وارون‌سازی شکل موج کامل با استفاده از یک شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر فیزیک مسئله

مهدی سعادت، *دانشجوی مقطع دکتری ژئوفیزیک - لرزه‌شناسی، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران.* Mahdi.Saadat@ut.ac.ir

دکتر حسین هاشمی[*]، *دانشیار گروه فیزیک زمین، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران.* Hashemy@ut.ac.ir

دکتر مجید نبی بیدهندی، *استاد تمام گروه فیزیک زمین، موسسه ژئوفیزیک دانشگاه تهران، تهران، ایران.* MNBhendi@ut.ac.ir

چکیده

وارون‌سازی شکل موج کامل روشی برای تخمین خواص الاستیک محیط است که همه اطلاعات موجود در داده‌های لرزه‌ای، شامل اطلاعات دامنه، فاز و فرکانس، را برای تخمین مدل‌هایی با قدرت تفکیک بالا به‌کار می‌گیرد. این روش در تصویرسازی صحیح لرزه‌ای اهمیت ویژه‌ای دارد، اما با چالش‌هایی چون نیاز به زمان و توان محاسباتی بالا و وابستگی به مدل اولیه مواجه است. پژوهشگران متعددی سعی در استفاده از روش‌های یادگیری عمیق برای غلبه بر چالشهای مسئله وارون‌سازی شکل موج کامل داشته‌اند.این مقاله نیز یک بلوک یادگیری عمیق بازگشتی مبتنی بر معادله موج ارائه می‌دهد که سرعت محیط با ماتریس وزنی یکی از لایه‌های آن، مرتبط است. در فرآیندی تکراری، از این بلوک برای پیش‌بینی داده لرزه‌ای استفاده می‌شود و سپس با مقایسه با داده مشاهده‌ای، تابع خطاو گرادیان آن محاسبه و وزن‌های شبکه، شامل مدل سرعتی، به‌روزرسانی می‌شود. مزیت این روش، سرعت بالای محاسبات است، چرا که استفاده همزمان از واحد پردازش گرافیکی و شبیه‌سازی دسته‌ای و موازی چشمه‌های مختلف موجب تسریع چند صد برابری فرآیند می‌شود. الگوریتم پیشنهادی بر مدل مارموزی برای شبیه‌سازی داده‌های مصنوعی و وارون‌سازی شکل موج کامل اعمال شد. همچنین، روش‌های بهینه‌سازی مرسوم در یادگیری عمیق مورد ارزیابی قرار گرفتند که از این بین روش مومنتوم انطباقی بهترین عملکرد را از خود نشان داد، بطوریکه شاخص شباهت ساختاری مابین مدل صحیح و مدل بازسازی شده، از ۰.۷۳ برای روش سریعترین شیب، که روش متداول بهینه‌سازی در مسئله وارون‌سازی شکل موج است، به ۰.۷۷ برای روش مومنتوم انطباقی افزایش یافته است.

کلمات کلیدی: وارون‌سازی، شکل موج کامل، یادگیری عمیق، مبتنی بر فیزیک، شبکه عصبی بازگشتی

Full Waveform Inversion Using a Physics-based Recurrent Neural Network

Abstract

Full-waveform inversion (FWI) is an advanced technique used to estimate the elastic properties of subsurface environment based on the seismic data. This method incorporates all available information from the amplitude, phase, and frequency of seismic waves, also referred to as the full-waveform. By considering the full waveform, FWI reconstructs the high-resolution models, which play a significant role in seismic imaging and are crucial for accurate subsurface characterization. However, achieving such high-resolution models comes with its own set of challenges, including the need for extensive computational power, long processing times, high dependency to the initial model, and stability and non-uniqueness problems which can sometimes limit the accuracy of the inversion process.

Considering the area of machine learning (ML) and deep learning (DL) which have been revolutionized in the recent years, researchers have increasingly attended to these methods to improve the efficiency and accuracy of FWI. Wavefield simulation in time domain is intrinsically recursive, so that wavefield in a certain point on time axis depends on the past history of the propagation. Considering this specification, we propose a deep recurrent neural network (RNN) block, corresponding to wave equation which can be used for forward modeling. In this approach, the velocity model of the medium is proportional to a learnable weight matrix in one of the deep network layers. The proposed method operates in an iterative scheme in which the deep learning block is used to predict seismic data. The difference between the predicted data and the observed seismic data is then computed at each iteration, and the gradient of the loss function with respect to the learnable parameters is calculated. This gradient is then used to update the model, effectively refining the velocity model to better match the observed seismic data. This process continues until the model converges to a solution that best fits the observations. One of the most important advantages of the proposed method is to increase the calculation speed. By leveraging the parallel computing capabilities of Graphics Processing Units (GPUs) and by mapping different seismic sources onto the mini-batch property of the deep recurrent neural network, the computation time is decreased by a factor hundreds of times.

The proposed algorithm was applied to the Marmousi model, both for synthetic data simulation and for full-waveform inversion. The results showed that the method was capable of accurately reconstructing the subsurface velocity model. The algorithm was assessed using quantitative metrics including L1 norm, L2 norm, Peak signal to noise Ratio (PSNR), and Structural Similarity Index Measure (SSIM), demonstrating a high degree of precision in model reconstruction. Conventional optimization methods which are commonly used in training of deep learning methods including Stochastic Gradient Descent Method (SGDM), RMSProp, and Adaptive Momentum (ADAM), were also applied to this problem. Among them, ADAM showed the best performance in terms of fitting the model to the observed data and its power in searching the model space. This optimization technique helped ensure that the inversion process converged more quickly and accurately. So that, SSIM between reconstructed and true models increased from 0.73 for Gradient Descent method (which is conventional optimization algorithm in FWI) to 0.77 for ADAM.

Keywords: Inversion, Full Waveform, Deep Learning, Physics based, Recurrent Neural Network

۱ مقدمه

روش‌های یادگیری عمیق که زیر مجموعه روشهای یادگیری ماشین هستند، بدلیل قابلیت یادگیری فرآیندهای پیچیده و از طرفی پیشرفت‌های محاسبات موازی، اخیراً بشکل ویژه‌ای مورد توجه قرار گرفته اند (آگارول، ۲۰۲۳). در بخش‌های مختلف حوزه ژئوفیزیک و لرزه‌نگاری اعم از پردازش (سعادت و همکاران، ۲۰۲۴a)، تفسیر (سعادت و همکاران، ۲۰۲۲)، و وارونسازی داده‌های لرزه‌ای (بیسواس و همکاران، ۲۰۱۸) نیز این روشها مکرراً استفاده شده‌اند.

مسائلی که با استفاده از یادگیری عمیق مورد بررسی قرار میگیرند، عمدتاً به مسائل دسته بندی و رگرسیون تقسیم می‌شوند. در مسائل دسته بندی از آنجا که معمولا رابطه ریاضیاتی ضابطه‌مندی بین ورودی و خروجی وجود ندارد، این روشها یک انتخاب مناسب برای یادگیری یک ارتباط تجربی بین جفتهای ورودی و خروجی می‌باشند. اما در برخی از مسائل رگرسیون، روابط و مدل‌های ریاضیاتی و فیزیکی ضابطه‌مندی بین داده‌ها برقرار است. در چنین شرایطی استفاده از روشهای کاملاً مبتنی بر داده این مزیت را دارد که از دشواری کار با مدلهای پیچیده ریاضیاتی می‌کاهد در حالیکه برای بدست آوردن یک تابع نگاشت تعمیم‌پذیر برای چنین مسائل پیچیده‌ای به حجم بسیار زیادی از داده‌های متنوع نیاز داریم که حجم و زمان محاسبات را بطور فزاینده‌ای افزایش می‌دهد. یک راهکار جایگزین برای نیل به یک تابع نگاشت تعمیم‌پذیر در مسائل رگرسیون، دخالت دادن فیزیک مسئله در فرآیند یادگیری می‌باشد (کارنیاداکیس و همکاران، ۲۰۲۱).

