بهینه سازی شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک به عنوان روشی پیوندی به منظور تخمین عیار کانسار آهن دلکن

سید محمد حسین هاشمیان، دانشگاه آزاد تهران-جنوب، [hashemian\_mh@yahoo.com](mailto:hashemian_mh@yahoo.com)

سید امیر ابریشمی­فر، دانشگاه آزاد تهران-جنوب، A\_Abrishamifar@azad.ac.ir

علی برومندنیا، دانشگاه آزاد تهران-جنوب، Broumandnia@azad.ac.ir

Optimization of Artificial Neural Network by Genetic Algorithm as a Hybrid Method for Grade Estimation of Delkan Iron Deposit

Seyed Mohammad Hosein Hashemian, Islamic Azad University-South Tehran Branch, [hashemian\_mh@yahoo.com](mailto:hashemian_mh@yahoo.com)

Seyed Amir Abrishamifar, Islamic Azad University-South Tehran Branch, A\_Abrishamifar@azad.ac.ir

Ali Broumandnia, Islamic Azad University-South Tehran Branch, Broumandnia@azad.ac.ir

# مقدمه

تخمین عیار یکی از مهم­ترین مراحل محاسبات ذخیره و کانی­سازی است[4]. تخمین ذخیره یکی از پیچیده­ترین مسائل نزد مهندسین معدن و زمین شناسان به­شمار می­آید. روش­های زمین­آماری جزء پرکاربردترین روش­های تخمین ذخیره است[8,11] استفاده از این روش­ها به علت در نظر گرفتن فرضیات متعدد و صرف زمان زیاد دشوار است[14]. در دو دهه اخیر شبکه عصبی مصنوعی[[1]](#footnote-1) به عنوان روشی غیر خطی در بسیاری از کارهای معدنی و زمین­شناسی به کار گرفته شده­است[10, 12, 16, 17, 19, 23, 24, 25, 26]. ساختار شبکه­های عصبی بسیار متفاوت و گوناگون است که از این میان شبکه پرسپترون چند لایه[[2]](#footnote-2) «ام-ال-پی» از ساختاری استاندارد در حل مسائل مرتبط با برازش برخوردار می­باشد[2]. این شبکه در تخمین عیار مواد معدنی به طور گسترده­ای به کار گرفته شده­است[15, 17, 21].

علاوه بر آن­که این نوع شبکه دارای چندین مزیت مهم نسبت به سایر روش­ها می­باشد، ولی از معایبی نیز برخوردار می­باشد. از مهم­ترین معایب این نوع از روش­ها، وجود حساسیت آن­ها به مقادیر اولیه وزن­ها بوده و نیز این روش­ها فاقد ساختاری مناسب به­منظور تعیین پارامترهای ساختاری می­باشند[2].

به­منظور رفع این معایب به ویژه در علوم زمین، تعدادی از محققان سعی نمودند با استفاده از سایر روش­های هوش­مصنوعی از قبیل الگوریتم­ژنتیک و منطق فازی، معایب مذکور را مرتفع نموده و روش­های ترکیبی موثر دیگری را در این خصوص به کار گیرند. حاصل تعدادی از این پژوهش­ها به معرفی روش­های موثری انجامید[13, 18, 20, 22]. پاره­ای از آن­ها نیز چنین نگردید[3].

در این مقاله، کوشش شده­است با ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه ام-ال-پی به بهینه­سازی پارامترهای ساختمانی توجه گردد. همچنین با تکرار مقداردهی اولیه به وزن­های شبکه و آموزش آن طی ده مرتبه متوالی موجب گردد تا حساسیت آن­ها به مقادیر اولیه کاهش یابد[9,3].

