

قابلیت شبکه‌های کانولوشنی در تخمین سرعت سنگ با تصاویر چندمقیاسی

صادق کریم‌پولی

استادیار گروه مهندسی معدن، دانشگاه زنجان، s.karimpouli@znu.ac.ir

چکیده

پیشرفت‌های شگرف در فیزیک سنگ رقومی و ظهور شبکه‌های عصبی کانولوشنی باعث شده است تا محققان زیادی در سال‌های اخیر با استفاده از یادگیری عمیق ارتباطی بین تصاویر سنگ و پارامترهای فیزیکی و ویژگی‌های ظاهری آن برقرار نمایند. آنها از این شیوه برای کلاسه‌بندی تصاویر، قطعه‌بندی و تخمین پارامترهای سنگ استفاده نمودند. با این وجود، تمامی این مطالعات از تصاویری در یک مقیاس خاص به عنوان داده ورودی استفاده کردند. در این مطالعه قابلیت این شبکه‌ها در مقابل تصاویر ورودی چندمقیاسی با هدف بهبود نتایج تخمینی بررسی می‌شود. ابتدا نقشه ویژگی مقیاس‌های مختلف توسط شبکه‌های خودرمنگار استخراج شده و سپس یک شبکه عصبی متداول ضمن تلفیق آنها، مقادیر خروجی را تخمین می‌زند. نتایج نشان داد که این کار باعث بزرگ‌تر شدن شبکه و افزایش نمای پارامترهای نامعلوم آن شده که خود منجر به عدم آموزش بهینه می‌گردد. این حالی است که یک شبکه کانولوشنی متداول می‌تواند نتایج بسیار بهتری حتی با استفاده از تصاویر با بزرگنمایی پایین ارائه کند.

واژه‌های کلیدی: یادگیری عمیق، شبکه عصبی کانولوشنی، فیزیک سنگ رقومی، روش چندمقیاسی

Capability of convolutional networks on predicting rock velocity using multiscale images

Sadegh Karimpouli

Mining Engineering Group, Faculty of Engineering, University of Zanjan, Zanjan, Iran.

Abstract

Due to recent advancement in digital rock physics and arising convolutional neural networks (CNN), many researchers tried to make a connection between rock images and their physical parameters and apparent characteristics using deep learning. They used CNN for the aim of classification, segmentation and rock parameter estimation. However, in all of these studies images in one specific scale were used as input images. In this study, we study capability of these networks against multiscale input images. To this end, multiscale feature maps are extracted using various autoencoder networks and, then, they are used by a conventional neural network to estimate the rock velocity. Our results showed that this makes the network bigger and consequently the unknown parameters of the network increase exponentially, leading to a poorer training. On the contrary, a CNN produces much better results even with low-resolution images.

Keywords: Deep learning, Convolutional Neural Network, Digital Rock Physics, Multiscale

1 مقدمه

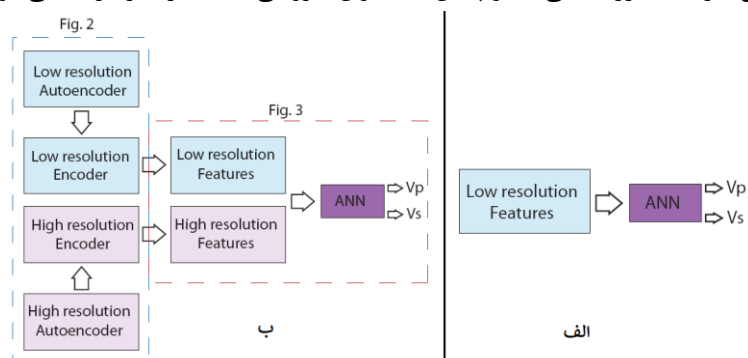
با پیشرفت‌های اخیر در زمینه فیزیک سنگ رقومی، امکان محاسبه پارامترهای فیزیکی سنگ از روی تصاویر سی-تی-اسکن با بزرگنمایی بالا فراهم شده است. برای مثال، پس از تهیه تصویر و قطعه‌بندی آن، فرایند انتشار موج در محیط سنگ رقومی قابل شبیه‌سازی و در نتیجه سرعت‌های موج قابل محاسبه است (Saenger et al., 2000). این مقادیر همچنین با حل روابط الاستیک خطی هوک به صورت استاتیک قابل محاسبه هستند (Garboczi and Day, 1995).