وارون‌سازی شکل موج کامل (FWI) یک روش ساخت مدل سرعتی با قدرت تفکیک بالا از داده لرزه‌ای میباشد که با چالشهای متعددی مواجه است (ویریوکس و اپرتو، ۲۰۰۹). محاسبه چنین مدل سرعتی دقیقی در دستیابی به یک تصویر صحیح از بازتابنده‌های زیرسطحی و مهاجرت درست پدیده‌ها بسیار کمک کننده است (شوستر، ۲۰۱۷). برای حصول یک مدل سرعتی دقیق باید به چالشهای متعددی که مسئله وارون‌سازی شکل موج کامل با آن روبرو است، غلبه نمود. از جمله این چالشها میتوان به حجم بالای محاسبات و زمانبر بودن آن، وابستگی شدید به مدل اولیه و ساخت مدل اولیه و مشکل پایداری و غیریکتایی مسئله وارون اشاره نمود. یک راهکار برای حل مسئله پایداری و غیریکتایی استفاده از تکنیک منظم‌سازی بمنظور بکارگیری اطلاعات چاه برای مقید ساختن مسئله و هدایت آن به سمت پاسخ صحیح می‌باشد. درحالیکه ریشه زمانبر بودن و محاسبات زیاد این روش در حل تفاضل متناهی (Finite Difference) معادله موج می‌باشد که برای کاهش آن میتوان از محاسبات موازی برای شبیه‌سازی میدان موج استفاده نمود. فرآیند وارون‌سازی شکل موج یک فرآیند تکراری است که در هر تکرار میدان موج پیشرو و میدان موج پسرو در محیط مدل محاسبه شده و مدل بروز می‌شود. زمان لازم برای انجام این محاسبات وابسته به ابعاد مدل، تعداد پله‌های زمانی شبیه‌سازی، تعداد چشمه‌ها، تعداد تکرارهای فرآیند، نحوه پیاده‌سازی (شبیه‌سازی موازی یا سری) و سخت‌افزار مورد استفاده است، بطوریکه برای یک مدل دوبعدی، محاسبات هر تکرار از چند دقیقه تا چند ساعت زمان می‌برد، میزان حافظه لازم از مرتبه چند ده گیگابایت بوده و محاسبات با استفاده از پردازنده‌های چند هسته‌ای یا واحد پردازش گرافیکی معمولی امکان‌پذیر است. در مدل سه بعدی هر تکرار از چند ساعت تا چند روز طول می‌کشد و حافظه لازم از مرتبه چند صد گیگابایت است. بخاطر حجم عظیم داده‌ها و مدل، وارون‌سازی شکل موج سه بعدی نیازمند پردازنده‌های خوشه‌ای و منابع پردازش بزرگی است. از آنجا که پهنای باند فرکانسی داده لرزه‌ای محدود است، مدل اولیه باید حاوی طول موج‌های بلند مدل سرعتی باشد زیرا اطلاعات هم‌ارز آنها در داده لرزه‌ای وجود ندارد. یک راهکار موثر برای همگرا شدن فرآیند بهینه‌سازی، بکار گرفتن روش

وارون‌سازی شکل موج کامل چند مقیاسی است که در آن ابتدا فرکانسهای پایین داده، برای بازسازی طول موج‌های بلند مدل استفاده می‌شوند و رفته رفته جزئیات به مدل اضافه می‌شود (بونیاسیریوات و همکاران، ۲۰۰۹).

در سالهای اخیر تلاشهای زیادی برای استفاده از روشهای یادگیری عمیق برای حل چالش‌های مسئله ساخت مدل سرعتی و وارون‌سازی شکل موج کامل صورت گرفته است. محققین متعددی از روشهای کاملا مبتنی بر داده (Data-Driven) برای تخمین مستقیم اپراتور وارون استفاده نموده‌اند (آریاپلو و همکاران، ۲۰۱۸؛ وو وهمکاران، ۲۰۱۸؛ ینگ و ما، ۲۰۱۸؛ لی و همکاران، ۲۰۱۹؛ ژنگ و لین، ۲۰۲۰؛ سعادت و همکاران، ۲۰۲۴b). هدف بلند پروازانه این روشها تخمین مستقیم مدل سرعتی از داده لرزه‌ای بدون در نظر گرفتن فیزیک مسئله می‌باشد که موفقیتهای محدودی در این زمینه نیز بدست آمده است اما تا دستیابی به یک مدل تعمیم پذیر قابل استفاده برای محیطهای مختلف هنوز فاصله دارد چرا که این روشها عمدتا با استفاده از داده‌ها و مدل‌های مصنوعی بسیار ساده آموزش دیده‌اند و سپس بر مدل‌های ساده‌ای از همان مجموعه داده آزمایش شده‌اند (هاشمی و همکاران، ۲۰۲۱).

در یک تلاش واقعگرایانه‌تر پژوهشگران متعددی از روش‌های مبتنی بر فیزیک (Physics-Driven) برای حل مسئله وارون‌سازی شکل موج کامل بوسیله روشهای یادگیری عمیق استفاده کرده‌اند (رن وهمکاران، ۲۰۲۰؛ سان و همکاران ۲۰۲۰؛ سانگ و الخلیفه، ۲۰۲۰؛ سان و الخلیفه، ۲۰۲۲؛ دهارا و سن، ۲۰۲۲). در این دیدگاه، معادله موج در تابع خطای شبکه عصبی استفاده می‌شود تا علاوه بر تخمین مدل، شبکه قادر به برازش به داده مشاهده‌ای نیز باشد و مسئله تخمین مدل سرعتی در چارچوب یادگیری عمیق بصورت غیر نظارتی حل شود.

در این مقاله یک شبکه عصبی بازگشتی عمیق (RNN) متناظر با معادله موج آکوستیک ارائه شده است که با دریافت ورودی‌های لازم، ورداشتهای چشمه مشترک را در لایه خروجی به کاربر می‌دهد. مدل سرعتی که وزن یکی از لایه‌های این شبکه عصبی می‌باشد، این قابلیت را دارد که در فرایند پس انتشار یادگیری شود. این فرایند بصورت تکراری ادامه می‌یابد تا داده مشاهده شده، توسط داده پیشبینی شده بوسیله شبکه، کاملا برازش داده شود. در ادامه مبانی نظری مربوط به این بلوک شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر فیزیک انتشار امواج تبیین شده است و روش پیشنهادی بر داده مصنوعی مربوط به مدل مارموزی اعمال شده است. مطابق با معیارهای کمّی بکارگرفته شده، این روش قادر به تخمین مدل سرعتی با دقت بالایی بوده است.

۲ روش پژوهش

فیزیک انتشار امواج مکانیکی در یک محیط الاستیک از قانون هوک تعمیم یافته و معادله حرکت تبعیت می‌کند. اگر محیط مورد نظر را بصورت کاملا همسانگرد در نظر بگیریم، معادله موج را میتوان بشکل رابطه (۱) نوشت:

$$\rho \frac{\partial^2 \mathbf{l}}{\partial t^2} = (\lambda + \mu)\nabla\Delta + \mu\nabla^2\mathbf{l}\,, \qquad (۱)$$

در این رابطه $\mathbf{l}$ بردار حرکت، λ و μ ضرایب لامه، ρ چگالی، و Δ تغییر حجم جزئی می‌باشد (آکی و ریچارد، ۲۰۰۲). از آنجا که بیشتر چشمه‌های لرزه‌ای تنها امواج تراکمی تولید می‌کنند و در برداشت‌های دریایی، لایه آب مانع از انتشار امواج برشی می‌شود، استفاده از معادله موج آکوستیک (رابطه ۲) در شبیه‌سازی میدان موج رایج است. اگرچه این تقریب قادر به مدل‌سازی امواج تبدیل‌شده و تغییرات

دامنه با دورافت نیست (الخلیفه، ۲۰۱۶)، اما شکل ساده‌تر این معادله موجب کاهش بار محاسباتی و زمان شبیه‌سازی می‌شود که استفاده از آن را در محیط‌های زمین‌شناسی نسبتاً ساده توجیه‌پذیر می‌سازد.

$$\frac{\partial^2 \boldsymbol{P}}{\partial t^2} = v^2 \nabla^2 \boldsymbol{P} + f(t, \boldsymbol{x}), \qquad (۲)$$

در این رابطه $\boldsymbol{P}$ میدان فشار، v سرعت انتشار و f جمله مربوط به چشمه موج می‌باشد. متداولترین رهیافت برای حل عددی این رابطه استفاده از تقریب تفاضل محدود است که لازمه آن گسسته سازی و شبکه بندی محیط می‌باشد. تقریب تفاضل محدود رابطه (۲) بشکل زیر می‌باشد:

$$\boldsymbol{P}_{i,j}^{n+1} - \left(2 + v_{i,j}^2 \alpha^2 \nabla^2\right) \boldsymbol{P}_{i,j}^{n} + \boldsymbol{P}_{i,j}^{n-1} = f_{i,j}^{n}\, , \alpha^2 = \frac{\Delta \mathrm{t}^2}{\Delta \mathrm{x}^2}\, , \qquad (۳)$$

در این رابطه i، j و n بترتیب شمارنده‌های محورهای x، z و زمان، $\Delta x\, , \Delta t$ اندازه پله زمانی و اندازه سلول شبکه و ∇^2 اپراتور لاپلاسین گسسته می‌باشد.

