعات آفتابی در سال اضافه می‌شود (مجرد و مرادی، ۱۳۹۳: ۱۶۱). در شکل ۷-الف، مقادیر نرمال‌شده ساعات آفتابی سالانه استان نشان داده شده است.

۲.۲.۵. بارش

در مناطقی که نزولات جوئی زیاد است، میزان ابرناکی نیز بیشتر خواهد بود. این امر علاوه بر افزایش رطوبت، موجب افزایش ذرات معلق در اتمسفر آن مناطق می‌شود که به افزایش جذب و انعکاس انرژی موج کوتاه خورشید خواهد انجامید؛ به طوری که ابرها به طور میانگین ۲۱ درصد از کل انرژی موج کوتاه خورشید را بازمی‌گردانند (تقوایی و صبحوحی، ۱۳۹۶: ۷۴). مقادیر نرمال شده میانگین سالانه بارش استان در شکل ۷-ب نشان داده شده است.

۲.۳.۵. تابش خورشیدی

بر اساس مطالعات انجام شده در سازمان انرژی‌های نو ایران و با توجه به استانداردهای جهانی، اگر متوسط انرژی تابشی خورشید در طول روز بیش از ۳/۵ کیلووات ساعت در مترمربع باشد (تقوایی و صبحوحی، ۱۳۹۶: ۶۹)، امکان احداث نیروگاههای خورشیدی توجیه اقتصادی خواهد داشت؛ به همین دلیل در این پژوهش از تابع $Area\ Solar\ Radiation$ برای به دست آوردن میانگین سالیانه انرژی خورشیدی استفاده شده است تا با تهیه این لایه تحلیل مناسبی در مکان‌یابی صورت گیرد (شکل ۸). تابع $Area\ Solar\ Radiation$ از رابطه ۱۰ برای به دست آوردن میانگین سالیانه انرژی خورشیدی بهره می‌برد.

$$Global_{tot} = Dir_{\theta,\alpha} + Dif_{\theta,\alpha} \quad (10)$$

در رابطه ۱۰ $Global_{tot}$ از مجموع تابش مستقیم $Dir_{\theta,\alpha}$ و تابش پراکنده $Dif_{\theta,\alpha}$ بر حسب وات ساعت بر مترمربع محاسبه می‌شود که مقادیر تابش مستقیم و تابش پراکنده به ترتیب مطابق با روابط ۱۱ و ۱۲ به دست می‌آید (Fu and Rich, 2002: 27-30):

$$Dir_{\theta,\alpha} = S_{Const} \times \tau^{m(\theta)} \times SunDur_{\theta,\alpha} \times SunGap_{\theta,\alpha} \times \cos(AngIn_{\theta,\alpha}) \quad (11)$$

$$Dif_{\theta,\alpha} = R_{gIb} \times P_{dif} \times Dur \times SkyGap_{\theta,\alpha} \times Weight_{\theta,\alpha} \times \cos(AngIn_{\theta,\alpha}) \quad (12)$$

در رابطه ۱۱ S_{Const} ثابت خورشیدی با مقدار عددی 1368 W/m^2 ، τ ضریب شفافیت اتمسفری، $m(\theta)$ نسبت طول مسیر نوری (رابطه ۱۳)، $SunDur_{\theta,\alpha}$ زمان حضور خورشید در آسمان، $SunGap_{\theta,\alpha}$ گپ نقشه خورشید و $AngIn_{\theta,\alpha}$ زاویه برخورد اشعه خورشیدی (رابطه ۱۴) است.

نسبت طول مسیر نوری $m(\theta)$ با زاویه زینت خورشید و ارتفاع از سطح دریا $Elev$ تعیین می‌شود که زاویه‌های زینت کمتر از ۸۰ درجه از رابطه ۱۳ به دست می‌آید.

$$m(\theta) = EXP(-0.000118 \times Elev - 1.638 \times 10^{-9} \times Elev^2) / \cos \theta \quad (13)$$

اثر جهات سطح زمین بر تابش دریافتی از حاصل ضرب کسینوس زاویه برخورد تعیین می‌شود؛ به طوری که زاویه برخورد $AngIn_{\theta,\alpha}$ بین سطح حائل و آسمان با زاویه زینت G_z و زاویه آزیموت G_a نسبت به مرکز با رابطه ۱۴ محاسبه می‌شود.

$$AngIn_{\theta,\alpha} = \cos^{-1}(\cos(\theta) \times \cos(G_z) + \sin(\theta) \times \sin(G_z) \times \cos(\alpha - G_a)) \quad (14)$$

در رابطه ۱۲ R_{gIb} تابش جهانی (رابطه ۱۵)، P_{dif} نسبت پراکندگی شار تابش جهانی خورشید، Dur بازه زمانی تحلیل، $SkyGap_{\theta,\alpha}$ گپ نقشه آسمان و $Weight_{\theta,\alpha}$ نسبت تابش پراکنده (روابط ۱۶ و ۱۷) است.

