وارون‌سازی داده‌های مغناطیس با استفاده از روش یادگیری عمیق

مصطفی موسی‌پور یاسوری[۱]، سیدهانی متولی عنبران [۲]

[۱] موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران
[۲]دانشیار، گروه فیزیک زمین، موسسه ژئوفیزیک، دانشگاه تهران، تهران، ایران

چکیده

هوش مصنوعی جدیدترین رویکرد در وارون‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی است که از آن در برآورد ابعاد آنومالی‌های توده‌ای و تعین عمق و هندسه سنگ بستر حوضه‌های رسوبی استفاده می‌شود. در این روش ارتباط بین فضای داده و مدل با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری عمیق تعیین می‌شود. برای این منظور بعد از طراحی مدل یادگیری، این مدل را آموزش می‌دهند. برای آموزش مدل به تعداد زیادی داده مصنوعی نیاز است. سرانجام از مدل آموزش دیده شده برای پیش‌بینی داده واقعی استفاده می‌شود. در این پژوهش از روش یادگیری عمیق (deep neural network) برای وارون‌سازی داده‌های مغناطیس استفاده شده است. برای آموزش شبکه ۲۰۰ هزار مدل مصنوعی تولید شد. پس از آموزش مدل DNN از آن برای پیش‌بینی عمق سنگ بستر یک پروفیل در داده بیشاپ استفاده شد که نتایج آن قابل قبول بوده است همچنین از این مدل برای پیش‌بینی عمق حوزه رسوبی واقع در حوزه ایران مرکزی استفاده شده که نتایج با تفسیر لرزه‌ای همخوان بوده است.

واژه‌های کلیدی: هوش مصنوعی، وارون‌سازی داده‌های مغناطیس، یادگیری عمیق، تعیین عمق سنگ بستر.

Magnetic inversion using deep neural network

Moustafa Mousapour Yasoori [1], Seyed-hani Motavalli-anbaran [2]

[1] *Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran*
[2] *Associate Professor, Department of Earth Physics, Institute of Geophysics, University of Tehran, Tehran, Iran*

Abstract

Artificial intelligent is the latest approach to geophysical data inversion which is used to estimate the size of anomaly and determine the depth and geometry of basement. In this method, the relationship between the data and model space is determined by deep learning algorithms. To this end, the learning network model is first designed and then trained. It should be noted that, a large amount of synthetic data is needed to train the model. In the end, the trained model is used to predict the real data. In this way, the deep neural network method was used to the inversion of magnetic data. For the sake of the deep neural network (DNN) training, 200,000 synthetic data were produced and then the DNN model was used to predict the depth of basement on a magnetic data profile in the Bishop area. Meantime, the result was acceptable. To round of the discussion in this article, the DNN model was used to predict the depth of sedimentary basin in the Central Iran, which the results are correlated with the seismic interpretation.

Keywords: Artificial intelligence, magnetic inversion, deep neural network, basement depth estimation.

۱ مقدمه

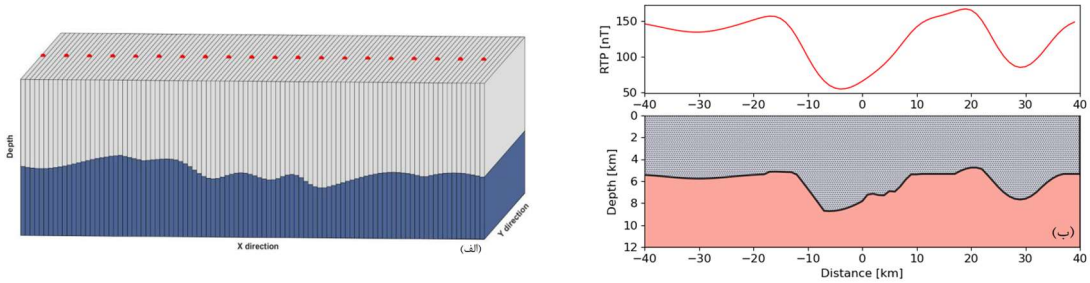
روش‌های وارون‌سازی را می‌توان به دو دسته خطی و غیر خطی تقسیم کرد. الگوریتم‌های متنوعی در دهه‌های گذشته مورد بررسی و ارزیابی قرار گرفته است. از الگوریتم‌های کلاسیک بر پایه کمینه سازی تابع هدف با استفاده از مشتقات و سپس الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی با راه حل‌های تصادفی و عمومی مانند الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کلونی مورچه و الگوریتم PSO[۱] و ... برای به حداقل رساندن یک تابع هدف استفاده شد. جدیدترین رویکرد در این حوزه، استفاده از هوش مصنوعی در وارون‌سازی داده‌های ژئوفیزیک می‌باشد که تاکنون چندین استراتژی برای وارون‌سازی با استفاده از