در هر پله زمانی از شبیه سازی انتشار موج با استفاده از روش تفاضل محدود، میدان جابجایی یا فشار محیط الاستیک محاسبه می‌شود که مقدار آن وابسته به میدان موج در دو پله زمانی اخیر، مدل سرعت و توزیع زمانی و مکانی منبع تولید موج می‌باشد. از آنجا که معادله موج یک معادله مشتقات جزئی می‌باشد، شرایط مرزی و شرایط اولیه آن نیز بایستی تعیین شود. در رابطه با شرایط اولیه، معمولاً شرایط اولیه صفر در نظر گرفته می‌شود و برای شرایط مرزی، وابسته به مرز مدنظر ممکن است شرایط مرزی جاذب یا سطح آزاد مورد استفاده قرار گیرد. معمولا سطح فوقانی مدل که سطح بین سنگ و هوا یا آب و هوا است را سطح آزاد و سطوح جانبی و زیرین مدل را سطح جاذب در نظر میگیرند تا از بازتاب‌های ناخواسته این سطوح به درون مدل جلوگیری شود. در اینجا از شرایط مرزی جاذب لایه اسفنجی استفاده شده است (ونگ و کین، ۱۹۹۷).

در وارون‌سازی شکل موج کامل، هدف ساخت یک مدل سرعت است که داده مشاهده‌ای را برازش نماید. لذا تابع هدف بصورت نُرم دوم اختلاف بین داده مشاهده‌ای ($\mathbf{d_{obs}}$) و داده پیشبینی شده بوسیله اپراتور مدلسازی پیشرو ($\mathbf{d_{pre}}$) تعریف می‌شود که طی فرآیند وارونسازی بایستی کمینه شود:

$$\mathbf{C(m)} = \left\|\mathbf{d_{obs}} - \mathbf{d_{pre}}\right\|_2^2 = \Delta\mathbf{d}^{\dagger}\, \Delta\mathbf{d}, \qquad (۴)$$

چون $\mathbf{C}$ یک تابع غیر خطی است، میتوان با استفاده از بسط تیلور آن را حول مدل اولیه ($\boldsymbol{m}_0$) تخمین زده و بصورت تکراری به حداقل رساند (تارانتولا، ۱۹۸۴؛ آستر، ۲۰۰۵؛ ایرتو و ویریوکس، ۲۰۰۹). در مسائل وارون غیرخطی معمولاً از روشهای نیوتنی برای حل مسئله استفاده می‌شود که لازمه آن محاسبه وارون ماتریس هسین (Hessian) می‌باشد که در این مسئله محاسبه آن بسیار زمانبر بوده و حافظه زیادی میطلبد لذا معمولا از روشهای شبه نیوتونی یا گرادیانی برای حل آن استفاده میشود (ویریوکس و اپرتو ۲۰۰۹؛ شوستر، ۲۰۱۷). گرادیان تابع هدف (رابطه ۴) در تکرار iام بصورت زیر تعریف میشود:

$$\boldsymbol{\nabla C_m^{(i)}} = 2\mathbf{m}(\boldsymbol{x})^{(\boldsymbol{i})} \sum_t \Delta\mathbf{r}(\mathbf{x}, t)^{(i)}\ \boldsymbol{P}(\boldsymbol{x}, t)^{(\boldsymbol{i})}\ ,\ \Delta\mathbf{r} = \mathbf{L}^{\dagger}\, \Delta\mathbf{d}\, , \qquad (۵)$$

در اینجا، $\mathbf{L}^{\dagger}$ اپرتور الحاقی معادله موج است که بر تریسهای باقیمانده ($\Delta\mathbf{d}$) اعمال میشود و میدان موج پسرو ($\Delta \boldsymbol{r}$) را محاسبه میکند. سپس گرادیان تابع خطا نسبت به پارامترهای مدل در هر تکرار، با استفاده از همبستگی متقابل در تاخیر صفر بین میدان موج پیشرو ($\boldsymbol{P}(x,t)$) و میدان موج پسرو محاسبه میشود. در اصل میدان موج پسرو از مهاجرت زمان معکوس (RTM) اختلاف تریسهای پیشبینی شده و تریسهای واقعی حاصل میشود (شوستر، ۲۰۱۷). شکل ۱ طرحواره انجام وارون‌سازی شکل موج کامل را به تصویر کشیده است. مطابق با این طرحواره داده‌های ورودی برای فرآیند وارونسازی شکل موج کامل شامل مدل اولیه، موجک چشمه و هندسه برداشت هستند که در شبیه‌سازی میدان موج پیشرو استفاده می‌شوند و سپس ردلرزه حاصل از اختلاف بین ردلرزه‌های محاسبه شده و رد لرزه‌های واقعی (ورودی چهارم به فرآیند) در جهت عکس زمانی در مدل سرعتی منتشر شده و گرادیان تابع خطا نسبت به مدل بدست می‌آید. در روش سریعترین شیب (GD)، گرادیان محاسبه شده بوسیله یک طول گام (α) مقیاس شده و مطابق با رابطه (۶) برای بروزرسانی مدل استفاده می‌شود:

$$\mathbf{m}^{(i+1)} = \mathbf{m}^{(i)} - \alpha\, \nabla \mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}, \qquad (۶)$$

در این رابطه، $\mathbf{m}^{\mathrm{i}}$ مدل در تکرار iام، $\mathbf{m}^{\mathrm{i}+1}$ مدل بروز شده، $\nabla \mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}$ گرادیان مدل در تکرار i ام، و α طول گام می‌باشد. طول گام در مسائلی که پیچیدگی کمتری دارند بصورت دقیق یا تحلیلی محاسبه می‌شود اما در مسائل پیچیده مثل وارون‌سازی شکل موج استفاده از تقریب عددی توصیه می‌شود (شوستر، ۲۰۱۷).

حل عددی معادله موج را میتوان در چارچوب یادگیری عمیق و با طراحی یک شبکه عمیق بازگشتی (RNN) انجام داد. به این منظور در این مقاله یک بلوک بازگشتی عمیق مطابق با شکل ۲ پیشنهاد شده است که این شبکه هم ارز معادله موج گسسته‌سازی شده در رابطه (۳) است. این بلوک بازگشتی در لایه ورودی خود میدان موج در پله زمانی کنونی ($P_{i,j}^{n}$) و پله زمانی قبلی($\boldsymbol{P}_{i,j}^{n-1}$) را دریافت می‌کند. لایه بعد از آن، عملگر ضرب هادامارد (Hadamard) است که وزن تک فیلتر این لایه ($\mathbf{M}$) مطابق با شرایط مرزی جاذب لایه اسفنجی (Sponge Layer) در نظر گرفته شده است و بازتاب‌های ناخواسته کناره‌های مدل را تضعیف می‌کند. این عملگر روی هر دو میدان موج ورودی عمل میکند سپس، میدان موج کنونی ($P_{i,j}^{n}$) که تحت عملگر شرایط مرزی جاذب قرار گرفته هم بعنوان میدان موج پیشین در پله زمانی بعد درنظر گرفته می‌شود، و همینطور از طریق یک شاخه دیگر وارد یک لایه کانولوشنی میشود تا فیلتر لاپلاسین گسسته (∇^{2}) روی آن عمل کرده و سپس در لایه ضرب هادامارد دوم که ماتریس وزن آن برابر با توان دوم حاصلضرب مدل سرعت در نسبت پله زمانی به اندازه گرید فضایی ($A = (V\alpha)^{2}$) است، وارد می‌شود. در آخر، خروجی این لایه و میدان موج پیشین که عملگر شرایط مرزی جاذب روی آن عمل کرده بود، به همراه جمله منبع ($\mathbf{w}$) مجموع گیری شده تا میدان موج در پله زمانی پسین محاسبه شود. این میدان موج خود بعنوان میدان موج کنونی در پله زمانی بعدی در نظر گرفته شده و این فرآیند بصورت بازگشتی انجام شده تا به حداکثر تعداد پله‌های زمانی تعریف (t_{max}) شده برسد. لازم به ذکر است که در هر پله زمانی یک اپراتور نمونه‌گیری (D) تعبیه شده که در محل گیرنده‌ها (G)، میدان موج را ثبت و در ورداشت چشمه مشترک ضبط میکند. قسمت RNN در شکل ۲ مراحل محاسبات این شبکه عصبی هم ارز معادله موج را نشان می‌دهد. مانند رابطه (۲)، این شبکه عصبی بازگشتی مبتنی بر فیزیک مسئله، با استفاده از تقریب عددی تفاضل محدود، معادله موج را برای مدل سرعتی (V) حل کرده و در مسئله وارون‌سازی شکل موج میتواند بعنوان اپراتور مدلسازی پیشرو مورد استفاده قرار گیرد. برای مدل سرعتی که در لایه ضرب هادامارد دوم مشخص شده است، میتوان محاسبات مربوط به چشمه‌های

مختلف را بصورت دسته‌ای (Mini-Batch) اجرا کرد و بصورت موازی محاسبات چندین شات را انجام داد. انجام موازی محاسبات شاتهای مختلف و استفاده از محاسبات مبتنی بر واحد پردازش گرافیکی باعث تسریع چندین صد برابری این فرآیند می‌شود.