مقدار تابش جهانی R_{gIb} بدون اصلاح زاویه برخورد و سپس با اصلاح نسبت تابش مستقیم براساس رابطه ۱۵ محاسبه می‌شود.

$$R_{gIb} = (S_{Const} \sum (\tau^m(\theta))) / (1 - P_{dif}) \quad (15)$$

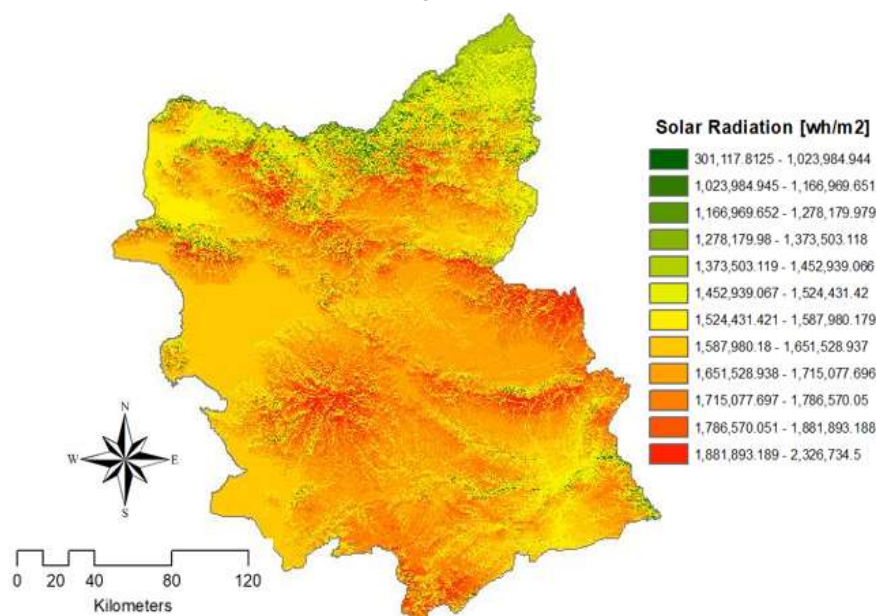
نسبت تابش پراکنده $Weight_{\theta,\alpha}$ برای مدل‌های پراکندگی یکنواخت و غیریکنواخت به ترتیب با رابطه ۱۶ و ۱۷ محاسبه می‌شود.

$$Weight_{\theta,\alpha} = (\cos \theta_2 - \cos \theta_1) / Div_{azi} \quad (16)$$

$$Weight_{\theta,\alpha} = (2 \cos \theta_2 + \cos 2\theta_2 - 2 \cos \theta_1 - \cos 2\theta_1) / 4 \times Div_{azi} \quad (17)$$

در روابط ۱۶ و ۱۷، θ_1 و θ_2 زوایای زینت در محدوده یک بخش نقشه آسمان و Div_{azi} تعداد تقسیمات زاویه آزیموت در نقشه آسمان است.

در شکل ۷-پ مقادیر نرمال‌شده میانگین سالانه انرژی تابشی خورشید استان نشان داده شده است.



شکل ۸. نقشه میانگین سالانه انرژی تابشی خورشید در استان آذربایجان شرقی (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 8. Annual map of average solar radiation energy in East Azerbaijan province (Authors, 2020)

۲.۴.۵. فاصله از شهرها

برای اینکه برق تولیدشده به دست مصرف‌کنندگان برسد، باید نیروگاهها به شبکه سراسری برق متصل شوند. اتصال نیروگاهها به شبکه سراسری برق با پست‌های برق انجام می‌شود و نیروگاههای خورشیدی فتوولتائیک نیز از این قضیه مستثنی نیستند. با توجه به اینکه در نزدیکی شهرها پست‌های برق برای تأمین برق شهرها تأسیس شده‌اند، فاصله از شهرها در مکان‌یابی از معیارهای مهم به شمار می‌آید. مقادیر نرمال‌شده فاصله از شهرهای استان در شکل ۷-ج نشان داده شده است.

