

مدل سازی وارون داده های لرزه ای انکساری کم عمق با استفاده از ترکیب آنسامبلی خطی شبکه های عصبی مصنوعی منفرد

راشد پورمیرزائی^{۱*}، سیامک سرمدی^۲ و سیران علیزاده^۳

۱- استادیار گروه مهندسی معدن؛ دانشکده محیط زیست، دانشگاه صنعتی ارومیه، ارومیه، ایران
۲- استادیار گروه مهندسی فناوری اطلاعات و مهندسی کامپیوتر، دانشکده فناوری های صنعتی، دانشگاه صنعتی ارومیه، ارومیه، ایران.
۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد ژئوفیزیک (گرایش زلزله شناسی)؛ دانشکده علوم، دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران.

دریافت مقاله: ۱۳۹۹/۰۵/۰۷؛ پذیرش مقاله: ۱۳۹۹/۱۲/۱۷

* نویسنده مسئول مکاتبات: Rashed.Poormirzaee@gmail.com

واژگان کلیدی

شبکه عصبی
توموگرافی
ترکیب خطی
داده های لرزه ای
مدل سازی وارون

چکیده

به منظور تفسیر روش های لرزه ای، پس از جمع آوری داده ها و پیش پردازش های لازم، وارون سازی آنها برای تخمین پارامترهای مدل، گام اساسی در استفاده از این داده ها است. مدل سازی وارون این داده ها همانند سایر داده های ژئوفیزیکی با چالش عدم یکتایی در تخمین پارامترهای مدل روبرو است. در مطالعه حاضر به منظور تلاش برای حل این مشکل و ارائه یک روش خودکار در وارون سازی داده های لرزه ای، یک روش وارون سازی جدید مبتنی بر شبکه های عصبی آنسامبلی معرفی شده است. در روش پیشنهاد شده ابتدا با مدل سازی پیشرو مدل های مختلف چند لایه با ضخامت ها و سرعت های موج طولی مختلف به شبکه های عصبی آموزش داده شد. در این مطالعه از شبکه های MLP با ساختارهای مختلف استفاده شده است. در ادامه با ارزیابی متقابل، شبکه های عصبی آموزش داده شده مورد ارزیابی قرار گرفتند و شبکه های با بهترین عملکرد (خطای کم) جهت استفاده در ترکیب آنسامبلی شبکه های عصبی انتخاب شدند. شبکه عصبی آنسامبلی استفاده شده، از ترکیب خطی شبکه های منفرد (سه شبکه منفرد برتر) به دست آمد. برای ارزیابی بهتر کارایی ترکیب شبکه های عصبی استفاده شده، ۲۰٪ از داده های اولیه کنار گذاشته شد (بدون حضور در فرآیند آموزش) و از این داده ها به عنوان داده های آزمون استفاده شد. در پایان روش وارون سازی معرفی شده با داده های واقعی لرزه انکساری مورد ارزیابی بیشتر قرار گرفت؛ که مدل وارون حاصل از داده های واقعی، تطابق بسیار خوبی با مطالعات زمین شناسی و نتایج لرزه ای قبلی انجام شده در ایستگاه مورد نظر دارد. همچنین به منظور مقایسه عملکرد و اهمیت روش پیشنهاد شده در این مطالعه، نتایج به دست آمده از داده های واقعی با روش وارون سازی توموگرافی نیز مقایسه شد. نتایج حاصل از این مطالعه بیانگر آن است که، وارون سازی داده های لرزه ای مبتنی بر شبکه های عصبی یک روش سریع، آسان و بدون نیاز به فرض مدل اولیه برای داده های مشاهده شده است.