از آنجایی که روش فیزیک سنگ رقومی بر پایه تصاویر رقومی است، مطالعه ویژگی‌های سنگ با این روش نسبت به مطالعات آزمایشگاهی از انعطاف‌پذیری بیشتری برخوردار است. برای نمونه، ویژگی‌های فاز سیال به راحتی قابل تغییر و ویژگی‌های مربوطه برای حالت‌های مختلف محاسبه می‌شود.

در سال‌های اخیر، روش‌های بر پایه تصویر در نتیجه افزایش قدرت محاسباتی با استفاده از پردازنده‌های گرافیکی و شبکه‌های عصبی هوشمند توسعه شگرفی داشته‌اند. شبکه‌های عصبی کانولوشنی (Krizhevsky et al., 2017) یکی از شاخه‌های روش‌های یادگیری عمیق هستند که در مقایسه با شبکه‌های عصبی متداول بسیار دقیق‌تر عمل می‌کنند. علاوه بر کاربردهایی در زمینه بینایی ماشین و پزشکی، این شبکه‌ها به تازگی در علوم زمین و به ویژه فیزیک سنگ مانند طبقه‌بندی سنگ (Cheng and Guo, 2017)، تعیین لیتولوژی از تصاویر گمانه‌ها (Zhang et al., 2017)، تخمین تراوایی (Kamrava et al., 2020)، تخمین سرعت موج (Karimpouli and Tahmasebi, 2019a)، بازسازی محیط متخلخل (Mosser et al., 2017) و قطعه‌بندی سنگ (Karimpouli and Tahmasebi, 2019b) کاربردهای فراوانی پیدا کرده‌اند. نکته مشترک تمامی این مطالعات آن است که مقیاس تصاویر ورودی در آنها یکسان بوده است. این امر در مورد نمونه‌های ناهمگن که حاوی فضاهای متخلخلی از مقیاس نانو تا سانتی‌متر هستند، مشکل‌زا است. در واقع، میکرو تخلخل‌ها در تصاویر بزرگنمایی پایین دیده نمی‌شوند و این در حالی است که تصاویر بزرگنمایی بالا در نتیجه میدان دید اندک‌شان المان حجمی معرفی از کل سنگ نیستند. این امر یکی از دلایل بیشتر محاسبه شدن سرعت موج در مدل‌های سنگ رقومی است. یکی از روش‌های متداول برای غلبه بر این مشکل تصویربرداری و محاسبات چندمقیاسی است. برای مثال، کریم‌پولی و همکاران (2020) توانستند با تلفیق تصاویر سی-تی-اسکن پزشکی با بزرگنمایی پایین و تصاویر میکروسکوپی با بزرگنمایی بالا سرعت عبور موج فشاری و برشی را با خطای $3/4$ و $11/1\%$ در یک نمونه کربناته ناهمگن محاسبه نمایند. بررسی این مسئله اما با استفاده از شبکه‌های عصبی کانولوشنی تاکنون به خوبی انجام نگرفته است. مطالعه حاضر بر آن است تا قابلیت این شبکه‌ها را در مواجهه با تصاویر چند مقیاسی ارزیابی کند و به این پرسش پاسخ دهد که آیا نتایج تخمین این شبکه‌ها با تلفیق تصاویری با بزرگنمایی‌ها متفاوت افزایش می‌یابد یا خیر؟