[۱] Particle Swarm Optimization

یادگیری ماشین توسعه داده شده است. وُو و همکارن[۲] (۲۰۲۳) از یادگیری ماشین برای بهبود وارون‌سازی گرانی استفاده کرده‌اند. آنها یادگیری ماشین را برای افزایش وضوح عمقی و انتخاب پارامترهای وارون‌سازی به کار برده‌اند. این روش برروی آنومالی توده‌ای استفاده شده است. ویتال و همکاران[۳] (۲۰۲۳) از یادگیری ماشین برای تعیین عمق حوضه رسوبی در داده‌های میدان پتاسیل بهره برده‌اند. هو و همکاران[۴] (۲۰۲۱) و باقری‌آشنا و همکاران (۲۰۲۳) از روش یادگیری عمیق (DNN[5]) برای وارون‌سازی غیر خطی داده‌های مغناطیس استفاده کرده‌اند. DNN یک تکنیک هوش مصنوعی است که ارتباط بین لایه ورودی و خروجی را به صورت غیر خطی برقرار می‌کند. روش هو و همکارن (۲۰۲۱) برای تعیین حدود آنومالی توده‌ای و روش باقری‌آشنا و همکاران (۲۰۲۳) برای تعیین عمق حوضه رسوبی بوده است. در این پژوهش از روش باقری‌آشنا و همکاران (۲۰۲۳) استفاده می‌شود. این روش ابتدا برروی مدل مصنوعی داده بیشاپ ارزیابی و سپس برای تعیین عمق حوضه رسوبی در در بخشی از ایران مرکزی (تاقدیس سراجه) به کار برده شده است.

۲ روش تحقیق

در وارون‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی، با استفاده از داده مشاهده‌ای، پارامترهای فیزیکی و ساختارهای زیر سطحی مدل می‌شوند. رابطه بین مدل و داده به صورت $d=Gm$ نوشته می‌شود. که در آن d داده مشاهده‌ای، m پارامترهای مدل و G نگاشتی است که فضای مدل را با فضای داده مرتبط می‌کند. پارامترهای مدل با استفاده از $m=G^{-1}d$ بدست می‌آید. در وارون‌سازی با استفاده از یادگیری عمیق فرض می‌شود که مدل زیر سطحی $m_1, m_2, ..., m_p$ و داده ژئوفیزیکی متناظر با آن $d_1, d_2, ..., d_p$ در دسترس است. بنابراین به تابع G نیاز است تا ارتباط بین فضای مدل و داده را برقرار کند. این تابع معادل تخمین پارامترهای مدل DNN است که در اینجا با G_{dnn} نشان داده می‌شود. پارامترهای مدل با استفاده از $m=G_{dnn}d$ بدست می‌آید. معماری مدل DNN به صورت پیشخور پرسپترون است که ارتباط بین لایه ورودی d با لایه خروجی m را با استفاده از پارامترهایی برقرار می‌کند. برای بدست آوردن پارامترهای تابع G_{dnn} مدل یادگیری ماشین طراحی می‌شود که در آن تعداد لایه‌ها، تعداد گره‌ها در هر لایه، تابع فعال‌سازی، پارامترهای بهینه‌سازی و... باید تنظیم شوند. در یادگیری عمیق سه فرآیند طی می‌شود. در مرحله اول تعداد زیادی داده توپوگرافی با استفاده از جمع چند تابع گوسی به صورت تصادفی و پروفیلی تولید می‌شود، سپس داده عمقی به منشورهای قائم تبدیل شده و اثر مغناطیسی لایه‌ها با خودپذیری مغناطیسی ثابت در مرکز هر منشور با استفاده از فرمول بلکلی (۱۹۹۵) محاسبه شد (شکل ۱ الف). در مرحله دوم از این داده‌ها برای آموزش مدل DNN طراحی شده، استفاده می‌شود. در مرحله آخر از مدل آموزش دیده شده برای پیش‌بینی داده واقعی یا داده‌ای که در فرآیند آموزش شبکه وارد نشده، استفاده می‌شود.