# بنیاد مدل پیشنهادی

عملکرد یک شبکه عصبی بر اساس قابلیت عمومیت­دادن[[3]](#footnote-3) آن ارزیابی می­گردد. این قابلیت به معنای آن است که شبکه چگونه در قبال داده­هایی که تاکنون با آن مواجه نشده است عکس­العمل نشان می­دهد[9]. در این مقاله برای حصول اطمینان از قابلیت عمومیت دادن مدل، روش «توقف زودهنگام» مورد استفاده قرار گرفت. در این روش مجموعه اطلاعات و داده­ها به سه دسته شامل دسته­های «یادگیری[[4]](#footnote-4)»، «اعتبارسنجی[[5]](#footnote-5)» و «آزمون[[6]](#footnote-6)» با انتخاب تصادفی تقسیم می­شود. داده­های مربوط به یادگیری و اعتبارسنجی برای آموزش شبکه به کار گرفته می­شود و دسته آزمون به منظور ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده استفاده می­شوند. با به کارگیری این روش، شبکه با داده­های یادگیری آموزش داده می­شود و عملکرد آن توسط داده­های اعتبارسنجی مورد بررسی قرار می­گیرد.

## مقدمه

در روش پیشنهادی برای بهینه­سازی پارامترهای ساختمانی شبکه عصبی از الگوریتم ژنتیک در حل مسئله تخمین عیار استفاده شده است[23, 24]. به این منظور از یک شبکه ام-ال-پی با الگوریتم آموزش لونبرگ-مارکوارد[[7]](#footnote-7) «ال-ام» استفاده شده است. شبکه پیشنهادی دارای چهار «نرون» در لایه ورودی بوده که متناظر با مقادیر X، Y، Z و هر یک از نمونه­های اکتشافی به کار رفته است و همچنین یک نرون در لایه خروجی می­باشد که متناظر با عیار آهن به کار می­رود. در این روش تعداد لایه­های پنهان، تعداد نرون­های واقع در هرکدام از لایه­های پنهان، و توابع تبدیل نرون­های لایه مخفی و لایه خروجی آن­ها، پارامترهایی هستند که از طریق الگوریتم ژنتیک بهینه­سازی و تعیین می­گردند. محدودیت­های به کارگیری شده برای این پارامترها به شرح جدول 1 می­باشد.

|  |
| --- |
| جدول 1 : محدودیت­های پارامترهای ساختمانی شبکه عصبی |
| |  |  |  | | --- | --- | --- | | ردیف | نام پارامتر ساختمانی | محدودیت | | 1 | تعداد لایه مخفی | 1 یا 2 | | 2 | تعداد نرون­های لایه­های مخفی | 1 الی 70 | | 3 | توابع تبدیل | توابع سیگموئید[[8]](#footnote-8)، تانژانت هایپربلیک[[9]](#footnote-9) و آرکتانژانت[[10]](#footnote-10) تقسیم بر | |

## الگوریتم ژنتیک

در این تحقیق، نسل اولیه­ای از جواب­های ممکن به صورت تصادفی ایجاد می­شود. این نسل اولیه با احتساب کلیه پارامترهای ساختمانی مورد بررسی و مبتنی بر اعمال محدودیت­های نام برده شده حسب جدول 1 ایجاد شده­اند.

عملکرد هر «کروموزوم» الگوریتم ژنتیک از طریق محاسبه مقدار برازندگی آن تعیین می­گردد. این مقدار برابر با «ام-­اس-­ای» داده­های آزمون در شبکه­های آموزش دیده است. حساسیت شبکه به مقادیر اولیه وزن­های خود از مشکلات محاسبه ام-اس-ای می­باشد.

