حل عددی معادله موج با استفاده از روش‌های یادگیری عمیق مطلع از فیزیک مسئله

مهدی سعادت[۱]، مجید نبی بیدهندی[۲]، حسین هاشمی[۳]

[۱]دانشجوی مقطع دکتری لرزه‌شناسی، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، Mahdi.Saadat@ut.ac.ir
استاد تمام گروه لرزه‌شناسی، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، MNBhendi@ut.ac.ir
استادیار گروه لرزه‌شناسی ، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، Hashemy@ut.ac.ir

چکیده

در فرآیندهای پردازشی مختلفی همچون مهاجرت زمان معکوس (RTM)، وارونسازی شکل موج کامل (FWI)، و مدل‌سازی فیزیک سنگی پاسخ لرزه‌ای، بصورت متداول از حل عددی معادله موج استفاده می‌شود. روش معمول حل تفاضل محدود می‌باشد که با توجه به قیود پایداری برای اندازه شبکه و پله زمانی، ابعاد ماتریس‌های درگیر و زمان محاسبات افزایش می‌یابد. این مسئله بخصوص برای فرایندهای تکراری یک عامل بازدارنده در استفاده از آنها می‌باشد. در سالهای اخیر با توجه به تسریع محاسبات موازی با استفاده از GPU ها استفاده از این روشها تا حدودی تسهیل گشته است. در اینجا ما یک شبکه عصبی عمیق مطلع از فیزیک مسئله معرفی کرده‌ایم که علاوه بر محاسبات موازی در ضربهای ماتریسی، قابلیت حل همزمان چشمه‌های مستقل با استفاده از ویژگی مینی‌بچ را داراست، و به این طریق زمان محاسبات را کاهش می‌دهد. کارایی این روش با مدل‌سازی روی مدل مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفته است.

واژه‌های کلیدی: یادگیری عمیق، معادله موج، شبیه‌سازی، مبتنی بر فیزیک

Numerical solution of wave equation by physics-informed deep learning methods

Mahdi Saadat[1], Majid Nabi Bidhendi [2], Hossein Hashemi[3]

PhD Candidate at Exploration Seismology, Institute of Geophysics of University of Tehran [1]
Professor, Institute of Geophysics of University of Tehran [2]
Assistant Professor, Institute of Geophysics of University of Tehran[3]

Abstract

In some seismic processing steps such as reverse time migration (RTM), full waveform inversion (FWI), and rock physics modeling of seismic response, numerical solution of wave equation is commonly used. The usual method of solving the wave equation is finite difference, which increases the dimensions of the matrices involved and the calculation time due to the stability constraints for the grid size and time step. This issue is a deterrent to their use, especially for iterative processes. On the other hand, due to the efficiency of parallel computing using GPUs, they have been widely used in recent years. Here, we have introduced a physics-informed deep network that, in addition to parallel computations in matrix multiplication, is capable of simultaneously solving of independent shots which are mapped on mini-batches of the network inputs. So, decreases run-time by those remedies. Efficiency of the method was evaluated by applying it on synthetic models.

Keywords: Deep learning, wave equation, simulation, physics-based

۱ مقدمه

شبیه‌سازی میدان موج لرزه‌ای در زمینه‌های متعددی از جمله بررسی تاثیر تغییرات پارامترهای پتروفیزیکی بر پاسخ لرزه‌ای، یا در مراحل مختلف پردازشی و وارون‌سازی کاربرد دارد. راهکار متداول برای حل معادله موج، استفاده از حل عددی تفاضل محدود است که در آن محیط بصورت یک شبکه گسسته در نظر گرفته شده و میدان موج بصورت پلکانی منتشر می‌شود. برای حل پایدار عددی در چنین شبکه‌ای لازم است که قیودی برای انتخاب اندازه شبکه و پله زمانی اعمال شود (شوستر، 2017) ، که متعاقبا باعث افزایش اندازه ماتریس‌های محاسباتی و زمان محاسبات در این روش خواهد شد. دغدغه اصلی در فرایندهایی مثل وارون‌سازی شکل موج کامل که در هر تکرار آن، معادله موج حداقل دو مرتبه بایستی حل شود (ویریوکس و اپرتو، ۲۰۰۹)، افزایش این بار محاسباتی و زمان محاسبات می‌باشد. بدلیل وابستگی میدان موج در هر پله زمانی به میدان موج در پله‌های زمانی قبل، و توالی ذاتی محور زمان در معادله موج، این فرایند قابلیت پیاده‌سازی بشکل موازی را ندارد. اما میتوان فرایند محاسبات برای چشمه‌های مستقل را بصورت موازی پیاده‌سازی نمود. امروزه اثبات شده است که ضرب‌های ماتریسی بزرگ با استفاده از GPUها چندین برابر سریعتر نسبت به انجام آن روی CPU می‌باشد. لذا طراحی یک شبکه عصبی عمیق هم‌ارز معادله موج که محاسبات آن روی GPU انجام می‌شود باعث تسریع در انجام این فرآیند می‌شود. هرچند حافظه این واحدهای گرافیکی محدود بوده و محاسبات تعداد مشخصی از چشمه‌ها را می‌توان بصورت همزمان روی آنها انجام داد.