شکل ۱. الف) مدل ۲/۵ بعدی و نقاط برداشت داده (قرمز)، برگرفته از باقری‌آشنا و همکاران (۲۰۲۳) ب) نمونه‌ای از تولید مدل مصنوعی، رسوبات با رنگ خاکستری بدون خودپذیری مغناطیسی و سنگ بستر با رنگ آجری با خودپذیری مغناطیسی ۰/۰۳.

۳ وارون سازی با استفاده از مدل DNN

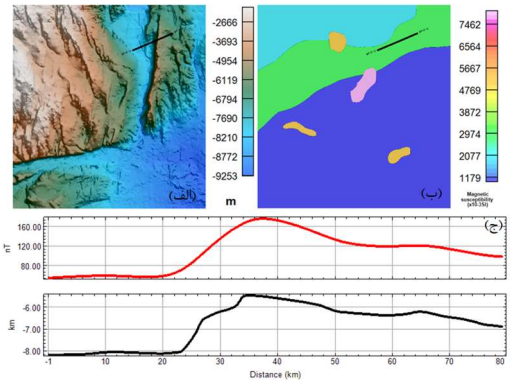
- **داده مدل بیشاپ**

از این داده در فرآیند آموزش شبکه استفاده نمی‌شود. با توجه به اینکه اطلاعات عمق و داده مغناطیسی آن موجود است

---

[۲] Wu et al.
[۳] Vitale et al.
[۴] Hu et al.
[5] Deep Neural Network

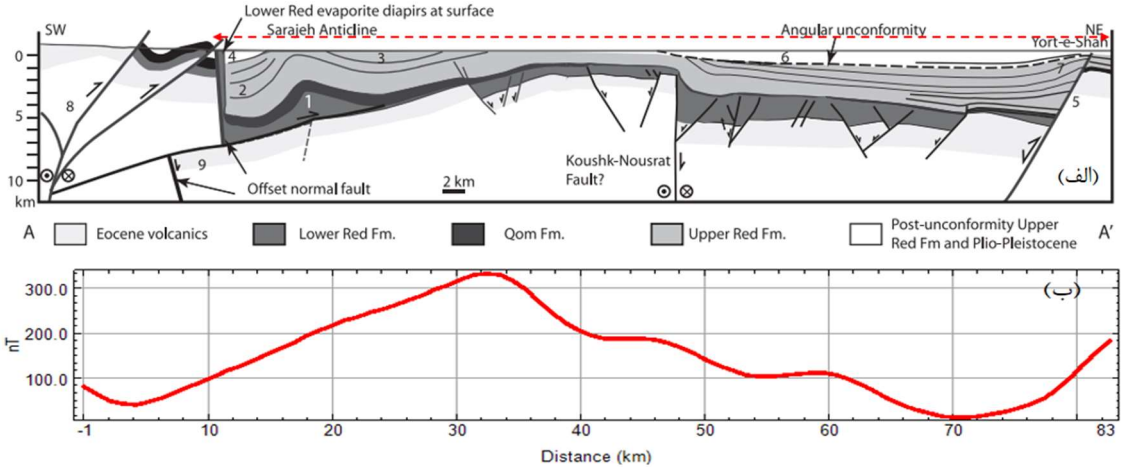
به عنوان داده ارزیابی از آن استفاده می‌شود. یک پروفیل برروی این داده به طول ۸۰ کیلومتر در ناحیه با خودپذیری مغناطیسی ۰/۰۳ برای ارزیابی مدل DNN انتخاب شده است (شکل ۲).