۲.۵.۵. کاربری اراضی

در این پژوهش اراضی به شدت فرسوده و نامرغوب، مراتع ضعیف و شنزارها به مثابه مناطق بسیار مطلوب و مطلوب در نظر گرفته شده‌اند. این دسته‌بندی در استان به صورت نرمال شده در شکل ۷-ح به ترتیب با اعداد ۵ و ۴ ارزش‌گذاری شده است.

۲.۶.۵. ارتفاع

هرقدر ارتفاع از سطح دریا بیشتر شود، ضخامت اتمسفری کمتر می‌شود و به همین دلیل میزان جذب و انعکاس انرژی موج کوتاه خورشید نیز کمتر است. در پژوهش حاضر ارتفاع ۱۲۰۰ تا ۲۴۰۰ متر در دو اولویت با اهمیت زیاد به همراه سایر اولویت‌های ارتفاعی استان در شکل ۷-ث نشان داده شده است.

۲.۷.۵. فاصله از جاده‌ها

ساخت جاده‌های مواصلاتی جدید با هدف حمل تجهیزات هزینه زیادی دارد (نورالهی و همکاران، ۱۳۹۸: ۱۷)؛ به همین علت هرچقدر سطح دسترسی به جاده‌ها بیشتر باشد، امکان انتقال تجهیزات مورد نیاز به سایت نیروگاه افزایش و هزینه ساخت کاهش می‌یابد. در شکل ۷-خ مقادیر نرمال شده فاصله از جاده‌های استان نشان داده شده است.

۲.۸.۵. شیب زمین

شیب زمین در احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک از لحاظ دسترسی به سایت نیروگاه و امکان فعالیت اجرایی ماشین‌آلات مهم است و تأثیری بر نصب و بهره‌برداری از پنل‌های خورشیدی ندارد؛ زیرا این پنل‌ها روی سازه‌های فلزی نصب می‌شوند که شیب مورد نیاز برای برخورد عمودی پرتوهای خورشیدی با این سازه‌ها تنظیم می‌شود. شیب نرمال شده استان در شکل ۷-ج نشان داده شده است.

۲.۹.۵. دما

نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک نور خورشید را به صورت مستقیم به انرژی الکتریکی تبدیل می‌کنند و این تصور غلط است که هرچقدر دمای محیط بیشتر باشد، محل مناسبی برای احداث چنین نیروگاه‌هایی خواهد بود؛ زیرا ولتاژ و جریان پنل که نشان‌دهنده توان خروجی است، با دمای محیط نسبت عکس دارد؛ به بیانی با هر ۱ درجه افزایش دمای پنل خورشیدی از دمای ۲۵ درجه، میزان انرژی تولیدی در بازه ۰/۴ تا ۰/۵ درصد کاهش می‌یابد (Uyan, 2013: 13). میانگین سالانه دمای استان به صورت نرمال شده در شکل ۷-ت نشان داده شده است.