شبکه‌های مطلع از فیزیک مسئله یک زیر مجموعه از شبکه‌های عصبی عمیق هستند که برخلاف شبکه‌های کاملا مبتنی بر داده (data-driven)، فیزیک مسئله مد نظر را در پیشبینی پاسخ نهایی دخالت می‌دهند. چون شبکه‌های عصبی عمیق داده محور به تعداد زیادی داده آموزشی برای یک آموزش تعمیم‌پذیر نیاز دارند، اطلاعات اضافه فیزیک مسئله میتواند در عین کاهش ابعاد داده آموزشی و محاسبات، تعمیم‌پذیری شبکه را افزایش دهد. در برخی کاربردها این اطلاعات اضافه در تابع هدف بصورت یک جمله منظم‌ساز دخالت داده شده‌اند (سانگ و الخلیفه، ۲۰۲۰)، درحالیکه در برخی دیگر از روشها، فیزیک مسئله استفاده میشود تا داده از مدل محاسبه شده، پیشبینی شود و مسئله بصورت غیرنظارتی حل شود (بیسواس و همکاران، ۲۰۱۹). در اینجا ما یک معماری شبکه عصبی هم‌ارز معادله موج طراحی کرده‌ایم که قابلیت حل عددی همزمان چشمه‌های مستقل را بصورت موازی و برروی GPU دارا است. مزیت این نوع از شبکه‌های مطلع از فیزیک سرعت محاسبات آنها می‌باشد اما سایر ملاحظات حل تفاضل محدود در آن بایستی رعایت شود.

۲ روش تحقیق

رابطه تحلیلی معادله موج آکوستیک بشکل معادله (۱) می‌باشد:

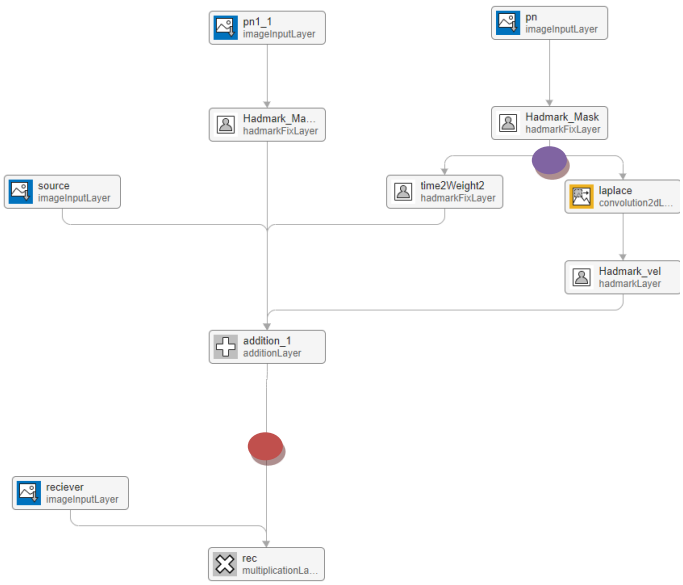
$$\frac{\partial^2 P}{\partial t^2} = \boldsymbol{v}^2 \nabla^2 P + s(t, \boldsymbol{x}) \qquad (۱)$$