شکل ۲. اطلاعات مدل بیشاپ، الف) توپوگرافی سنگ بستر، ب)خودپذیری مغناطیسی مدل، ج)داده مغناطیس برگردان به قطب و توپوگرافی برروی پروفیل انتخاب شده (پروفیل با خط مشکی در الف و ب مشخص شده است).

- **داده واقعی**

حوزه ایران مرکزی توسط مورلی و همکاران (۲۰۱۳) با استفاده از داده‌های لرزه‌نگاری مطالعه شده است. در این مقاله یک مقطع لرزه‌ای در راستای شمال‌شرق-جنوب‌غرب تفسیر شده است که از تاقدیس سراجه عبور می‌کند. داده مغناطیس این پروفیل از داده مغناطیس هوابرد ایران استخراج شده است. از نظر زمین شناسی این مقطع شامل سازند قرمز بالایی، سازند قم، سازند قرمز پائینی و لایه ولکانیکی ائوسن است که تنها لایه ائوسن خاصیت مغناطیسی دارد. لذا عمق بالایی این لایه می‌تواند به عنوان سنگ بستر مغناطیسی در نظر گرفته شود.



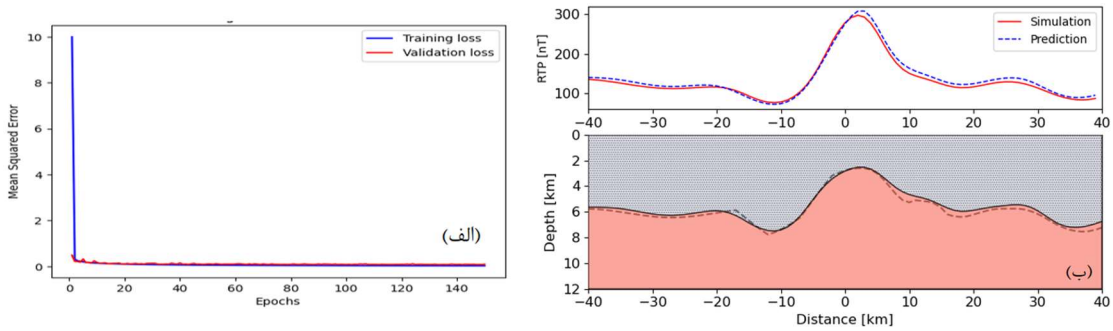
شکل ۳. الف) مقطع عمقی تفسیر شده در مقاله مورلی و همکاران (۲۰۱۳) خط چین قرمز محدوده داده مغناطیس است، ب) داده مغناطیس برروی این پروفیل (استخراج شده از داده مغناطیس هوابرد ایران).

- **ساخت مجموعه داده**

با توجه به داده‌های مدل بیشاپ و داده واقعی، ۲۰۰ هزار مدل مصنوعی با میل مغناطیسی صفر درجه، انحراف مغناطیسی ۹۰ درجه و خودپذیری مغناطیسی ۰/۰۳ در واحد SI ساخته شد. این داده‌ها برای آموزش شبکه استفاده می‌شود. عمق مدل تولید شده از ۱ تا ۹ کیلومتر است.

- **ساخت مدل DNN**

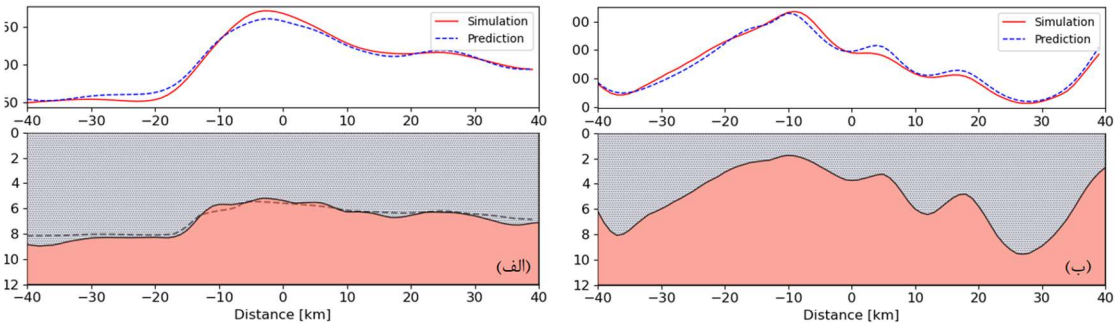
داده‌های تولید شده برای پیدا کردن نگاشت غیر خطی بین داده و مدل به شبکه وارد شد. شبکه با ۷ لایه پنهان طراحی شده که هر لایه آن شامل ۱۰۰۰ گره است. همچنین شبکه با ۱۵۰ دوره (Epochs) آموزش دیده شد. از ۱۰ درصد داده برای اعتبارسنجی (Validation) استفاده شده است. دقت آموزش شبکه و اعتبار سنجی آن در شکل ۴ الف آمده است. برای آزمایش مدل DNN از داده‌ای که در آموزش و اعتبارسنجی وارد نشده برای پیش‌بینی عمق مدل استفاده شده است (شکل ۴ ب). عمق مدل مصنوعی با دقت خوبی توسط مدل DNN برآورد شده است.