پیکانهای زرد رنگ در شکل ۲ مرتبط با مدلسازی پیشرو معادله موج بوده و پیکانهای قرمز رنگ مرتبط با وارون‌سازی معادله موج می‌باشند. برخی قسمتها در مدلسازی پیشرو و وارون مشترک هستند که در این شکل با پیکانهای مشکی رنگ مشخص شده‌اند. در وارون‌سازی شکل موج، هدف تخمین مدل سرعتی زیرسطحی با استفاده از داده مشاهده شده در سطح زمین می‌باشد. به این منظور و برای شروع محاسبات نیازمند یک مدل اولیه سرعت هستیم که این مدل را میتوان بصورت دستی به شبکه بازگشتی خوراند یا خروجی یک شبکه از پیش آموزش دیده دیگر (مثلا یک شبکه کانولوشنی یا کاملا متصل) را به آن داد. مانند دیگر شبکه‌های عصبی، برای اینکه پاسخ شبکه عصبی بازگشتی ($\mathbf{d_{pre}}$) به پاسخ درست ($\mathbf{d_{obs}}$) برازش داده شود، بایستی وزنهای شبکه عصبی بازگشتی (مدل سرعتی) طی یک فرایند تکراری بهینه شوند. به این منظور اختلاف بین پیشبینی شبکه و خروجی صحیح در شبکه عصبی به عقب منتشر شده، و میزان انحرافات وزنهای شبکه عصبی محاسبه و اعمال می‌شود. از آنجا که معادله موج آکوستیک خودالحاقی (self-adjoint) است، از همین ساختار میتوان برای پس انتشار (Back-Propagation) تریسهای باقیمانده استفاده کرد. تنها تفاوت با مدلسازی پیشرو در موجک چشمه (که تریسهای باقیمانده در محل گیرنده‌ها است) و جهت انتشار در زمان (که از انتها به ابتدا است) قرار دارد. پس از محاسبه هر دو میدان موج در شبکه بازگشتی، گرادیان تابع خطا نسبت به پارامترهای مدل از طریق معادله (۵) محاسبه می‌شود.

در اصل، انجام وارون‌سازی شکل موج با استفاده از این بلوک بازگشتی مبتنی بر فیزیک هم ارز وارون‌سازی شکل موج کامل معمولی است که در چارچوب یادگیری عمیق بازنویسی شده است و از مزیت سرعت محاسباتی چند صد برابری در این قالب بهره می‌برد. در وارون‌سازی شکل موج معمولی برای بروزرسانی مدل، از روش تندترین شیب (رابطه ۶) استفاده می‌شود که روند همگرایی را کند و میزان محاسبات را تشدید می‌کند. روشهای شبه نیوتونی برای جبران این نقیصه از تاریخچه گرادیان در تکرارهای قبل برای تخمین وارون ماتریس هسین و تسریع روند همگرایی استفاده می‌کنند (شوستر، ۲۰۱۷). یک دسته از روشهای بهینه‌سازی که طرفداران زیادی در آموزش شبکه های عصبی پیدا کرده‌اند روش‌های مبتنی بر مومنتوم هستند. این روشها نیز از تاریخچه گرادیان برای محاسبه یک جهت میانگین استفاده می‌کنند که با کاهش حرکتهای زیگزاگی، با سرعت بیشتری به سمت نقطه مینیمم تابع خطا حرکت میکند و قابلیت فرار از نقاط بهینه محلی را دارند (آگاروال، ۲۰۲۳). رابطه بروز رسانی در روش سریعترین شیب تصادفی (SGDM) بصورت زیر است:

$$\mathbf{u}^{(\boldsymbol{i})} = \beta \mathbf{u}^{(\boldsymbol{i}-\mathbf{1})} - \alpha\, \boldsymbol{\nabla}\mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}, \tag{۷}$$

$$\mathbf{m}^{(\mathrm{i}+1)} = \mathbf{m}^{(\mathrm{i})} + \mathbf{u}^{(\boldsymbol{i})}, \tag{۸}$$

در این رابطه $\mathbf{u}$ بردار مومنتوم، β پارامتر مومنتوم و سایر جملات مطابق با رابطه (۶) می‌باشند. در روش RMSProp برخلاف روشهای مبتنی بر مومنتوم نرخ یادگیری برای هر پارامتر متغیر در نظر گرفته میشود. به این صورت که از میانگین نمایی مربع مقادیر گرادیان در تکرارهای متوالی برای بهنجارسازی مقدار گرادیان هر پارامتر استفاده می‌شود. این روش با پیش پردازش گرادیان از نوسان الگوریتم حول پارامترهای با حساسیت بالاجلوگیری می‌کند:

$$\mathbf{w}^{(\boldsymbol{i})} = \rho \mathbf{w}^{(\boldsymbol{i}-\mathbf{1})} + (1-\rho)\left(\boldsymbol{\nabla}\mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}\right)^2, \tag{۹}$$

$$\mathbf{m}^{(\mathrm{i}+1)} = \mathbf{m}^{(\mathrm{i})} - \frac{\alpha}{\sqrt{\mathbf{w}^{(\boldsymbol{i})}+\epsilon}}\, \boldsymbol{\nabla}\mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}, \tag{۱۰}$$

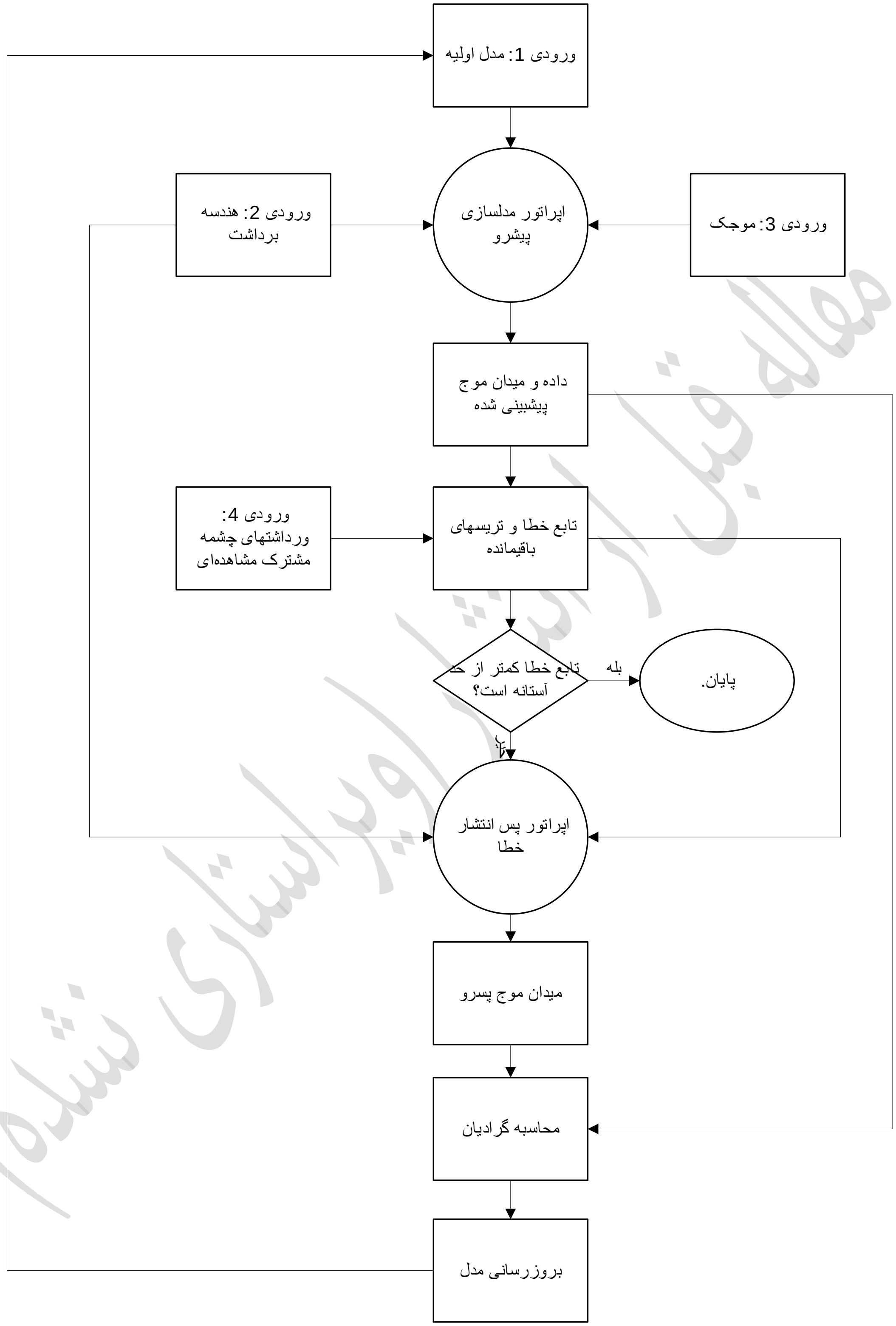
در این روابط $\mathbf{w}$ در محاسبه طول گام متغیر استفاده می‌شود، ρ فاکتور کاهش (decay factor) میباشد که عددی در بازه ۰ تا ۱ است، و $\boldsymbol{\epsilon}$ یک مقدار کوچک (از مرتبه 10^{-8}) است که از ناپایداری الگوریتم جلوگیری می کند. روش مومنتوم انطباقی (ADAM) مثل روش RMSProp از بهنجارسازی سیگنال به نویز بهره می‌برد، و همچنین جهت بروز رسانی را مطابق با میانگین نمایی مرتبه اول گرادیان در نظر می گیرد تا از مزیت روشهای مبتنی بر مومنتوم نیز بطور همزمان منتفع شود. برای این روش نیز بردار $\mathbf{w}$ از رابطه (۹) محاسبه میشود و سپس بردار مومنتوم ($\mathbf{u}$) و بروزرسانی بترتیب مطابق با روابط زیر انجام می‌شود:

$$\mathbf{u}^{(i)} = \rho_u \mathbf{u}^{(i-1)} - (1-\rho_u)\,\nabla\mathbf{C}_{\mathbf{m}}^{(\mathbf{i})}\,, \tag{۱۱}$$