برای کاهش تاثیر این میزان حساسیت و یافتن مقدار برازندگی بهینه لازم دیده شد که آموزش هر شبکه در وهله نخست با مقداردهی اولیه تصادفی به وزن­های آن شبکه طی ده مرتبه تکرار صورت گیرد. در هر مرتبه از این مراحل ده گانه، شبکه به روش الگوریتم ال-ام مورد آموزش قرار می­گیرد. وزن­های بهینه شده­ای که کمترین ام-اس-ای داده­های اعتبارسنجی را در هر مرتبه از مراحل ده گانه ایجاد و تولید نمود، به عنوان وزن­های پیشنهادی آن مرتبه در نظر گرفته می­شود. در گام بعدی از میان وزن­های پیشنهادی به دست آمده از این مرتبه­های ده گانه، آن وزن­های پیشنهادی­ای که کمترین ام-اس-ای داده­های اعتبارسنجی را موجب شده است به عنوان وزن­های نهایی شبکه منظور می­شود. در انتها با محاسبه ام-اس-ای داده­های آزمون مقدار برازندگی شبکه عصبی تعیین می­گردد. با محاسبه مقدار برازندگی هر کروموزوم امکان مقایسه عملکرد کروموزوم­های یک جمعیت نسبت به یکدیگر فرآهم می­آید و زمینه برای اجرای «عملگر انتخاب» مهیا می­شود.

### عملگر انتخاب

عملگر انتخاب[[11]](#footnote-11) فرآیندی است که در آن کروموزوم­ها برای شرکت در فرآیند تولید مثل، برگزیده می­شوند. روش­های علمی مطرح شده در این زمینه شامل چرخه رولت[[12]](#footnote-12)، مسابقه[[13]](#footnote-13)، رتبه بندی[[14]](#footnote-14) و حالت پایدار[[15]](#footnote-15) می­باشند[1] که از میان آن­ها، از روش چرخه رولت استفاده گردید. *در این روش با استفاده از* مقادیر برازندگی کروموزوم­ها، *احتمال انتخاب هر رشته* تعیین و والدین مورد نظر برای تولید فرزند جدید به صورت تصادفی انتخاب گردید.

### عملگر­های تقاطع و جهش

الگوریتم ژنتیک در «عملگر تقاطع[[16]](#footnote-16)» با تبادل بلوک­های سازنده مهم بین دو رشته که عملکرد خوبی دارند، رشته جدیدی را که از بهترین بخش­های والدین خود به ارث برده است، ایجاد کند. «نرخ تقاطع[[17]](#footnote-17)» عامل تعیین کننده تعداد رشته­هایی است که اجزاء آن­ها با یکدیگر مبادله می­گردد. این نرخ در محدوده عددی 5/0 الی 1 می­باشد. تقاطع­های یک نقطه­ای، دو نقطه­ای و یکسان، سه روش مبادله­ای هستند که به صورت اساسی به کار گرفته می­شود[7].

«جهش[[18]](#footnote-18)» عملگر مهم دیگری است که به اجزاء ژنتیکی جدید اجازه معرفی به جمعیت را می­دهد. «نرخ جهش[[19]](#footnote-19)» در محدوده عددی01/0 الی 1/0 تعیین می­گردد. این نرخ امکان ایجاد جهش­های تصادفی در ژن­ها را ایجاد می­نماید[7].

طرح کلی روش پیشنهادی در شکل 1 ارائه شده است.

|  |
| --- |
|  |
| شکل 1 : نمای کلی روش پیوندی شبکه عصبی-الگوریتم­ژنتیک |

# به کارگیری مدل پیشنهادی

در این تحقیق داده­های مورد استفاده مربوط به 2000 نمونه اکتشافی از کانسار آهن دلکن می­باشد. این کانسار در استان خراسان رضوی با فاصله حدود 83 کیلومتری از جنوب غربی کاشمر و 35 کیلومتری شهرستان بردسکن قرار دارد. در شکل 2 راه­های دسترسی به کانسار آهن دلکن نشان داده شده است. عیار آهن کانسار دلکن توسط نمودار هیستوگرام در شکل 3 نشان داده شده است.