۱- مقدمه

روش لرزه نگاری اکتشافی اغلب به منظور به نقشه درآوردن ساختارهای زیرسطحی، براساس انتشار موج در زمین استفاده می شوند. در مطالعات لرزه نگاری، امواج لرزه ای توسط چشمه های کنترل شده ایجاد شده و در بین لایه های زیر سطحی انتشار می یابند. بخشی از امواج تولید شده در سطح بعد از شکست یا انعکاس در مرزهای لایه های زیر سطحی، به دلیل تغییر سرعت لرزه ای یا چگالی به سطح زمین برگشت داده می شوند. حسگرهایی (ژئوفون هایی) که در سطح زمین در امتداد خط مستقیم آرایش یافته اند، به وسیله این امواج برگشتی تحت جنبش قرار گرفته و در نتیجه زمان رسیدن امواج (Travel time) در فواصل مختلف از چشمه ثبت می شوند. این زمان های سیر با استفاده از مدل سازی وارون مورد پردازش قرار گرفته و در نهایت ویژگی های لایه های زیرسطحی به تصویر کشیده می شوند (Kearey et al., 2002). در روش شکست مرزی، مستقیماً از امواج طولی (Longitudinal wave) و سرموج (head wave)، بمنظور ترسیم ناهمگنی های زمین شناسی استفاده می شود. حرکت ذره ای که در اثر انتشار موج طولی ایجاد می شود شامل نوسان در حول یک نقطه ثابت و در جهت انتشار موج است (Leucci et al., 2007). سرعت موج طولی تابعی از چگالی (ρ)، مدول بالک (K) و مدول برشی (μ) می باشد (رابطه ۱).

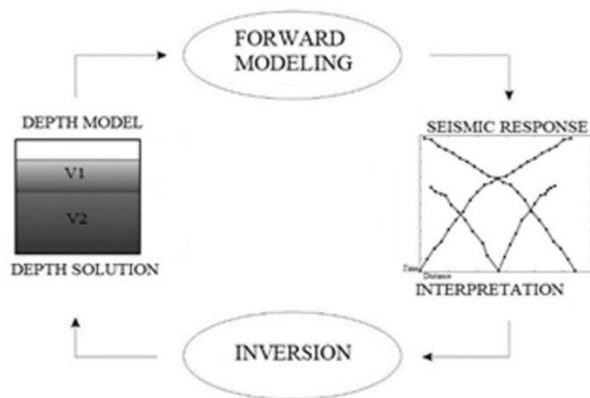
سرعت موج طولی، که شامل کرنش فشاری تک محوره است، برابر خواهد بود با:

$$V_p = \left[\frac{K + 4/3\mu}{\rho} \right]^{1/2} \quad (1)$$

از روش لرزه نگاری انکساری بطور گسترده در مطالعات مهندسی و اکتشافی مانند مطالعات ژئوتکنیکی، برآورد ضخامت آبرفت و اکتشاف منابع آب های زیرزمینی استفاده می شود (Kearey et al., 2002; Poormirzaee et al., 2019; نیکروز، ۱۳۹۳).

در مدل سازی های ژئوفیزیکی بطور معمول از دو روش پیشرو و وارون استفاده می شود. مدل سازی پیشرو عبارت است از تولید داده های مصنوعی مشاهده ای با فرض یک محیط و چشمه مشخص. در مقابل این تعریف، مفهوم مدل سازی وارون قرار دارد که عبارتست از، پیش بینی مدل با استفاده از داده های اندازه گیری شده (شکل ۱). در حقیقت، تئوری وارون سازی یک مجموعه از روش های ریاضی است که هدف آن، کاهش داده ها و به دست آمدن از مشاهدات (داده) است (Menke, 1989). سوال اصلی در وارون سازی داده های ژئوفیزیکی آنست که آیا می توان با یک رابطه ریاضی خصوصیات فضای اندازه گیری شده را بیان کرد؟ خصوصیات فضای مورد مطالعه پارامترهای مدل نامیده می شوند. در وارون سازی داده های ژئوفیزیکی فرض بر آن است که روش های خاص (یک تئوری ریاضیاتی یا مدل) برای ارتباط پارامترهای مدل با داده ها موجود است. در

عملیات وارون سازی بطور معمول ابتدا با استفاده از مدل سازی پیشرو داده تخمینی ایجاد می شود و سپس در قالب یک تابع هدف (یا تابع خطا) داده های تخمین زده شده با داده های مشاهده ای مقایسه می شوند. مقایسه این دو نوع از داده توسط روش های مختلف بهینه سازی تابع هدف انجام می گیرد. تابع هدف در بیشتر مسائل ژئوفیزیکی یک تابع غیرخطی و پیچیده می باشد. در بهینه سازی تابع هدف از دو راهکار روش های بهینه سازی خطی (مانند روش گرادیان نزولی) و غیرخطی (مانند روش الگوریتم ژنتیک) استفاده می شود.