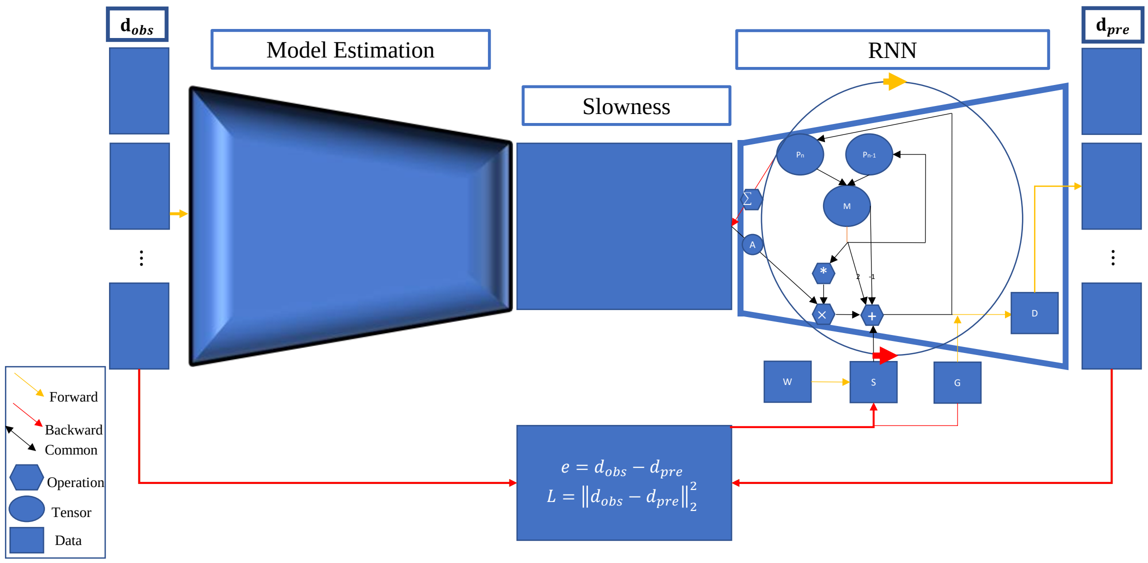
$$\mathbf{m}^{(\mathrm{i}+1)} = \mathbf{m}^{(\mathrm{i})} - \frac{\alpha^{(i)}}{\sqrt{\mathbf{w}^{(i)}+\epsilon}}\mathbf{u}^{(i)}\,, \tag{۱۲}$$

در روابط ρ_u فاکتور کاهش جمله مومنتوم بوده و نرخ یادگیری ($\alpha^{(i)}$) الگوریتم بصورت انطباقی محاسبه می‌شود:

$$\alpha^{(i)} = \alpha\left(\frac{\sqrt{1-\rho^{(i)}}}{1-\rho_f^{(i)}}\right). \tag{۱۳}$$



شکل 1: طرحواره وارون‌سازی شکل موج کامل.



شکل ۲: شبکه عصبی بازگشتی هم‌ارز معادله موج که برای مدلسازی پیشرو انتشار موج و وارون‌سازی شکل موج کامل مورد استفاده قرار گرفته است.

۳ نتایج

برای شبیه سازی انتشار موج و تولید داده مصنوعی با استفاده از بلوک یادگیری عمیق بازگشتی مبتنی بر فیزیک، از مدل مارموزی (شکل ۳ – الف) استفاده شده است که یک مدل پیچیده زمین‌شناسی دو بُعدی با تغییرات شدید سرعت در جهت قائم و جانبی است و بطور متداول برای تعیین کارایی روشهای تصویرسازی عمقی و وارون‌سازی سرعت استفاده شده است، بطوریکه به یک مدل استاندارد در این زمینه تبدیل شده است (ورستیج، ۱۹۹۴). این مدل بر اساس ۱۶۰ افق و گسلهای تفسیر شده از یک مقطع لرزه‌ای در حوزه کوانزا (Cuanza) در آنگولا ساخته شده است. مدل واقعی بترتیب طول و عمقی برابر با ۹۲۰۰ و ۳۰۰۰ متر با اندازه سلول ۴ متر دارد. در اینجا، ابعاد شبکه بندی مدل ۳۰۱ × ۱۵۰ با فاصله شبکه بندی ۱۰ متر در نظر گرفته شده است که ۱۵ چشمه با فاصله ۲۰۰ متر و برای هر چشمه یک آرایه ثابت شامل ۱۵۰ گیرنده با فاصله ۲۰ متر در سطح مدل فرض شده است. در این آزمایش انتشار موج از ۱۵ چشمه از نظر محاسباتی بصورت همزمان و با استفاده از محاسبات مبتنی بر واحد پردازش گرافیکی (GPU) اجرا شده است. موجک ریکر ۱۵ هرتز طی این آزمایشات در محیط منتشر شده و مدت زمان ۱.۲ ثانیه داده بوسیله گیرنده‌ها ثبت شده است. پله زمانی برای شبیه سازی برابر با ۰.۵ میلی ثانیه و فاصله نمونه برداری در ورداشتهای چشمه مشترک ۴ میلی ثانیه می‌باشد. شکل (۳ – ب) میدان موج موجود در محیط را برای چشمه هشتم در زمانهای مختلف به تصویر میکشد و شکل (۳ – پ) ورداشتهای چشمه مشترک ۱۵ چشمه را نشان می‌دهد.

درمرحله بعد، از روش پیشنهادی برای وارون‌سازی داده مصنوعی و بازسازی مدل سرعتی استفاده شده است. مدل اولیه بکار رفته در فرایند وارون‌سازی با استفاده از عملکرد یک فیلتر گوسی دو بعدی پهن بر مدل اصلی بدست آمد که منجر به ایجاد مدل اولیه کاملا

همواری گردیده است (شکل ۴ - ب)، که فقط حاوی اطلاعات طول موجهای بسیار بلند مدل سرعتی است و بازسازی ساختارهای با رزولوشن بالاتر به عهده روش پیشنهادی قرار داده شده است. علاوه بر روش سریعترین شیب (GD)، از روشهای سریعترین شیب تصادفی (SGDM)، روش RMSProp، و روش ADAM برای بروز رسانی مدل در خلال فرایند وارونسازی استفاده شده است که بترتیب در شکلهای (۴ - پ)، (۴ - ت)، (۴ - ث) و (۴ - ج) قابل مشاهده هستند . در شکل (۴ – چ) نیز نگاره‌های سرعت مدلهای مختلف در محل چاه (که بوسیله یک خط قائم مشکی روی مدل‌ها مشخص شده است) با نگاره صحیح سرعت مقایسه شده‌اند. شکل (۵ - الف) روند تغییرات لگاریتم تابع خطا در فرایند وارونسازی شکل موج کامل را برای روشهای مختلف به تصویر کشیده است. این نمودار نشان دهنده قدرت هر روش در برازش به داده مشاهده‌ای می‌باشد. در شکل (۵ – ب) نیز فاصله مدل بدست آمده از روش‌های مختلف نسبت به مدل اولیه در هر تکرار محاسبه شده است که نشان دهنده بزرگی طول گام انتخاب شده در هر روش بوده و میزان انحرافات مدل در هر تکرار را بصورت تجمعی نشان می‌دهد.