شکل ۴. الف) دقت آموزش و اعتبار سنجی داده‌ها برای دوره‌ها (Epochs) ب) نمونه‌ای از نتایج پیشبنی مدل DNN، منحنی قرمز اثر مغناطیسی مدل مصنوعی و منحنی آبی (خط چین) اثر مغناطیس مدل پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد، خط چین مشکی عمق مدل مصنوعی و رنگ آجری نیز عمق پیش‌بینی شده است.

- **نتایج وارون‌سازی داده بیشاپ و داده واقعی**

با استفاده از مدل DNN آموزش دیده شده، عمق داده بیشاپ پیش‌بینی شده است (شکل ۵ الف). نتایج پیش‌بینی شده با عمق مدل مصنوعی با خطای کمی منطبق است. عمق پیش‌بینی شده داده واقعی در شکل ۵ ب نشان داده شده است. نتایج آن با نتایج تفسیر عمقی لرزه کاملا منطبق نیست اما با توجه به جنس و کیفیت داده می‌توان گفت عمق پیش‌بینی شده همخوانی مناسبی با تفسیر لرزه‌ای آن دارد.



شکل ۵. نتایج پیش‌بینی عمق مدل با استفاده از DNN، الف) پروفیل داده بیشاپ ب) پروفیل داده واقعی، منحنی قرمز اثر مغناطیسی داده، منحنی آبی (خط چین) اثر مغناطیس مدل پیش‌بینی شده را نشان می‌دهد، خط چین مشکی عمق مدل مصنوعی (در شکل الف) و رنگ آجری نیز عمق پیش‌بینی شده است.

منابع

Ashena, Z., Kabirzadeh, H., Kim, J.W., Wang, X. and Ali, M., 2023. A Novel 2.5 D Deep Network Inversion of Gravity Anomalies to Estimate Basement Topography. *SPE Reservoir Evaluation & Engineering*, *26*(04), pp.1484-1497.

Blakely, R. J. 1995. Potential Theory in Gravity and Magnetic Applications. Cambridge, UK: Cambridge University Press. https://doi.org/10.1017/CBO9780511549816.

Hu, Z., Liu, S., Hu, X., Fu, L., Qu, J., Wang, H. and Chen, Q., 2021. Inversion of magnetic data using deep neural networks. *Physics of the Earth and Planetary Interiors*, *311*, p.106653.

Morley, C.K., Waples, D.W., Boonyasaknanon, P., Julapour, A. and Loviruchsutee, P., 2013. The origin of separate oil and gas accumulations in adjacent anticlines in Central Iran. *Marine and petroleum geology*, *44*, pp.96-111.

Vitale, A., Gabbriellini, G. and Fedi, M., 2023. Deep learning to estimate the basement depth by gravity data using a feedforward neural network. *Geophysics*, *88*(3), pp.G95-G103.

Wu, G., Wei, Y., Dong, S., Zhang, T., Yang, C., Qin, L. and Guan, Q., 2023. Improved Gravity Inversion Method Based on Deep Learning with Physical Constraint and Its Application to the Airborne Gravity Data in East Antarctica. *Remote Sensing*, *15*(20), p.4933.