شکل ۱: مفهوم مدل سازی پیشرو و وارون در داده های لرزه ای

در روش های خطی از یک مدل اولیه حدسی استفاده می شود و سپس در یک فرایند تکراری، حدس اولیه با داده مشاهده شده مقایسه و مقدار تابع هدف محاسبه می شود. در هر تکرار به منظور بهبود مدل حدس زده شده قبلی از یک الگوریتم بهینه سازی محلی استفاده می شود (Sen et al., 1995). در پایان تکرارها، مدل (پاسخ) با کمترین مقدار تابع هدف بعنوان مدل نهایی معرفی می گردد (Wathelet et al., 2004). چالش اصلی در استفاده از راهکار خطی، عدم همگرایی به پاسخ بهینه نهایی یا عبارت دیگر گیرافتادن در کمینه های محلی است که سبب ارائه مدل غیرواقعی از ساختارهای زیرسطحی می گردد. همچنین در روش های خطی، الگوریتم تا حد زیادی وابسته به حدس اولیه می باشد و در صورتی که حدس اولیه مناسب ارائه نشود، ممکن است مدلی غیرواقعی از زمین ارائه گردد (Sen et al., 1995). البته با در راهکارهای غیرخطی، ابتدا یک فضا یا یک محدوده نسبتاً وسیع از پاسخ های محتمل برای پارامترهای مدل تعیین شده و سپس بر مبنای استراتژی های مختلف، جستجو در این فضا برای پارامترهای مختلف مدل انجام می شود. تابع هدف برای هر مدل مورد ارزیابی قرار می گیرد و تا یک تکرار مشخص، در هر تکرار بهترین مدل انتخاب می شود. در پایان بهترین مدل (مدل با کمترین میزان تابع خطا) بعنوان مدل نهایی مرتبط با داده مشاهده شده ارائه می شود. در روش غیرخطی پاسخ یا پارامترهای مدل نهایی مستقل از حدس اولیه بوده و همچنین خطر گیرافتادن در کمینه های محلی بسیار کم است و در نتیجه احتمال همگرایی به پاسخ نهایی یا مدل مناسب برای

ژئوتکنیکی و حفاری‌های صورت گرفته (برای خط ۱ مترو تبریز) در اطراف ایستگاه مورد مطالعه، عمق سنگ بستر در جاده ائل‌گلی در حدود ۱۰ متر گزارش شده است. ناحیه ائل‌گلی و به‌طور کلی نیمه جنوبی تبریز بر روی لایه‌های آذر آواری سهند ساخته شده است این لایه‌ها بیشتر توف، خاکستر و برش آتشفشانی هستند و گاه برخی از لایه‌های آنها به سبب نبود ماتریکس و سیمان مناسب در محیط رسوبی کمتر تحکیم یافته‌اند و با ضربه چکش فرو می‌ریزند. ولی بسیاری از لایه‌ها تحکیم یافته و سنگی شده‌اند و به گونه یک پی‌سنگ تمام عیار در عبور دهی امواج رفتار می‌کنند. البته یک ضخامت کم از مواد رسوبی کواترنری که خود حاصل فرسایش و حمل این سنگ‌های بستر به گونه مخروط افکنه و تراس‌های رودخانه‌ای است بر روی این لایه‌ها دیده می‌شود. ستبرای این رسوبات سطحی کواترنری در مرکز شهر حداکثر و به سمت جنوب کمتر می‌شود تا جایی که در نزدیک ایستگاه مورد بررسی، به صفر می‌رسد (فریدی و خداینده‌لو، ۱۳۹۰).



شکل ۲: موقعیت ایستگاه برداشت‌شده روی نقشه گوگل

در این ایستگاه برداشت داده‌های انکساری با استفاده از دستگاه لرزه نگاری OYO با نرخ نمونه برداری ۲۵، ثانیه و چکش (به وزن ۵ کیلوگرم) انجام شد. در این مطالعه در یک خط برداشت، از ۲۴ گیرنده ۲۵ هرتز با فواصل ۵ متر استفاده شد، داده‌ها به فرمت SEG2 ثبت شدند. پس از برداشت داده‌ها و پیش پردازش آنها، زمان رسیدهای شکست‌مرزی به دست آمد (شکل ۳)، که از این نتایج مستقیماً برای وارون‌سازی با روش شبکه‌های عصبی استفاده شد.