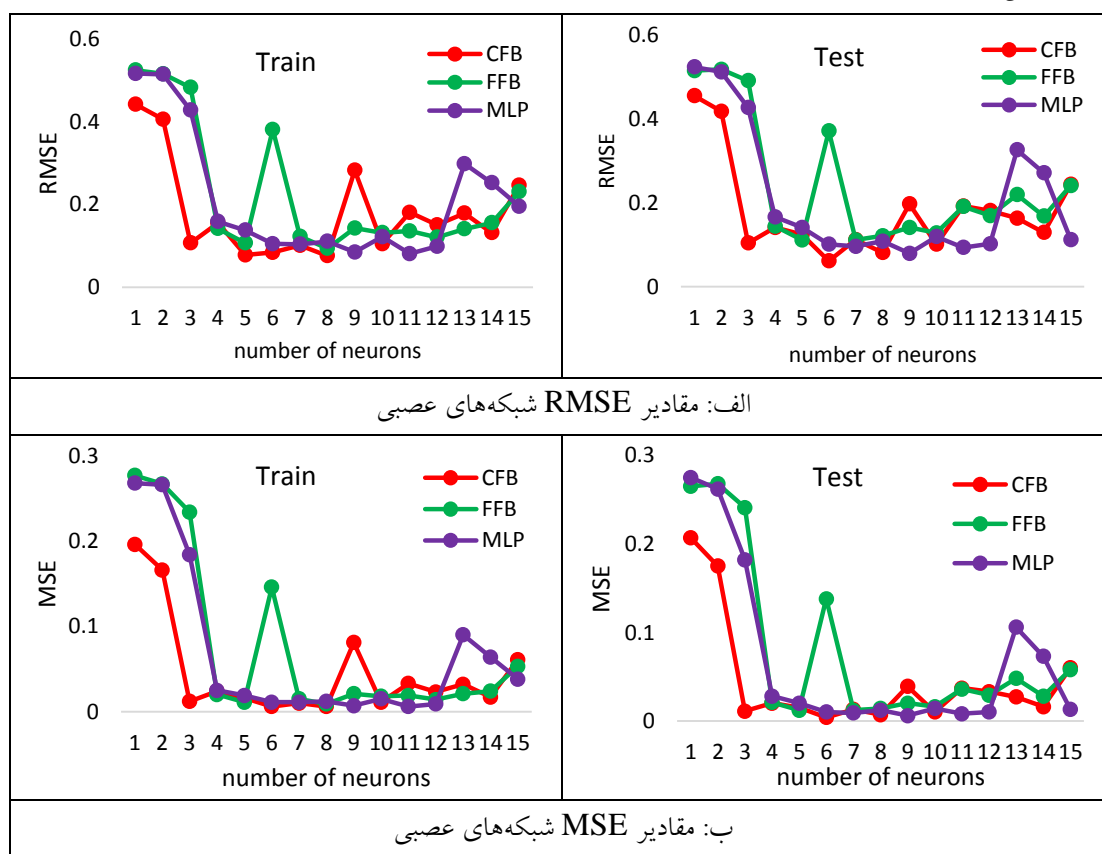
۳.۵. نتایج مبتنی بر به‌کارگیری شبکه عصبی مصنوعی

با توجه به اینکه آموزش شبکه‌های عصبی نیازمند داده آموزش است، برای به‌دست آوردن مکان‌های مطلوب و بسیار مطلوب نخست با استفاده از ANP، معیارها اولویت‌بندی و وزن‌دهی شد. اوزان محاسبه شده در جدول ۱ آورده شده است؛ سپس لایه‌ها با هم تلفیق و از بین ۴۵۹۸۳ رکورد، ۷۴۲۷ رکورد به مثابه مناطق مطلوب و بسیار مطلوب برای آموزش و ارزیابی شبکه‌های مختلف استفاده شد.

ساختار شبکه‌های عصبی به گونه‌ای است که با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن، تغییر تابع محرک و الگوریتم آموزش، ساختار شبکه تغییر می‌کند و بر خروجی مدل تأثیر می‌گذارد؛ بنابراین تعیین ساختار بهینه شبکه مبتنی بر سعی و خطاست و با استفاده از معیارهای ارزیابی و مقایسه نتایج به دست می‌آید؛ به طوری که مدل بهینه،

مدلی است که کمترین خطا را داشته باشد. البته باید دقت داشته باشیم که اگر در ارزیابی نتایج آموزش مقدار خطا خیلی به مقدار صفر نزدیک شود، امکان بیش‌برازش^۱ وجود دارد و این یعنی شبکه‌ایجادشده فقط برای مجموعه آموزش مناسب خواهد بود و با اضافه‌کردن داده‌های جدید، جواب مطلوبی حاصل نخواهد شد.

برای شبیه‌سازی ساختارهای شبکه‌های عصبی مصنوعی مختلف و تعیین ساختار بهینه از نرم‌افزار Matlab استفاده شده است. با توجه به هدف پژوهش حاضر، سه شبکه‌ی عصبی CFB، FFB و MLP با ساختارهای متفاوت ایجاد شده‌اند؛ به گونه‌ای که در هر سه شبکه از الگوریتم آموزش لونبرگ-مارکوارت با پس‌انتشار خطا (trainlm)، تعداد نرون از ۱ تا ۱۵ و تعداد تکرار بین ۱۰ تا ۷۰۰ بررسی شده است. برای شبکه‌های FFB و CFB، توابع محرک tansig و purelin و برای شبکه MLP، توابع محرک hardlim و hardlims بررسی شده است. نتایج حاصل از عملکرد شبکه‌ها در شکل ۹ آورده شده است.