که در آن t و **x** بترتیب محور زمان و بردار مکان را نشان می‌دهند، P میدان موج، v مدل سرعتی و s جمله مربوط به چشمه می‌باشد (رِن و همکاران، ۲۰۲۰). شکل گسسته‌سازی شده این رابطه با استفاده از تقریب تفاضل متناهی مطابق با رابطه (۲) می‌باشد:

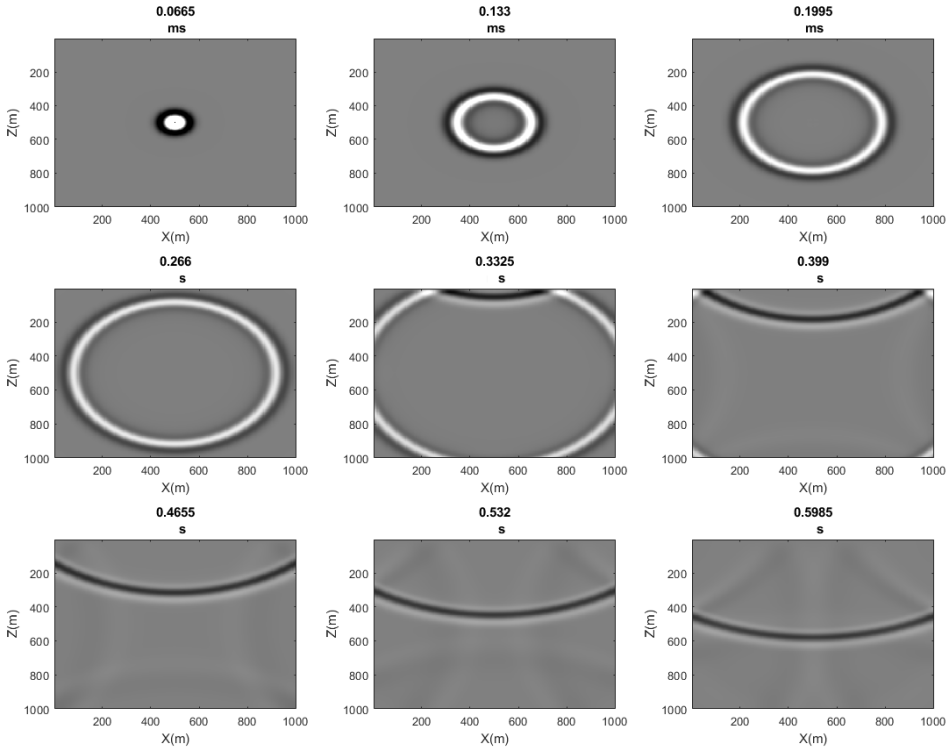
$$P_{i,j}^{n+1} - \left(2 + v_{i,j}^2 \alpha^2 \nabla^2\right) P_{i,j}^{n} + P_{i,j}^{n-1} = s_{i,j}^{n} \,, \alpha^2 = \frac{\Delta t^2}{\Delta x^2} \qquad (۲)$$

در این رابطه i، j و n بترتیب شمارنده‌های محورهای x، z و زمان می‌باشند. در شکل صریح معادله موج، میدان موج در پله زمانی آینده برحسب سایر جملات حل می‌شود. شکل ماتریسی معادله موج قابل پیاده سازی بر یک ساختار شبکه عصبی هم‌ارز معادله موج (شکل ۱) می‌باشد که در آن میدان موج در پله زمانی حال و گذشته و همچنین جمله مربوط به چشمه ورودی و میدان موج در زمان حال (دایره بنفش در شکل ۱) و میدان موج در زمان آینده (دایره قرمز رنگ در شکل ۱) خروجی آن می‌باشند.

میادین موج ورودی پس از وارد شدن در لایه ورودی (شکل ۱) در یک ماسک متناظر با لایه مرزی جاذب ضرب هادامارد میشود تا اثر بازتابهای مرزهای جانبی مدل را با استفاده از یک لایه اسفنجی به حداقل برساند. سپس اپراتور لاپلاسین گسسته در میدان موج کنونی کانوالو شده و حاصل آن در مدل سرعتی ضرب هادامارد میشود. سایر ضرایب مطابق با رابطه (۲) عملکرده و میدان موج آینده از حاصلجمع جمله منبع با سایر جملات حاصل می‌شود. در انتها نیز یک لایه نمونه‌گیر تعریف شده که در محل گیرنده‌ها میدان موج را ثبت می‌کند.