۳- وارون‌سازی داده‌های لرزه انکساری

هدف اصلی در وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای، به دست آوردن اطلاعات زیرسطحی از داده‌های برداشت‌شده در سطح زمین است. به‌طور کلی فرآیند وارون‌سازی دارای ابهام ذاتی بوده اما استفاده از راهکارهایی مانند، استفاده از دیگر داده‌ها همچون اطلاعات زمین‌شناسی و گمانه‌ها (Kearey et al., 2002)، بکار بردن روش‌های ژئوفیزیکی مکمل (Foti et al., 2003)، وارون‌سازی همزمان چند نوع داده ژئوفیزیکی

داده‌های مشاهده شده، افزایش می‌یابد. البته ذکر این نکته مهم است که در روش‌های فوق (روش‌های خطی و غیرخطی) تعیین ساختار مدل برای داده‌های مشاهده شده (مشخص کردن تعداد لایه‌ها) لازم است. بطور معمول در تعیین صحیح تعداد لایه‌های مربوط به داده‌های مشاهده‌ای از داده‌های کمکی (گمانه‌ها) یا روش‌های سعی و خطا استفاده می‌شود.

وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای در مطالعات مختلف با استفاده از روش‌های مختلف خطی و غیرخطی مورد استفاده قرار گرفته است (Wathelet et al., 2004; Boschetti et al., 1996; Poormirzaee et al., 2015; Shaw et al., 2007). با رشد روزافزون علوم کامپیوتر و ظهور الگوریتم‌های جدید در زمینه هوش مصنوعی و کارآمد بودن این روش‌ها در زمینه‌های مختلف از علوم، بنظر می‌رسد از هوش مصنوعی در زمینه وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای نیز می‌توان استفاده نمود. در مطالعه حاضر روش جدیدی در وارون‌سازی داده‌های لرزه انکساری مبتنی بر ترکیب آنسامبلی شبکه‌های عصبی معرفی شده که می‌تواند در کاهش ابهام و عدم قطعیت وارون‌سازی این داده‌ها نقش مهمی ایفا کند. روش ارائه شده در مقایسه با روش‌های مرسوم وارون‌سازی سریعتر است و بصورت خودکار پارامترهای مدل و نیز تعداد لایه‌های مدل را با دقت قابل قبولی محاسبه می‌نماید. در مطالعه حاضر ابتدا چندین شبکه پیشخور-پس انتشار خطا^۱ با ساختارهای مختلف آموزش داده شد و سپس با استفاده از روش ارزیابی متقابل دقت شبکه‌ها مشخص گردید. سپس شبکه‌های منفرد برتر، برای استفاده در سیستم آنسامبلی استفاده شدند. در این مطالعه از ترکیب خطی شبکه‌های برتر استفاده شد. همچنین به منظور ارزیابی عملکرد شبکه آنسامبلی، عملکرد آن با بهترین شبکه منفرد مورد مقایسه قرار گرفت. در ادامه داده‌های انکساری برداشت شده در یک ایستگاه در شهر تبریز، با روش وارون‌سازی پیشنهادی مورد پردازش قرار گرفت. همچنین به منظور ارزیابی عملکرد روش ارائه شده و مقایسه با روند کلی سایر روش‌های وارون‌سازی مبتنی بر مدل، داده‌های واقعی با روش توموگرافی لرزه‌ای نیز وارون شدند. در ادامه و در بخش ۲، به داده‌های برداشت شده در یک ایستگاه واقع در شهر تبریز اشاره شده است. در بخش ۳، مساله وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای و روش‌های وارون‌سازی داده‌های زمان رسید انکساری مبتنی بر هوش مصنوعی و توموگرافی ارائه و بحث می‌شود. سپس در بخش ۴، روش ترکیب آنسامبلی شبکه‌های عصبی در وارون‌سازی داده‌های لرزه انکساری با روش‌های وارون‌سازی مبتنی بر مدل (توموگرافی) مقایسه خواهد شد. در پایان نتایج حاصل از روش استفاده شده در این مطالعه و پیشنهادهایی جهت مطالعات بیشتر در آینده، در بخش ۵ ارائه می‌شود.