2 روش تحقیق

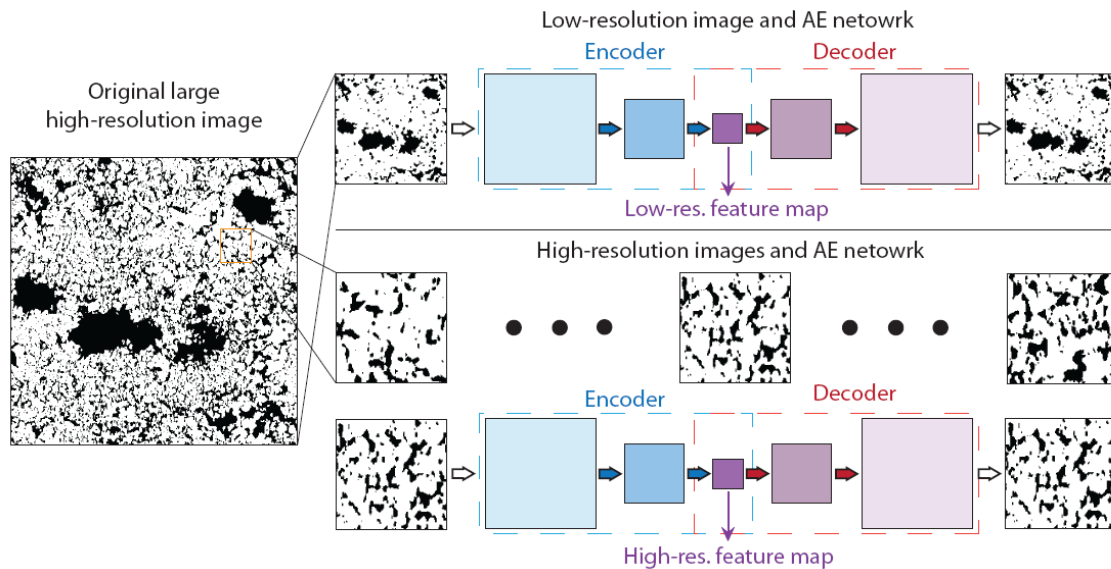
در این مطالعه از تصویر سنگ کربناته گروسومونت به عنوان نمونه رقومی ناهمگن با اندازه $1024 \times 1024 \times 1024$ و کسل و بزرگنمایی 3 میکرومتر استفاده می‌شود. جهت پیاده‌سازی سریع‌تر، تمامی محاسبات به صورت دو بعدی انجام می‌گیرد. از آنجایی که شبکه‌های کانولوشنی به تعداد زیادی داده آموزشی نیاز دارند، تصاویر دو بعدی در سه جهت اصلی در نظر گرفته شد و در نهایت 3072 تصویر دو بعدی تهیه گردید. با استفاده از حل معادلات الاستیک خطی هوک به روش المان محدود ضرایب الاستیک حجمی و برشی برای هر تصویر محاسبه و با توجه به میزان تخلخل هر تصویر و در نظر گرفتن چگالی کلسیت به عنوان کانی میزبان، سرعت‌های فشاری و برشی تصاویر دو بعدی بدست آمدند. این نتایج در واقع سرعت سنگ با در بر گرفتن تمامی جزییات (بزرگنمایی بالا و پایین) به عنوان خروجی شبکه در نظر گرفته می‌شود.



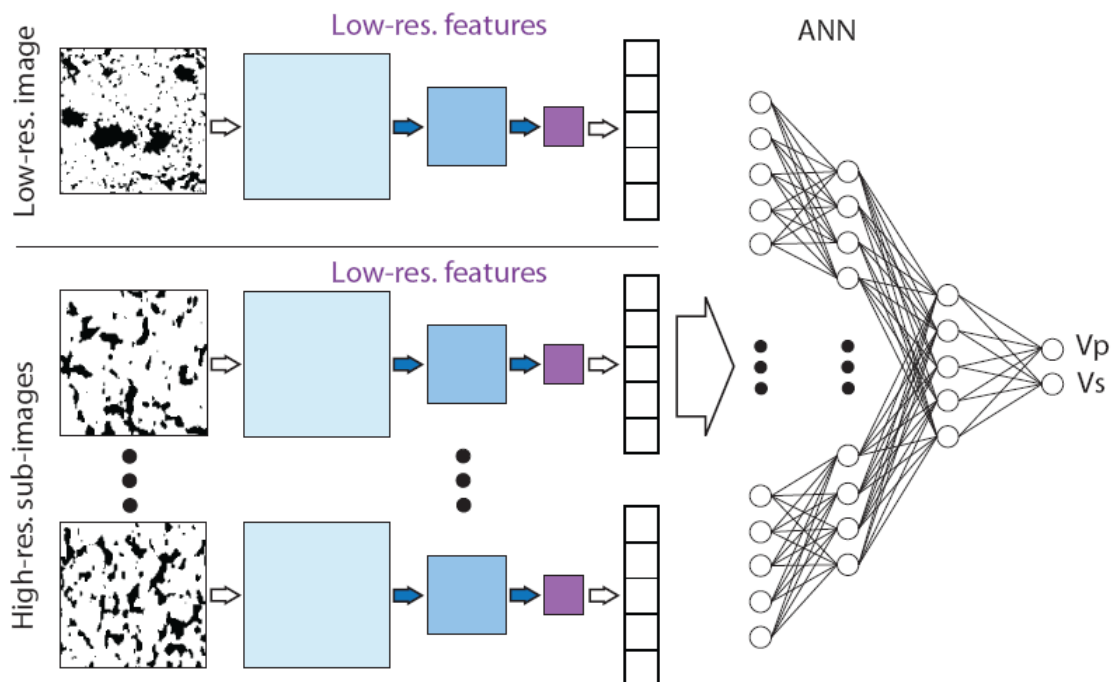
شکل 1. ساختار شبکه عمیق پیشنهادی جهت تخمین سرعت سنگ به صورت الف- تک مقیاسی و ب- چندمقیاسی.