از ارزیابی کیفی نگاره‌های سرعت بازسازی شده در محل چاه و مقایسه آنها با نگاره صحیح مشخص است که تا عمق حدود ۱۰۰۰ متری، روش ADAM دقت بیشتری نسبت به سایر روشها در بازسازی جزئیات و تعیین ریزلایه‌های مدل سرعتی داشته است و مرز بین لایه‌ها بشکل دقیق‌تری محاسبه شده‌اند. در اعماق بیشتر نیز، این روش تغییرات مدل سرعت نسبت به مدل اولیه را بهتر از سایر روشها بازسازی کرده است اما بنظر می‌رسد طول گام انطباقی این روش در این اعماق بیش از حد لازم بوده است که احتمالا با افزایش تعداد تکرارها متناسب با مدل صحیح می‌شود. برای ارزیابی کمّی عملکرد روش‌های پیشنهادی نیز از معیارها مختلف از جمله نرم اول اختلاف مدل وارون شده و مدل صحیح، نرم مرتبه دوم اختلاف مدل وارون شده و مدل صحیح، نسبت بیشینه سیگنال به نوفه (PSNR) و شاخص شباهت ساختاری (SSIM) استفاده شده است که نتایج آن در جدول ۱ قابل مشاهده است. در این جدول هر سطر مقدار معیارهای متفاوت را برای یک روش مشخص می کند و هر ستون مقدار یک معیار را برای روشهای مختلف نشان می‌دهد که بهترین مقدار آن بشکل پررنگ برجسته شده است. روابط ریاضیاتی این معیارهای کمّی بصورت زیر است:

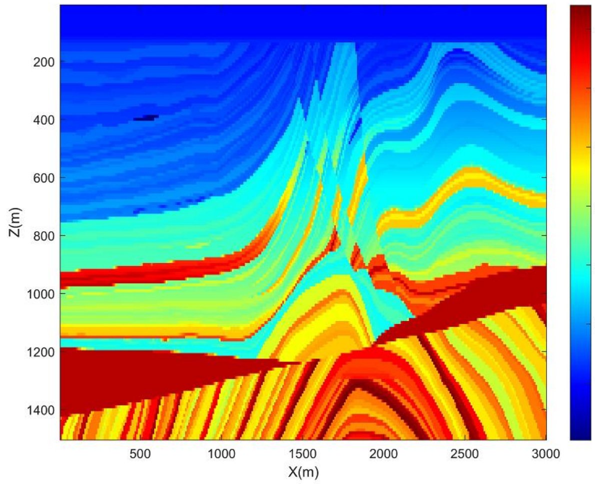
$$L_1 = \frac{1}{XY}\sum_{x,y}|\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2|, \tag{۱۴}$$

$$L_2 = \frac{1}{XY}\sqrt{\sum_{x,y}(\mathbf{m}_1 - \mathbf{m}_2)^2}\ , \tag{۱۵}$$

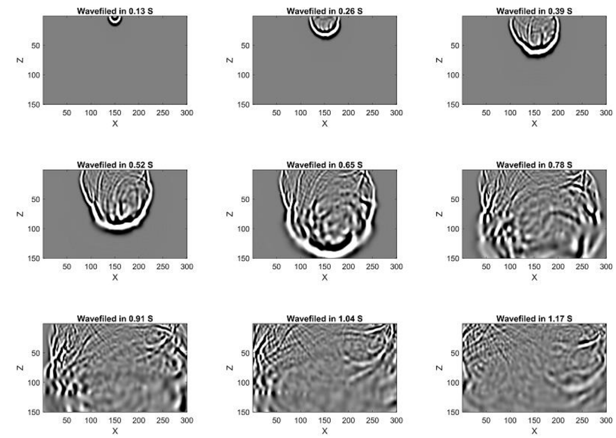
$$SSIM = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(1-\left(\frac{(2\mu_{m1}\mu_{m2}+c_1)(2\sigma_{m1m2}+c_2)}{(\mu_{m1}^2+\mu_{m2}^2+c_1)(\sigma_{m1}^2+\sigma_{m2}^2+c_2)}\right)\right), \tag{۱۶}$$

$$PSNR = 20\ \log_{10}\left(\frac{PV}{L_2(\mathbf{m}_1,\mathbf{m}_2)}\right), \tag{۱۷}$$

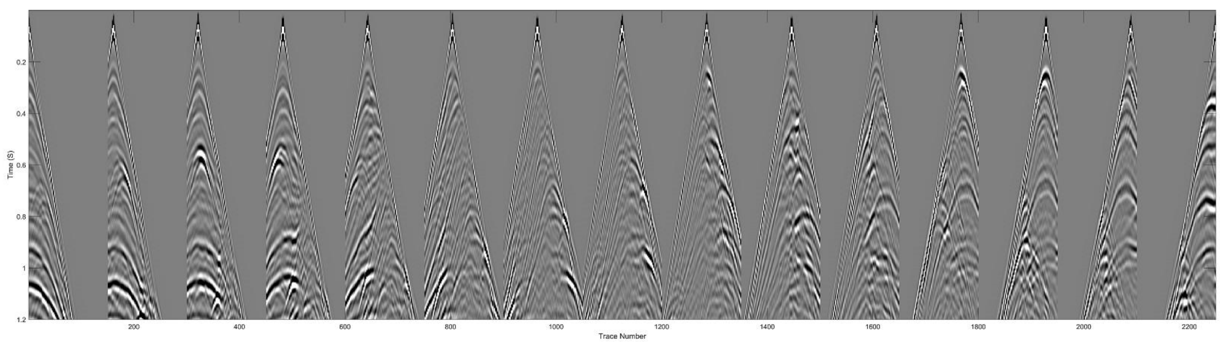
در این روابط $\mathbf{m}_1$ و $\mathbf{m}_2$ بترتیب نشان دهنده مدل صحیح و مدل محاسبه شده هستند. x و y شمارنده سلولهای محور افقی و عمقی شبکه مدل هستند که مقدارشان بترتیب از ۱ تا X و Y تغییر میکند. در شاخص شباهت ساختاری، مقادیر μ_{m1} ، μ_{m2} ، σ_{m1} ، σ_{m2} ، σ_{m1m2} ، c_1 ، و c_2 بترتیب نشان دهنده میانگین محلی تصویر صحیح و محاسبه شده، واریانس محلی تصویر صحیح و محاسبه شده، کواریانس بین دو تصویر محلی و دو ثابت قابل تنظیم هستند. در نسبت بیشینه سیگنال به نوفه نیز PV نشان دهند مقدار بیشینه سیگنال (Peak Value) است.



(الف)

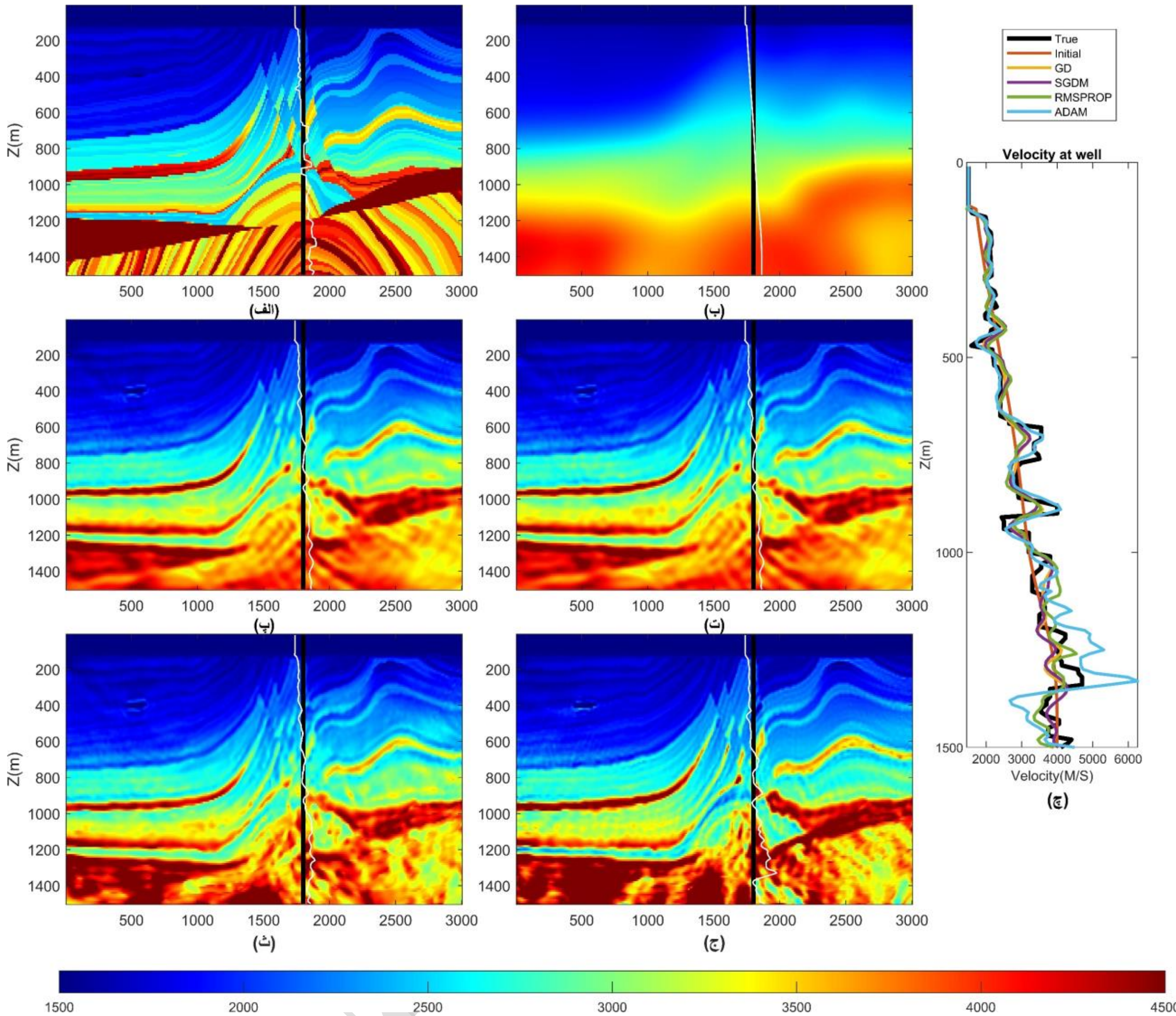


(ب)