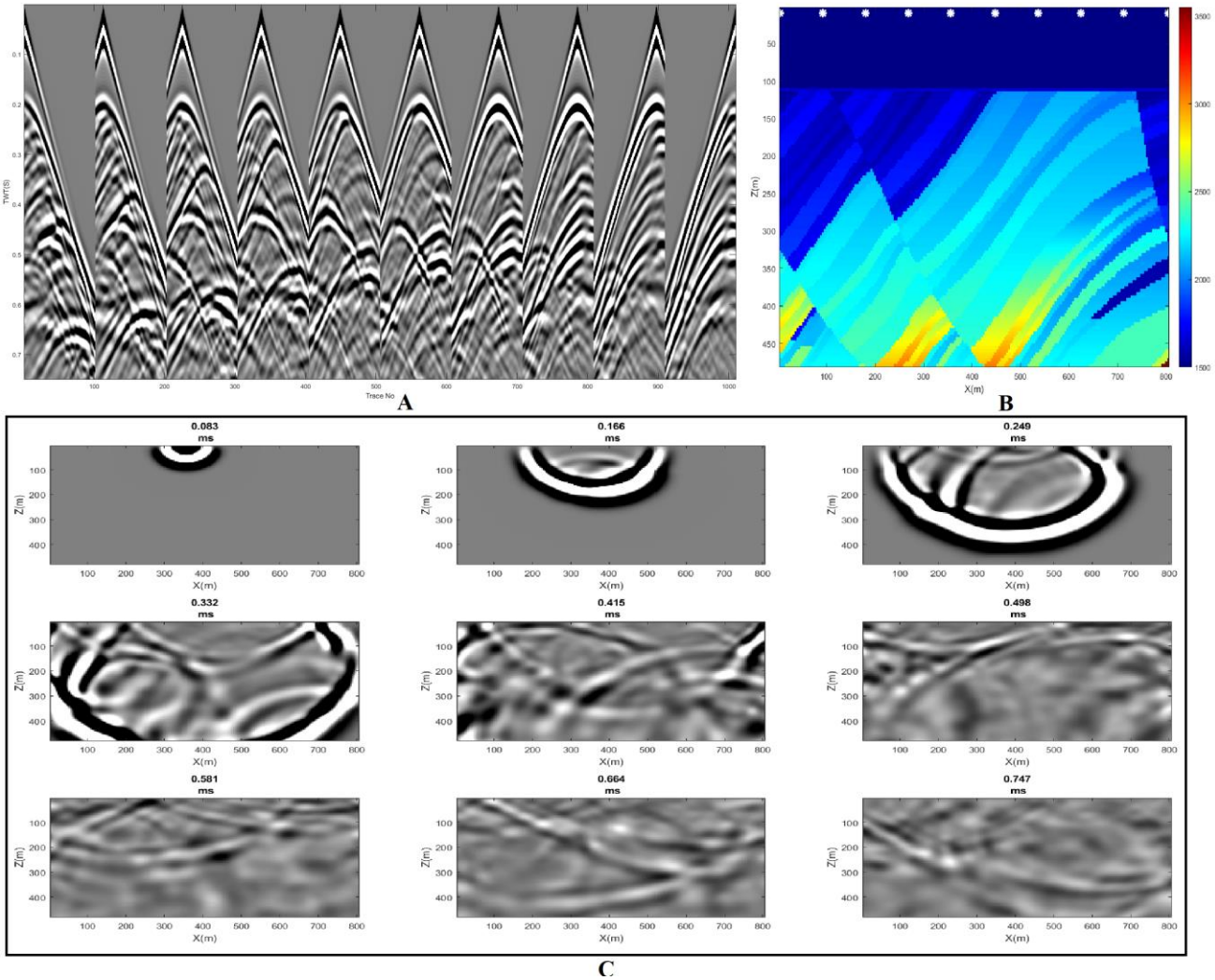


شکل ۱. معماری شبکه عصبی عمیق بکار گرفته شده برای پیاده‌سازی حل عددی معادله موج



شکل ۲. تصاویر میدان موج حل شده در یک محیط همگن 1km*1km با سرعت ۱۵۰۰ m/s در زمانهای مختلف، در پایین و کناره های مدل لایه جاذب مانع از بازتاب امواج به داخل مدل شده است درحالیکه قسمت فوقانی مدل سطح آزاد درنظر گرفته شده و میدان موج با قطبش معکوس به داخل مدل بازتاب شده است.