شکل ۹. مقایسه نتایج شبکه‌های عصبی با ساختارهای متفاوت (نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 9. Comparison of neural network results with different structures (Authors, 2020)

براساس شکل ۹، ساختار بهینه شبکه CFB به صورت ۹، ۶، ۱ با ۹ نرون ورودی و ۶ نرون میانی، با مقادیر MSE و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۰۰۶، ۰/۰۸۴ و برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۰۴، ۰/۰۶۱، ساختار بهینه شبکه FFB به صورت ۹، ۵، ۱ با ۹ نرون ورودی و ۵ نرون میانی، با مقادیر MSE و RMSE برای داده‌های آموزش به

ترتیب ۰/۱۱، ۰/۱۰۷ و برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۱۲، ۰/۱۱۱، ساختار بهینه شبکه MLP به صورت ۹، ۹، ۱ با ۹ نرون ورودی و ۹ نرون میانی، با مقادیر MSE و RMSE برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۰۰۷، ۰/۰۸۵ و برای داده‌های تست به ترتیب ۰/۰۰۶، ۰/۰۷۹ انتخاب شده‌اند. با توجه به این نتایج، شبکه عصبی CFB با ساختار ۹، ۶، ۱ بهترین عملکرد را در بین شبکه‌ها داشته و بر این اساس مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک در استان آذربایجان شرقی با این شبکه انجام شده است.

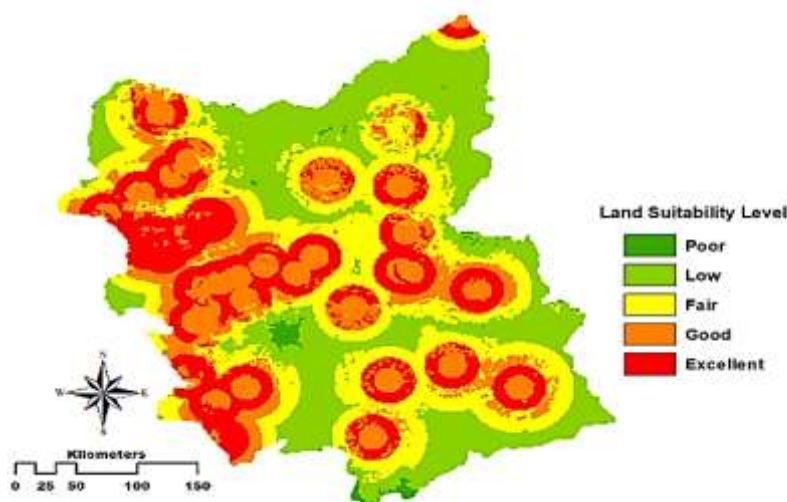
نقشه نهایی با استفاده از نتایج به دست آمده در پنج کلاس توصیفی طبقه‌بندی شد که در شکل ۱۰ نشان داده شده است. براساس طبقه‌بندی انجام شده، حدود ۷/۷ درصد از مناطق استان در کلاس بسیار نامطلوب، ۲۸/۴ درصد در کلاس نامطلوب، ۲۷/۶ درصد در کلاس متوسط، ۲۰/۶ درصد در کلاس مطلوب و ۱۵/۵ درصد در کلاس بسیار مطلوب قرار گرفته‌اند و مساحت هر کلاس برحسب کیلومتر مربع در جدول ۲ آورده شده است.

جدول ۲. مساحت مناطق طبقه‌بندی شده استان آذربایجان شرقی برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک

(نویسندگان، ۱۳۹۹)

Table 2. Area of classified areas of East Azerbaijan province for the construction of photovoltaic solar power plants (Authors, 2020)

درصد	مساحت (کیلومترمربع)	کلاس
۷/۷۴	۳۵۲۰/۹۹	بسیار نامطلوب
۲۸/۴۵	۱۲۹۴۲/۱۶	نامطلوب
۲۷/۶۵	۱۲۵۷۸/۲۳	متوسط
۲۰/۵۹	۹۳۶۶/۵۷	مطلوب
۱۵/۵۷	۷۰۸۲/۹۳	بسیار مطلوب



شکل ۱۰. نقشه اولویت‌بندی مکانی برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتوولتائیک در استان آذربایجان شرقی

(نویسندگان، ۱۳۹۹)

Figure 10. Spatial Priority Map for Construction of Photovoltaic Solar Power Plants in East Azerbaijan Province (Authors, 2020)

۶. نتیجه‌گیری

با توسعه صنایع و تکنولوژی، تأمین انرژی الکتریکی مورد نیاز فقط از طریق نیروگاه‌های فسیلی به دلیل محدودیت‌های آنها امکان‌پذیر نیست؛ از سویی با افزایش آگاهی جوامع، محدودیت‌ها و آسیب‌های استفاده از انرژی فسیلی آشکارتر شده و کشورها را واداشته است که از انرژی‌های تجدیدپذیر بهره‌بردارند. با توجه به موقعیت جغرافیایی و وسعت کشور ایران و بهره‌مندی آن از ۳۰۰ روز آفتابی، استفاده از انرژی خورشیدی در هر دو بخش بزرگ (نیروگاه) و کوچک (خانگی) به تأمین انرژی پایدار کمک می‌کند.