برای آن که قادر به تولید تصاویری در دو مقیاس متفاوت باشیم، اندازه تصاویر هدف 128×128 پیکسل در نظر گرفته می‌شود. بنابراین 3072 تصویر دو بعدی با اندازه 1024×1024 به تصاویری با اندازه 128×128 به عنوان تصاویر با

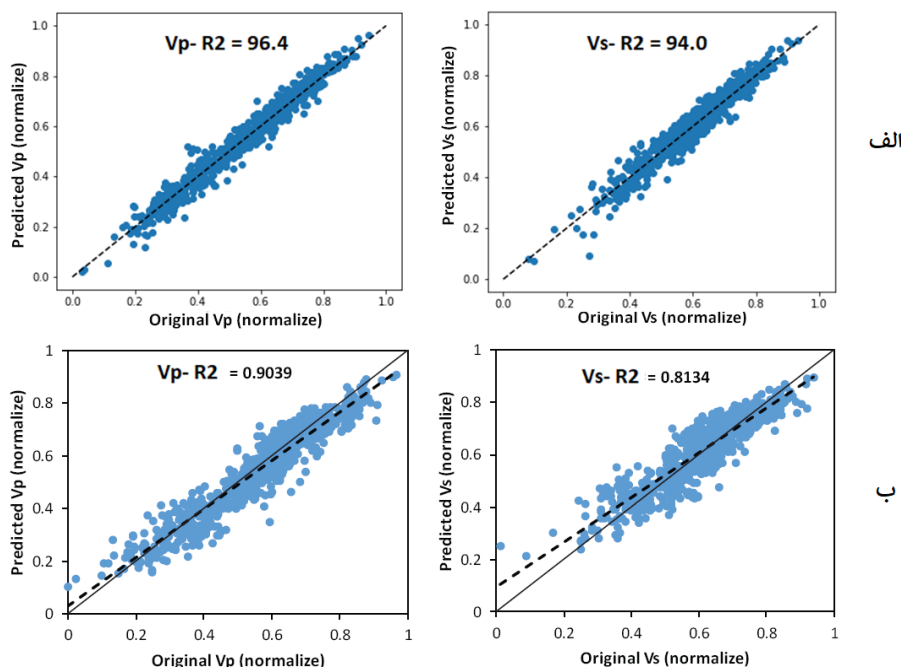
بزرگنمایی پایین تبدیل می‌شوند. تصاویر با بزرگنمایی بالا از تصاویر اصلی 1024×1024 و به طور تصادفی با اندازه 128×128 بریده می‌شوند. از آنجایی که فقط یک تصویر نمی‌تواند نماینده تمامی جزئیات سنگ در بزرگنمایی بالا باشد، به ازای هر تصویر اصلی 10 تصویر با بزرگنمایی بالا بریده می‌شود. در نهایت 30720 تصویر دو بعدی با بزرگنمایی بالا تهیه می‌شود. طراحی شبکه (شکل 1) باید به گونه‌ای باشد تا نقشه‌های ویژگی در دو مقیاس متفاوت توسط شبکه‌های خودرنگار (شکل 2) تولید و با تلفیق آنها توسط یک شبکه عصبی متداول (شکل 3) مقدار خروجی را پیش‌بینی نماید. در حالت تک مقیاسی دیگر نیازی به شبکه خودرنگار نبوده و ساختار عمومی شبکه‌های کانولوشنی قابل استفاده است. شکل 4 نتایج بدست آمده از این شبکه‌ها را نشان می‌دهد.