|  |
| --- |
|  |
| شکل 2 : راه­های دسترسی و موقعیت محدوده اکتشافی |

|  |
| --- |
|  |
| شکل 3 : نمودار توزیع-فراوانی عیار نمونه­های آهن |

این داده­ها به دسته بندی­های کوچکتری تقسیم شد. این دسته­بندی­ها و کاربردشان در جدول 2 ارائه شده است. این دسته بندی­ها در ابتدای پژوهش تنها برای یک مرتبه صورت گرفت و تا انتها و حصول نتیجه نهایی برای هر یک از روش­های مورد استفاده، منظور گردید.

|  |
| --- |
| جدول 2 : تقسیم­بندی داده­ها و شرح کاربرد آن­ها |
| |  |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | --- | |  | روش های تخمین | | | توضیحات | | کریجینگ معمولی | روش پیوندی پیشنهادی | | | دسته بندی اولیه | دسته اول  (90% از کل داده­ها معادل 1800نمونه) | دسته بندی ثانویه | یادگیری(70% از کل داده­ها معادل 1400نمونه) | از این داده­ها برای تعیین و بهینه­سازی پارامترهای تخمین روش­های مورد نظر استفاده گردید. | | اعتبار سنجی(10% از کل داده­ها معادل 200نمونه) | | آزمون(10% از کل داده­ها معادل 200نمونه) | | دسته دوم (10% از کل داده معادل 200نمونه) | | | از این داده­ها برای مقایسه روش­های تخمین استفاده می­گردد. | |

## به کارگیری مدل­سازی کریجینگ

در این روش با تعیین مدل واریوگرام کانسار، پارامترهای تخمین آن بهینه­سازی و تعیین شد. در شکل 4 مدل واریوگرام کانسارآهن دلکن ارائه شده است. بعد از تعیین پارامترهای بهینهِ کریجینگ برای کانسار آهن دلکن، تخمین دسته کلی دوم داده­ها انجام و ام-اس-ای آن­ها محاسبه گردید. مقدار ام-اس-ای محاسبه شده برابر 79783/139 می­باشد. در بخش بعدی با محاسبه و تعیین ام-اس-ای تخمین دسته کلی دوم داده­ها توسط روش پیوندی پیشنهادی، قابلیت تخمین هر یک از روش­ها با یکدیگر مقایسه می­شود

|  |
| --- |
|  |
| شکل 4 : مدل واریوگرام کانسارآهن دلکن |

## روش جدید

به منظور به کارگیری الگوریتم ژنتیک در کانسار آهن دلکن، یک جمعیت اولیه با تعداد 50 عضو، نرخ ترکیب 8/1 و نرخ جهش 08/0 تشکیل گردید. تعداد حداکثر نسل­های این الگوریتم ژنتیک برابر 2000 در نظر گرفته شد. نظر به این­که شبکه­های عصبی مورد بررسی در روش پیوندی، در هنگام آموزش به مقدار اولیه وزن­های خود حساس نمی­باشند، لذا چنین انتظار می­رود که به کمینه ام-اس-ای داده­های اعتبارسنجی خود، بهینه گردند. با اتخاذ این رویّه، عملکرد تمامی اعضا یک نسل مورد ارزیابی قرار گرفته و از طریق عملگرهای الگوریتم ژنتیک، اعضای با عملکرد مناسب هر نسل تعیین می­شوند. سپس این اعضا با تولید نسل بعدی خود، پارامترهای مناسب خود را به نسل بعدی انتقال می­دهند. به این طریق با انتقال پارامترهای بهینه شده از نسلی به نسل دیگر می­توان امیدوار بود شبکه برگزیده در نسل پایانی، بهترین عملکرد را در تخمین داده­های مسئله داشته باشد. در شکل 4 به صورت خلاصه تاثیر بهینه سازی الگوریتم ژنتیک در یافتن شبکه­های با عملکرد بهتر از نسل آغازین تا پایانی این الگوریتم، نمایش داده شده است.

|  |
| --- |
|  |
| شکل 5 : نمودار تاثیر الگوریتم ژنتیک بر عملکرد پنج شبکه برتر نسل­ها |

در این مدل پیشنهادی شبکه عصبی بهینه شده توسط الگوریتم ژنتیک دارای یک لایه مخفی با تعداد 53 نرون می­باشد.