در این مطالعه سعی شده است با ترکیب روش‌های موجود برای مکان‌یابی یعنی استفاده از سیستم‌های تصمیم‌گیری مکانی و GIS، از روش‌های نوین مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز به منظور شناسایی مناطق مستعد برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک در استان آذربایجان شرقی استفاده شود. برای تحقق این هدف، نخست براساس ضوابط احداث و مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک عوامل محیطی شامل تابش خورشیدی، بارش، ساعت آفتابی و دما به‌مثابه معیارهای اقلیمی، ارتفاع و شیب زمین به‌مثابه معیارهای فیزیکی و کاربری اراضی، فاصله از جاده‌ها و فاصله از شهرها به‌مثابه معیارهای اقتصادی لحاظ شده است. براساس این معیارها، داده‌های آموزش با روش ANP تهیه و به همراه این داده‌ها و الگوریتم آموزش LM، آموزش شبکه‌های CFB، FFB و MLP بررسی شده است.

براساس معیارهای ارزیابی MSE و RMSE، شبکه CFB با ساختار ۹، ۶، ۱ به‌مثابه مناسب‌ترین شبکه انتخاب و با نتایج به‌دست‌آمده از این شبکه مکان‌یابی انجام شد. پس از تهیه نقشه نهایی مشخص شد از کل مساحت استان، حدود ۲۰/۶ درصد در کلاس مطلوب و ۱۵/۵ درصد در کلاس بسیار مطلوب برای احداث نیروگاه‌های خورشیدی فتولتائیک مناسب است.

با تمام تلاش‌ها و نوآوری‌ها در این پژوهش، پژوهش حاضر نیز مانند سایر مطالعات با محدودیت‌هایی روبه‌روست. یکی از مهم‌ترین محدودیت‌ها، تعداد بسیار اندک نیروگاه‌های خورشیدی و احداث‌نشدن این نیروگاه‌ها براساس ضوابط محیطی و اقلیمی است؛ علاوه بر این اگر معیارهایی از قبیل خطوط انتقال نیرو، پست‌های برق، نقشه آلودگی هوا، نقشه گردوغبار و... در دسترس بود، پیش‌بینی دقیق‌تری انجام می‌شد؛ به همین دلیل برای مطالعات آینده، استفاده از این معیارها پیشنهاد می‌شود.

منابع

- تقوایی، مسعود، صبوچی، عفت، (۱۳۹۶). پهنه‌بندی و مکان‌یابی نیروگاه‌های خورشیدی در استان اصفهان، نشریه پژوهش و برنامه‌ریزی شهری، دوره ۸، شماره ۲۸، ۸۲-۶۱.
- تقی‌زاده مهرجردی، روح‌الله، غزالی، آرزو، کلانتری، سعیده، رحیمیان، محمدحسن، (۱۳۹۵). مکان‌یابی شوری خاک با استفاده از داده‌های محیطی و نمونه‌برداری هایپرکیوب در شهرستان میبد، دو فصلنامه علمی پژوهشی خشک بوم، دوره ۶، شماره ۱، ۷۹-۶۹.