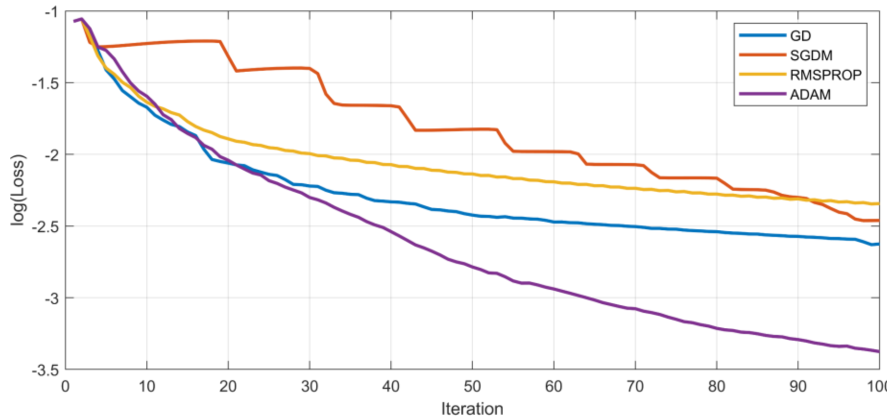


(پ)

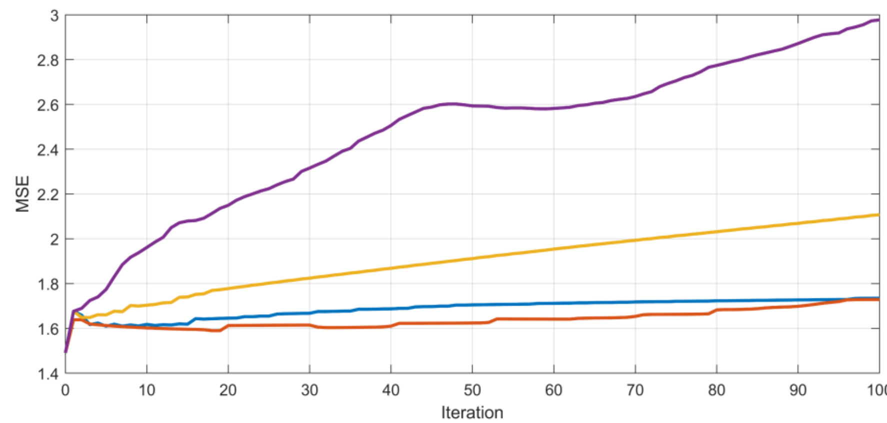
شکل ۳: الف) مدل سرعتی مارموزی ۲، ب) میدان موج ثبت شده در محیط در زمانهای مختلف برای چشمه هشتم، و پ) ورداشتهای چشمه مشترک ثبت شده توسط گیرنده‌های چیده شده در سطح مدل.



شکل ۴: الف) مدل مارموزی (مدل صحیح) که برای محاسبه دیتای مصنوعی بمنظور استفاده در فرآیند وارونسازی بوسیله شبکه عصبی عمیق بازگشتی مبتنی بر فیزیک مسئله بکار رفته است؛ ب) مدل اولیه متناظر با آن که در سایر روشهای وارونسازی مورد استفاده قرار گرفته است. مدل حاصل از وارون سازی با روشهای سریعترین شیب، سریعترین شیب تصادفی، RMSProp، و ADAM بترتیب در قسمتهای (پ)، (ت)، (ث) و (ج) نمایش داده شده است. مسیر چاه روی مدلهای مختلف بوسیله یک خط قائم مشکی و نگاره‌های سرعت در محل چاه با رنگ سفید برروی مدلها نشان داده شده است. در قسمت (چ) نگاره‌های سرعت حاصله از روشهای مختلف با یکدیگرو با نگاره سرعت صحیح مقایسه شده‌اند.



(الف)



(ب)

شکل ۵: الف) مقایسه نمودار همگرایی فرایند وارونسازی شکل موج کامل با استفاده از شبکه عصبی عمیق بازگشتی مبتنی بر فیزیک مسئله با روشهای سریعترین شیب (GD)، سریعترین شیب تصادفی (SGDM)، RMSProp، و ADAM برای مدل مارموزی؛ ب) میزان فاصله مدل بدست آمده از روشهای مختلف نسبت به مدل اولیه، در هر تکرار از فرآیند وارونسازی.

جدول ۱: مقایسه مدل بازسازی شده با استفاده از روشهای مختلف بهینه سازی و مدل صحیح توسط معیارهای استاندارد برای مدل مارموزی.

L1	L2	PSNR	SSIM	روش / معیار
239.87	588.99	21.59	0.73	**روش GD**
243.53	**588.01**	**21.6**	0.73	**روش SGDM**
273.24	649.2	20.74	0.7	**روش RMSProp**
279.96	771.67	19.24	**0.76**	**روش ADAM**

۴ بحث

وارونسازی شکل موج کامل علیرغم اینکه منجر به یک مدل سرعتی با رزولوشن بالا می‌شود، در سالهای گذشته بندرت بمنظور تصویر سازی زیر سطحی مورد استفاده قرار می‌گرفت. یک علت برای عدم استفاده از آن نیاز به توان محاسباتی بالا و زمان طولانی محاسبات بوده است که ریشه در حل عددی معادله موج دارد. حل تفاضل محدود معادله موج شامل محاسبات ماتریسی بزرگ مقیاسی است که استفاده از محاسبات موازی مبتنی بر واحدهای پردازش گرافیکی همه منظوره (GPGPU) تا میزان زیادی این مشکل را برطرف میکند. علاوه بر موازی سازی محاسبات ماتریسی میتوان شبیه‌سازی مربوط به چشمه‌های مختلف را بصورت دسته‌ای انجام داد. در بلوک یادگیری عمیق بازگشتی پیشنهاد شده در این مقاله از هر دوی این روش‌ها برای تسریع محاسبات استفاده شده است بطوریکه میدان موج چشمه‌های مختلف روی کانال‌های شبکه عصبی عمیق نگاشته شده‌اند. البته از آنجا که میزان حافظه واحدهای پردازش گرافیکی محدود می‌باشد، اندازه دسته (Mini-Batch)، از یک مقدار مشخص نمی‌تواند تجاوز کند. مقایسه زمان محاسبات این روش با محاسبات متداول که با استفاده از واحدهای پردازش مرکزی (CPU) انجام میشود، کاملا وابسته به نحوه پیاده‌سازی و سخت افزارهای بکارگرفته شده است. اما در قیاس شبیه سازی همزمان دسته‌ای با شبیه سازی سری چشمه‌های مختلف، میتوان گفت که زمان محاسبات با اندازه دسته مقیاس میشود. بعنوان مثال در نتایج مرتبط با مدل مارموزی ارائه شده در قسمت قبل، یک تکرار کامل وارون‌سازی شکل موج که شامل شبیه سازی پیشرو و پسروی میدان موج برای ۱۵ چشمه و بروز رسانی مدل است، با استفاده از واحد پردازش گرافیکی از نوع NVIDIA Quadro RTX 6000 نسبت به محاسبه با یک واحد پردازش مرکزی (CPU) ۲۴ هسته‌ای با سرعت کلاک ۳.۴۷ GHz حدود ۱۳ برابر سریعتر بوده است. باید توجه داشت که این نسبت برای حالتی است که همه ۱۵ چشمه برای CPU و GPU بصورت همزمان و موازی شبیه سازی شده‌اند و درصورتیکه شبیه‌سازی‌های مبتنی بر CPU سری باشد این عدد به ۱۹۵ مرتبه محاسبات سریعتر برای روش پیشنهادی می‌رسد.