بمنظور بررسی عملکرد شبکه عصبی فوق، دو آزمایش طراحی شده است. در آزمایش اول یک محیط همگن با سرعت ۱۵۰۰ m/s و ابعاد 1km*1km در نظر گرفته شده است که یک موجک ریکر با فرکانس مرکزی 20 Hz از سلول مرکزی آن منتشر میشود. شکل (۲) تصاویر ثبت شده میدان موج در زمان‌های مختلف از این محیط را نشان می‌دهد. با توجه به اینکه در پایین و کناره‌های مدل، لایه‌های جاذب در نظر گرفته شده از این قسمت‌ها انرژی به داخل مدل بازتاب نمی‌شود، اما سطح فوقانی که سطح آزاد در نظر گرفته شده است، بازتاب انرژی همراه با تغییر قطبش را بهمراه دارد.
در آزمایش دوم از شبکه عصبی مطلع از فیزیک مسئله، برای انتشار موج در قسمتی از مدل مارموزی (شکل 3-B) استفاده شده است. تعداد ۱۰ چشمه با فاصله منظم در بالای مدل قرار داده شده است (نقاط سفید رنگ در شکل (3-B)). چشمه‌های مختلف بر ویژگی مینی‌بچ شبکه عصبی عمیق نگاشت شده است تا بتوان بصورت همزمان معادله موج را برای چشمه‌های مستقل حل نمود. ابعاد مدل در اینجا 400×120 است. اندازه شبکه و پله زمانی برای هر دو مدل بترتیب ۴ متر و ۰.۵ میلی‌ثانیه می‌باشد. کل قسمت فوقانی مدل برای همه چشمه‌ها، گیرنده فعال در نظر گرفته شده است. قسمت (A) در شکل (۳) رکوردهای چشمه مشترک متناظر با ۱۰ چشمه را نشان میدهد و قسمت (C) تصاویر میدان موج در زمان‌های مختلف را برای چشمه پنجم (از چپ) بتصویر کشیده است.



شکل ۳. A) ورداشتهای چشمه مشترک که با استفاده از روش توضیح داده شده برروی قسمتی از مدل ماموزی (قسمت B) شبیه‌سازی شده‌اند، B) قسمتی از مدل سرعتی مارموزی که برای انتشار موج استفاده شده است، ستاره های سفید رنگ در بالای مدل محل شاتها را نشان میدهد، C) تصاویر میدان انتشار میدان موج در زمانهای مختلف برای مدل سرعتی قسمت (B)

۳ نتیجه‌گیری

شبکه عصبی عمیق مطلع از فیزیک مسئله بمنظور حل عددی معادله موج یک راهکار جایگزین برای حل تفاضل متناهی آن می‌باشد که در آن قابلیت پیاده‌سازی موازی برای چشمه‌های متعدد با استفاده از ویژگی مینی‌بچ برقرار است. علاوه بر محاسبه رکورد چشمه مشترک بصورت همزمان برای چشمه‌های مختلف، چون ضربهای ماتریسی این محاسبات با استفاده از GPU انجام میشود، سرعت محاسبات را چندین برابر تسریع می‌بخشد. محدودیت این روش در ارتباط با حافظه محدود GPUها می‌باشد و تعداد مشخصی از چشمه‌ها را میتوان بصورت همزمان روی آن نگاشت.

منابع

Virieux, J., and S. Operto, 2009, An overview of full-waveform inversion in exploration: Geophysics, 74, WCC1–WCC26.

Schuster,G,T., 2017, Seismic Inversion investigations in geophysics no. 20, SEG.

Song, C., Alkhlifah, T, 2020, Wavefield reconstruction via machine learned functions, SEG technical program, SEG.

Biswas, R., Sen, M., Das, V., Mukerji, T, 2019, Pre-stack and post-stack inversion using a physics-guided convolutional neural network, Interpretation.

Ren, Y., Xu, X., Yang, S., Nie, L., Chen, Y, 2020, A physics-based neural network way to perform seismic full waveform inversion, IEEEAccess.