- خداپرست شیرازی، جلیل، صادقی، زهرا، (۱۳۹۵). پیش‌بینی تولید آبیان دریایی در ایران با استفاده از روش **ARIMA** و شبکه عصبی مصنوعی، تحقیقات اقتصاد کشاورزی، دوره ۸، شماره ۳۱، ۱۶۶-۱۴۵.
- دهقانی، امیراحمد، پیری، مهدی، حسام، موسی، دهقانی، نوید، (۱۳۸۹). تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، تابع شعاعی و المانی، مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، دوره ۱۷، شماره ۲، ۶۷-۴۹.
- زبردست، اسفندیار، (۱۳۸۹). کاربرد فرایند تحلیل شبکه‌ای در برنامه‌ریزی شهری و منطقه‌ای، نشریه هنرهای زیبا-معماری و شهرسازی، دوره ۲، شماره ۴۱، ۷۹-۹۰.
- سازمان انرژی‌های نو ایران، (۱۳۸۷). گزارش اول: از انرژی‌های نو چه می‌دانید؟، انرژی خورشیدی، سازمان انرژی‌های نو ایران، تهران.
- عرب‌عامری، علیرضا، شیروانی، کوروش، کرمی، جلال، کلورازان، عبدالله، (۱۳۹۵). کاربرد شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) در مکان‌یابی دفن پسماند جامد شهری با تأکید بر خصوصیات هیدروژئومورفیک؛ مطالعه موردی: شهرستان فریدون‌شهر، نشریه محیط‌شناسی، دوره ۴۲، شماره ۲، ۳۴۱-۳۲۹.
- فروتن، متین، منصوریان، علی، زارعی‌نژاد، مژگان، صاحبی، محمدرضا، (۱۳۹۰). مقایسه کارایی شبکه‌های عصبی MLP, RBF, PNN و GRNN در مطالعات اکتشافی ذخایر مس پورفیری به منظور تعیین نقاط حفاری در GIS، نشریه علوم زمین، دوره ۲۱، شماره ۸۱، ۱۵-۲۲.
- فلاح، مهدی، فرج‌زاده، منوچهر، اسلامی، عبادرضا، سلطانی‌فر، افسانه، (۱۳۹۴). مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی استان مازندران با تلفیق تحلیل شبکه‌ای (ANP) و سیستم اطلاعات جغرافیایی، سومین کنگره بین‌المللی عمران، معماری و توسعه شهری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران.
- گلابی، محمدرضا، آخوندعلی، علی‌محمد، رادمنش، فریدون، (۱۳۹۲). مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارندگی فصلی؛ مطالعه موردی: ایستگاه‌های منتخب استان خوزستان، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی، دوره ۱۳، شماره ۳۰، ۱۶۹-۱۵۱.
- مجرد، فیروز، مرادی، کرمان، (۱۳۹۳). نگرشی به ناموزونی و روندهای ساعات آفتابی در ایران، فصلنامه جغرافیا و توسعه، دوره ۱۲، شماره ۳۴، ۱۵۳-۱۶۶.
- هاتفی اردکانی، مهدی، (۱۳۹۳). کاربرد تصاویر ماهواره‌ای و GIS در امکان‌سنجی استفاده از انرژی خورشیدی برای مناطق دور از منابع انرژی؛ منطقه مورد مطالعه: پایگاه‌های امداد و نجات جاده‌ای اتوبان زنجان-تبریز)، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، استاد راهنما: رضایی مقدم، محمدحسین، دانشگاه تبریز، سنجش از دور و سیستم اطلاعات جغرافیایی.
- ناصری، سعیده، نوری، گیتی، فریادی، شهرزاد، (۱۳۹۶). مکان‌یابی نیروگاه خورشیدی با منطق فازی و ANP؛ مطالعه موردی: استان هرمزگان، مجله فنی و مهندسی فناوری‌های نوین در سیستم‌های انرژی، دوره ۳، شماره ۱، ۱-۹.