موضوع دیگری که در اینجا مورد بررسی قرار می‌دهیم، عملکرد روشهای بهینه‌سازی مختلف در فرآیند وارون‌سازی است. از میان معیارهای کمی استفاده شده در جدول ۱ که برای سنجش نحوه عملکرد این روش‌ها بکار گرفته شده‌اند، نرم‌های مرتبه اول و دوم از مجموع خطای هر پیکسل از مدل بازسازی شده نسبت به مدل صحیح بدست می‌آیند. اگرچه مقادیر کمتر این معیارها بیانگر دقت بیشتر در مدل بازسازی شده است، اما باید توجه داشت که این معیارها درکی نسبت به مشابهت شکل ساختارها ارائه نمی‌دهند و تنها تفاوتشان در این است که نرم‌های مراتب بالاتر وزن بیشتری به خطاهای بیشتر می‌دهند. معیار بیشینه نسبت سیگنال به نوفه (PSNR) نیز ارتباط نزدیکی با نرم مرتبه دوم دارد و میزان سیگنال به نوفه را بر حسب دسی بل برای مقدار اوج مقدار سیگنال بیان می‌کند، لذا روش SGDM که در جدول ۱ با معیار L_2 کمترین خطا را نشان می‌دهد، بیشترین مقدار PSNR را نیز دارد. معیار SSIM علاوه بر مقدار هر پیکسل به ساختمان محلی حول هر سلول نیز حساسیت دارد و برای سنجیدن شباهت دو تصویر بشکل متداول مورد استفاده قرار می‌گیرد. طبق این معیار روش ADAM بهترین عملکرد را در بازسازی ساختارهای محلی و تخمین سرعت داشته است. همچنین شکل (۵ – الف) که لگاریتم تابع خطای روش‌های مختلف را بر حسب شماره تکرار نشان میدهد، بیانگر عملکرد بسیار بهتر روش ADAM در کاهش تابع خطا و برازش به داده مشاهده‌ای است. شکل (۵ – ب) نیز نمایانگر قدرت هر روش در تغییر مدل اولیه و جستجوی فضای مدل برای نیل به مدل بهینه است که از این جهت نیز عملکرد روش ADAM سرآمد بوده است.

۵ نتیجه گیری

در این مقاله، یک بلوک یادگیری عمیق بازگشتی هم ارز معادله موج پیشنهاد شده است که در آن از لایه های متداول در شبکه عصبی عمیق مانند لایه کانولوشن، لایه ضرب هادامارد و لایه تجمیع استفاده شده است. با این حال تنها لایه‌ای که قابلیت آموزش را در این شبکه عصبی عمیق دارد، لایه ضرب هادامادری است که وزن آن متناسب با سرعت مدل می‌باشد. لذا میتوان در یک فرایند آموزش غیرنظارتی وزنهای این لایه را طوری بروز نمود که داده پیشبینی شده به داده واقعی برازش داده شود. این فرایند که هم‌ارز وارونسازی شکل موج کامل است، بخاطر استفاده محاسبات مبتنی بر GPU چند صد برابر سریعتر نسبت به وارونسازی شکل موج معمولی است و قابلیت پیاده‌سازی روشهای بهینه سازی متداول در آموزش شبکه‌های عصبی عمیق مانند روشهای مبتنی بر مومنتوم را دارد. اثر بخشی این روش از طریق اعمال آن بر مدل مصنوعی مارموزی بررسی شد و معیارهای کمی متعددی توانایی الگوریتم پیشنهادی در بازسازی مدل سرعتی را تایید نمودند. بمنظور مقایسه عملکرد روشهای بهینه‌سازی مختلف، سایر این روشها در شرایط یکسان (موجک، هندسه برداشت ومدل اولیه یکسان) بر یک مجموعه داده اعمال شدند و مطابق با شاخص شباهت ساختاری مشخص شد که در مسئله وارونسازی شکل موج، روش ADAM در عین حال که بیشترین برازش به داده و بالاترین نرخ کاهش خطا در فضای داده را دارد، بیشترین انحراف تجمعی مدل و بالاترین قابلیت در جستجوی فضای مدل را نیز داشته است؛ بطوریکه تغییر روش بهینه‌سازی از سریعترین شیب به ADMA باعث افزایش شاخص شباهت ساختاری از ۰.۷۳ به ۰.۷۷ شده است.

منابع

- Aggarwal, C. C. (2023). Neural Networks and Deep Learning (2nd ed.). Springer, Switzerland. https://doi.org/10.1007/978-3-031-29642-0
- Aki, K., & Richards, P. G. (2002). Quantitative seismology (2nd ed.). Sausalito, CA: University Science Books.
- Alkhalifah, T. (2016). Full waveform inversion in an anisotropic world: Where are the parameters hiding? EAGE Publications. https://doi.org/10.3997/9789462822023
- Arayapolo, M., Jennings, J., Alder, A., & Dahlke, T. (2018). Deep learning tomography. **The Leading Edge**. https://doi.org/10.1190/tle37010058.1
- Aster, R. C., Borchers, B., & Thurber, C. H. (2018). Parameter estimation and inverse problems (3rd ed.). Amsterdam, Netherlands: Elsevier.
- Biswas, R., Sen, M. K., Das, V., & Mukerji, T. (n.d.). Prestack and poststack inversion using a physics-guided convolutional neural network. **Interpretation**, **7** (3). https://doi.org/10.1190/INT-2018-0236.1
- Boonyasiriwat, C., Valasek, P., Routh, P., Cao, W., Schuster, G. T., & Macy, B. (2009). A multiscale method for time-domain waveform tomography, **Geophysics**, **74**, no. 6, WCC59–WCC68.
- Dablain, M. A. (1986). The application of high-order differencing to the scalar wave equation. **Geophysics**, **51**, 54–66. http://dx.doi.org/10.1190/1.1442040
- Dhara, A., & Sen, M. K. (2022). Physics-guided deep autoencoder to overcome the need for a starting model for full-waveform inversion. **The Leading Edge**, **41**(6), 375–381. https://doi.org/10.1190/tle41060375.1
- Hashemi, H., Saadat, M., Nabi-Bidhendi, M., & DeGroot, P. (2021). Incorporating acquisition geometry in deep learning based FWI. 82nd EAGE Conference, Amsterdam. https://doi.org/10.3997/2214-4609.202112872
- Karniadakis, G. E., Kevrekidis, I. G., Lu, L., et al. (2021). Physics-informed machine learning**. Nature Reviews Physics**, **3**, 422–440. https://doi.org/10.1038/s42254-021-00314-5

- Li, S., Liu, B., Ren, Y., Chen, Y., Yang, S., & Wang, Y. (2019). Deep learning inversion of seismic data. **IEEE Transactions on Image Processing**, **58**(3), 2135–2149. https://doi.org/10.48550/arXiv.1901.07733
- Ren, Y., Xu, X., Yang, S., Nie, L., & Chen, Y. (2020). A physics-based neural network way to perform seismic full waveform inversion. **IEEE Access**, **8**, 112266–112277. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2020.2997921
- Saadat, M., Fakhari, M., Hosseini, B., & Salehi, E. (2024a). Deep semantic segmentation for automated seismic velocity analysis. 85th EAGE Annual Conference, Oslo, Norway. https://doi.org/10.3997/2214-4609.2024101254
- Saadat, M., Hashemi, H., & Nabi-Bidhendi, M. (2024b). Generalizable data driven full waveform inversion for complex structures and severe topographies. **Petroleum Science**. https://doi.org/10.1016/j.petsci.2024.05.002
- Saadat, M., Salehi, E., Etminan, M., Yousefzadeh, A., & Nezamoleslami, H. (2022). Enhanced collapse feature extraction from high-resolution seismic data using convolutional neural network. Second EAGE Digitalization Conference and Exhibition, Vienna, Austria. https://doi.org/10.3997/2214-4609.202239084
- Schuster, G. T. (2017). Seismic inversion investigations in geophysics no. 20. SEG. https://doi.org/10.1190/1.9781560803423
- Song, C., & Alkhalifah, T. (2020). Wavefield reconstruction inversion via machine learned functions. SEG 2020, Houston. https://doi.org/10.1190/segam2020-3427351.1
- Sun, B., & Alkhalifah, T. (2022). ML-misfit: A neural network formulation of the misfit function for full-waveform inversion. **Frontiers in Earth Science**, **10**. https://doi.org/10.3389/feart.2022.1011825
- Tarantola, A. (1984). Inversion of seismic reflection data in the acoustic approximation. **GEOPHYSICS**, **49**(8). https://doi.org/10.1190/1.1441754
- Versteeg, Roelof. (1994). The Marmousi experience: Velocity model determination on a synthetic complex data set. **The Leading Edge**. **13** (9): 927–936. doi:10.1190/1.1437051
- Virieux, J., & Operto, S. (2009). An overview of full waveform inversion in exploration geophysics. **Geophysics**, **74**(6), WCC1–WCC26. https://doi.org/10.1190/1.3238367
- Wu, Y., & Lin, Y. (2019). InversionNet: A real time and accurate full waveform inversion with CNNs and continuous CRFs. **IEEE Transcriptions of Computational Imaging**. arXiv: 1811.0775v2. https://doi.org/10.48550/arXiv.1811.07875
- Yang, F., & Ma, J. (2018). Deep-learning inversion: A next-generation seismic velocity model building method. **GEOPHYSICS**, **84**(4). https://doi.org/10.1190/geo2018-0249.1
- Zhang, Z., & Lin, Y. (2020). Data-driven seismic waveform inversion: A study on robustness and generalization. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, **58**(10), 6900–6913. https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2977635