توابع تبدیل متعلق به لایه­های مخفی و خروجی از نوع آرکتانژانت تقسیم بر هستند.

همچنین در مدل پیشنهادی، این شبکه بر روی دسته دوم داده­ها به کار گرفته شد. ام-اس-ای حاصل از آن برابر 18137/74 به دست آمد.

# نتیجه­گیری و کارهای آینده

در این تحقیق، روشی جدید پیوندی برای تخمین عیار سنگ آهن در کانسار آهن دلکن به کارگیری شد. به دلیل آن­که شبکه عصبی ام-ال-پی به پارامترهای ساختمانی خود شامل تعداد لایه­های مخفی، تعداد نرون­های هر کدام از آن­ها و نوع توابع تبدیل حساس می­باشد، لذا روشی جدید پیوندی برای کاهش میزان حساسیت این نوع شبکه به این پارامترها پیشنهاد گردید. با به کارگیری روش پیوندی ملاحظه شد که خطای تخمین به صورت قابل ملاحظه­ای کاهش یافت. همچنین در روش پیشنهادی پارامترهای ساختمانی بهینه با استفاده از الگوریتم ژنتیک تعیین، و عملکرد روش پیشنهادی با روش کریجینگ مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج به دست آمده موّید برتری روش پیشنهادی نسبت به روش کریجینگ معمولی است.

# منابع فارسی :

1- بشیری, م. & جلیلی, م., 1393. *الگوریتم ژنتیک در فضای تک و چند هدفه(مفاهیم و ابزارها).* تهران(تهران): دانشگاه شاهد، مرکز چاپ و انتشارات.

2- منهاج, م. ب., 1392. *مبانی شبکه های عصبی هوش محاسباتی.* تهران: دانشگاه صنعتی امیر کبیر (پلی تکنیک تهران).

3 - هاشمیان, س. م. ح., ابریشمی فر, س. ا. & برومندنیا, ع., 1396. *روشی پیوندی با ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه­عصبی برای تخمین عیار کانسار آهن دلکن.* تهران, سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور.

# References:

4- Bulent, T., 2007. An uncertainty oriented fuzzy methodology for grade estimation. *Cumputers & Geoscience,* February, 33(2), pp. 280-288.

5- Demetgul, M., Unal, M., Tansel, I. N. & Yazicioglu, O., 2011. Fault diagnosis on bottle filling plant using genetic-based neural network. *Engineering Software,* pp. 1051-1058.

6- Ferentinos, K. P., 2005. Biological engineering applications of feedforward neural networks designes and parameterized by genetic algorithms. *Science Direct,* pp. 934-950.

7- Goldberg, D. E., 1989. *Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning.* New York: Wesley Publishing Company Inc.

8- Goovaerts, P., 1997. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation.* NewYork: Oxford University Press.

9- Hagan, M. T., Demuth, H. B. & Beale, M. H., n.d. *Neural Network Design.* s.l.:s.n.

10- Jalloh, A. B., Kyuro, S., Jalloh, Y. & Barrie, A. K., 2016. Integrating artificial neural networks and geostatistics for optimum 3D geological block modeling in mineral reserve estimation: A case study. *Mining Science and Technology,* July, 26(4), pp. 581-585.

11- Journel, A. G. & Huijbregts, C. J., 1978. *Mining Geostatistics.* London: Academic Press.

12- Juan, P. L., Javier, R. d. S., Barry, R. & Francisco, H., 2006. Visualization of Volcanic Rock Geochemical Data and Classification with Artificial Neural Networks. Mathematical Geology, 38(6).

13- Kaloop, M., El-Diasty, M. & HU, J. W., 2017. Real-time prediction of water level change using adaptive neuro-fuzzy inference system. 16 May.pp. 1-13.