- نورالهی، احسان، فدایی، داوود، مظفری، مهدی، (۱۳۹۸). پتانسیل سنجی بهره‌برداری از مزارع خورشیدی مبتنی بر فاکتورهای اقلیمی؛ مطالعه موردی: استان ایلام، نشریه انرژی ایران، دوره ۲۱، شماره ۱، ۳۵-۵.
- یزدان پناه، حجت‌الله، میرمجربیان، راضیه، برقی، حمید، (۱۳۸۹). برآورد تابش کلی خورشید در سطح افقی زمین در اصفهان، مجله جغرافیا و برنامه‌ریزی محیطی، دوره ۲۱، شماره ۱، ۹۵-۱۰۴.
- یوسفی، محسن، پورشرعیانی، ربابه، (۱۳۹۳). برآورد رسوب معلق با استفاده از شبکه عصبی و ارزیابی توابع آموزشی؛ مطالعه موردی: استان لرستان، پژوهشنامه مدیریت حوضه آبخیز، دوره ۵، شماره ۱۰، ۸۵-۹۷.
- Allen, R.G., Bastiaanssen, W., Wright, J.L., Morse, A., Tasumi, M. and Trezza, R., (2002). **Evapotranspiration from Satellite Images for Water Management and Hydrology Balances**, Proceedings of the 2002 ICID Conference, Montreal, Canada.
- Anwar, kh., Deshmukh, S., (2018). **Assessment and Mapping of Solar Energy Potential Using Artificial Neural Network and GIS Technology in the Southern Part of India**, International Journal of Renewable Energy Research, Vol. 8, No .2, PP. 974-985.
- Badde, D.S., Gupta, A.k. and Patki, V.K., (2013). **Cascade and Feed Forward Back Propagation Artificial Neural Network Models for Prediction of Compressive Strength of Ready Mix Concrete**, IOSR Journal of Mechanical and Civil Engineering (IOSR-JMCE), PP. 1-6.
- Bermejo, J.F., Gómez Fernández, J.F., Olivencia Polo, F. and Márquez, A.F., (2019). **A Review of the Use of Artificial Neural Network Models for Energy and Reliability Prediction**, A Study of the Solar PV, Hydraulic and Wind Energy Sources, A review. Applied Sciences, Vol. 9, No. 9, PP. 1-20.
- Chiu, M., Lin, G., (2004). **Collaborative supply chain planning using the artificial neural network approach**, Journal of Manufacturing Technology Management, (15) 8, 787-796.
- Fu, P., Rich, P.M., (2002). **A geometric solar radiation model with applications in agriculture and forestry**, Journal of Computers and Electronics in Agriculture, (37), 25-35.
- Hankins, M., (2010). **Stand-Alone Solar Electric Systems**, Earthscan, London.
- Kalogirou, S.A., (2001). **Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review**, Renew, Sustain. Energy Rev., (5) 4, 373- 401.
- Jani, D.B., Mishra, M., Sahoo, P.K., (2017). **Application of artificial neural network for predicting performance of solid desiccant cooling systems – A review**, Renew, Sustain. Energy Rev., (80), 352-366.
- De Jesus, O., Hagan, M.T., (2007). **Backpropagation Algorithms for a Broad Class of Dynamic Networks**, IEEE Transactions on Neural Networks, (18) 1, 14 -27.
- Keese, W.J., Pernell, R., Arthur, H., James, D., (2003). **A Consumer Guide a Photovoltaic Solar Electric System**, California.

- Khorrami, B., Valizadeh Kamran, Kh., (2016). **Land Suitability Assessment for Locating Solar Farms Applying GIS**, International Conference on Architecture, Urbanism, Civil Engineering, Art, Environment, ICAUCAE 2016, Tehran, Iran.
- Kim, E.Y., Johnson, H., (2010). **Multi-Structure Segmentation of Multi-Modal Brain Images Using Artificial Neural networks**, Proc. SPIE Med. Imaging. Vol. 7623, San Diego, California, United States.
- Kisi, Ö., (2004). **Multi-layer perceptrons with Levenberg-Marquardt Training Algorithm for Suspended Sediment Concentration Prediction and Estimation**, Hydrological Sciences Journal, Vol. 49, No. 6, PP. 1025-1040.
- Lee, A.H.I., Kang, H.Y., Lin, Ch.Y., Shen, K.Ch., (2015). **An Integrated Decision-Making Model for the Location of a PV Solar Plant**, Sustainability 2015, Vol. 10, No. 7, PP. 13522-13541.
- Marquardt, D., (1963). **An algorithm for least squares estimation of non-linear parameters**, Journal of the Society for Industrial and Applied Mathematics, (11) 2, 431- 441.
- Pinar Akkas, O., Yasin Ertugrul, M., Cam, E., Inanc, N., (2017). **Optimal Site Selection for a Solar Power Plant in the Central Anatolian Region of Turkey**, International Journal of Photoenergy, Vol. 2017, Article ID 7452715, 13 pages.
- Saaty, T.L., (2004). **The Analytic Network Process Dependence and Feedback in Decision**, Kobe Japan.
- Şahin, M., (2016). **Determining Optimum Tilt Angles of Photovoltaic Panels by Using Artificial Neural Networks in Turkey**, Technical gazette, Vol. 26, No. 3, PP. 596-602.
- Schmidhuber, Jürgen, (2015). **Deep learning in neural networks: An overview**, Journal of Neural Networks, (61), 85-117.
- Shahin, Mustafa, (2019). **Determining Optimum Tilt Angles of Photovoltaic Panels by Using Artificial Neural Networks in Turkey**, Technical Gazette, (26) 3, 596-602.
- Sivaneasan, B., Yu, C.Y., Goh, K.P., (2017). **Solar Forecasting Using ANN with Fuzzy Logic Pre-Processing**, Energy Procedia, Vol. 143, PP. 727-732.
- Uyan, M., (2013). **GIS-based Solar Farms Site Selection Using Analytic Hierarchy Process (AHP) in Karapinar Region Konya/Turkey**, Renew. Sustain. Energy Rev., Vol. 28, PP. 11–17.