شکل 2. استخراج نقشه‌های ویژگی توسط شبکه‌های خودرنگار در دو مقیاس متفاوت.



شکل 3. تلفیق نقشه‌های ویژگی استخراج شده در دو مقیاس متفاوت جهت پیش‌بینی سرعت عبور موج توسط یک شبکه عصبی.



شکل 4. نمودار مقادیر نرمال شده سرعت گیش بینی شده موج فشاری و برشی برای شبکه الف- تک مقیاسی و ب- چندمقیاسی.

3 نتیجه گیری

همان طور که از این نتایج بر می آید، استفاده از تصاویری با مقیاس های مختلف نتنها باعث بهبود حالت تک مقیاسی نشده، بلکه دقت تخمین ها را نیز تا حد قابل توجهی کاهش داده است. علت این امر می تواند بزرگتر شدن معماری شبکه چندمقیاسی نسبت به حالت تک مقیاسی و در نتیجه افزایش نمایی وزن ها و بایاس های نامعلوم شبکه باشد که با تصاویر آموزشی حاضر به طور بهینه قابل آموزش نبوده اند. نکته جالب آن است، که در حالت تک مقیاسی از تصاویر با بزرگنمایی پایین به عنوان ورودی شبکه استفاده شد. این امر نشان می دهد که با وجود حذف ساختارهای ریزی که به شدت روی پارامترهای الاستیک موثرند، باز هم شبکه توانسته است ارتباط خوبی میان تصاویر با بزرگنمایی پایین و سرعت های محاسبه شده با تمامی جزئیات تصویر ایجاد کند. این به آن معناست که ممکن است شبکه های کانولوشنی نیاز به تصاویر برداری های بسیار دقیق با تجهیزات با تکنولوژی بالا را مرتفع سازند. در این حالت تصاویر با بزرگنمایی پایین و ارزان می توانند برای تخمین پارامترهای آزمایشگاهی سنگ به کار گرفته شوند.

منابع

- Cheng, G., Guo, W., 2017. Rock images classification by using deep convolution neural network. *J. Phys. Conf. Ser.* 887, 012089. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/887/1/012089>
- Garboczi, E.J., Day, A.R., 1995. An algorithm for computing the effective linear elastic properties of heterogeneous materials: three-dimensional results for composites with equal phase Poisson ratios. *J. Mech. Phys. Solids* 43, 1349–1362. [https://doi.org/10.1016/0022-5096\(95\)00050-S](https://doi.org/10.1016/0022-5096(95)00050-S)
- Kamrava, S., Tahmasebi, P., Sahimi, M., 2020. Linking Morphology of Porous Media to Their Macroscopic Permeability by Deep Learning. *Transp. Porous Media* 131, 427–448. <https://doi.org/10.1007/s11242-019-01352-5>
- Karimpouli, S., Tahmasebi, P., 2019a. Image-based velocity estimation of rock using Convolutional Neural Networks. *Neural Networks* 111, 89–97. <https://doi.org/10.1016/J.NEUNET.2018.12.006>
- Karimpouli, S., Tahmasebi, P., 2019b. Segmentation of Digital Rock Images Using Deep Convolutional Autoencoder Networks. *Comput. Geosci.* 126, 142–150.
- Krizhevsky, A., Sutskever, I., Hinton, G.E., 2017. ImageNet classification with deep convolutional neural networks. *Commun. ACM* 60, 84–90. <https://doi.org/10.1145/3065386>
- Mosser, L., Dubrule, O., Blunt, M.J., 2017. Reconstruction of three-dimensional porous media using generative adversarial neural networks. <https://doi.org/10.1103/PhysRevE.96.043309>
- Saenger, E.H., Gold, N., Shapiro, S.A., 2000. Modeling the propagation of elastic waves using a modified finite-difference grid. *Wave Motion* 31, 77–92. [https://doi.org/10.1016/S0165-2125\(99\)00023-2](https://doi.org/10.1016/S0165-2125(99)00023-2)
- Zhang, P.Y., Sun, J.M., Jiang, Y.J., Gao, J.S., 2017. Deep Learning Method for Lithology Identification from Borehole Images. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201700945>