14- Kapageridis, I. K., Benby, B. & Hunter, G., 1999. Integration of a neural ore grade estimation tool in a 3D resource modeling package. s.l., IEEE.

15- Mahmoudabadi, H., Izadi, M. & Menhaj, M. B., 2009. A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural network.

16- Matias, J. M., Vaamonde, J., Taboada, W. & González-Manteiga, 2004. Comparison of Kriging and Neural Networks With Application to the Exploitation of a Slate Mine. *Mathematical Geology,* 36(4), pp. 463-486.

17- Porwal, A., Carranza, E. J. M. & Hale, M., 2004. A hybrid neuro-fuzzy model for mineral potential mapping. *Mathematical Geology,* 36(7), pp. 803-826.

18- Salehi, T. et al., 2015. Estimation of the collapse potential of loess soils in Golestan Province using neural networks and neuro-fuzzy systems. *Arabian Journal of Geosciences,* November, 8(11), pp. 9557-9567.

19- Shokri, B. J., Ardejani, F. D. & Ramazi, H., 2016. Environmental Geochemistry and Acid Mine Drainage Evaluation of an Abandoned Coal Waste Pile at the Alborz-Sharghi Coal Washing Plant, NE Iran. *Natural Resources Research,* September, 25(3), pp. 347-363.

20- Shokri, B. J., Ramazi, H., Ardejani, F. D. & Sadeghiamirshahidi, M., 2014. Prediction of Pyrite Oxidation in a Coal Washing Waste Pile Applying Artificial Neural Networks (ANNs) and Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems (ANFIS). *Mine Water and the Environment,* June, 33(2), pp. 146-156.

21- Tahmasebi, P. & Hezarkhani, A., 2011. Application of a Modular Feedforward Neural Network for Grade Estimation. *Natural Resources Research,* March.20(2).

22- Tahmasebi, P. & Hezarkhani, A., 2012. A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation. *Computers & Geosciences,* May, Volume 42, pp. 18-27.

23- Weller, A. F., Corcoran, J., Harris, A. & Ware, J. A., 2005. The semi-automated classification of sedimentary organic matter in palynological preparations. *Computers & Geosciences,* December, 31(10), pp. 1213-1223.

24- Weller, A. F., Harris, A. J., Ware, J. A. & Jarvis, P. S., 2006. Determining the saliency of feature measurements obtained from images of sedimentary organic matter for use in its classification. *Computers & Geosciences,* 32(9), pp. 1357-1367.

25- Weller , A. F., Harris, A. J. & Ware, A., 2007. Two Supervised Neural Networks for Classification of Sedimentary Organic Matter Images from Palynological Preparations. *Mathematical Geology,* 39(7), pp. 657-671.

26- Yama, B. R. & Lineberry, G. T., 1999. ArtificialL neural network application for a predictive task in mining. Volume 51, pp. 59-64.

1. Artificial Neural Network [↑](#footnote-ref-1)
2. Multi Layer Perceptron [↑](#footnote-ref-2)
3. Generalization [↑](#footnote-ref-3)
4. Training [↑](#footnote-ref-4)
5. Validation [↑](#footnote-ref-5)
6. Test [↑](#footnote-ref-6)
7. Lenenberg-Marquardt [↑](#footnote-ref-7)
8. Sigmoid [↑](#footnote-ref-8)
9. Hyperbolic Tangent [↑](#footnote-ref-9)
10. Arctangent [↑](#footnote-ref-10)
11. Selection [↑](#footnote-ref-11)
12. Roulette Wheel [↑](#footnote-ref-12)
13. Tournament [↑](#footnote-ref-13)
14. Rank [↑](#footnote-ref-14)
15. Steady State [↑](#footnote-ref-15)
16. Cross Over [↑](#footnote-ref-16)
17. Cross Over Rate [↑](#footnote-ref-17)
18. Mutation [↑](#footnote-ref-18)
19. Mutation Rate [↑](#footnote-ref-19)