۲- معرفی ایستگاه مورد مطالعه

داده‌های لرزه انکساری در یک ایستگاه در جنوب شهر تبریز، واقع در مجاورت جاده ائل‌گلی برداشت شد (شکل ۲). براساس گزارش‌های

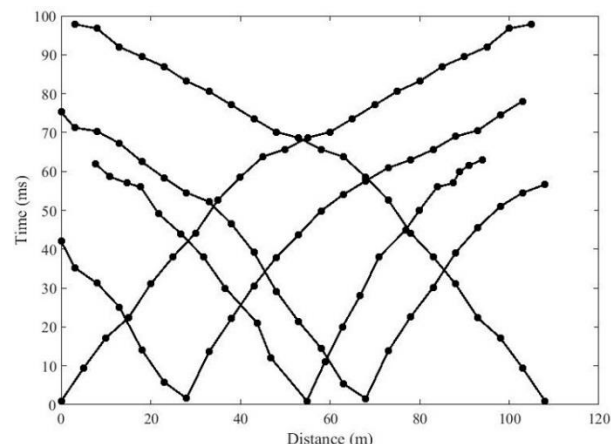
1-Feed forward-back propagation

ترین واحد ساختاری و کوچکترین واحد پردازشگر اطلاعات و اساس عملکرد شبکه های عصبی هستند. دو یا چند نرون می توانند با هم در قالب یک لایه ترکیب شوند. هر شبکه می تواند از چند لایه تشکیل شود. هر لایه در شبکه دارای ماتریس وزن ها، بردار بایاس و خروجی مختص به خود می باشد. ساده ترین نوع شبکه، شبکه پرسپترون است. پرسپترون یک نرون ساده است که جهت کلاسه بندی کردن ورودی هایش به دو دسته مجزا استفاده می شود. به شبکه های چند لایه از پرسپترون ها شبکه MLP نیز می گویند (منهاج، ۱۳۸۹). در شبکه پیش خور پس انتشار خطا داده ها از گره های ورودی به سمت گره های خروجی به جلو رانده می شوند، در این شبکه ها هنگامی که خطایی در خروجی رخ می دهد به نحوی از خروجی به سمت ورودی برگشت داده می شود تا وزن ها اصلاح شده و خطا به حداقل برسد (مقسومی و همکاران، ۱۳۹۷). در آموزش شبکه عصبی داده ها به صورت تصادفی به سه دسته آموزشی، اعتبارسنجی و آزمایشی تقسیم می شوند. داده های آموزشی برای آموزش شبکه استفاده می شوند. داده های اعتبارسنجی برای بررسی کیفیت شبکه در انتهای هر نسل آموزش به کار می روند. داده های آزمایشی هنگام آموزش استفاده نمی شوند بلکه پس از اتمام فاز آموزش کارایی شبکه با داده های جدید آزمایشی سنجیده می شود. به کمک داده های اعتبارسنجی می توان زمان اتمام آموزش را نیز تنظیم کرد، به این ترتیب که پس از هر نسل آموزش کارایی شبکه با این داده ها سنجیده می شود. بطور مثال اگر در چند نسل متوالی، کارایی بهبودی پیدا نکرد، آنگاه عملیات آموزش متوقف می شود و بدین ترتیب از پدیده آموزش بیش از حد جلوگیری می شود (مقسومی و همکاران، ۱۳۹۷).

بمنظور افزایش کارایی شبکه های عصبی، می توان شبکه های عصبی مختلف را به یکدیگر متصل نمود. این مجموعه شبکه ها را شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی یا ترکیب آنسامبلی شبکه های عصبی (Ensemble neural networks) می نامند (Zhou et al., 2002). تحقیقات بسیاری نشان داده است؛ که توانایی شبکه های عصبی می تواند از طریق جمع آوری تعدادی از شبکه های عصبی بهبود یابد (ذاکری و کامکار روحانی، ۱۳۹۰؛ سپهری و همکاران، ۱۳۹۶؛ Zhou et al., 2002). استفاده از شبکه های عصبی ترکیبی در مواردی که داده ها اندازه بزرگی دارند، تعداد آنها کم است، یا ساختار داده ها بسیار پیچیده است کاربرد دارد. آموزش شبکه های عصبی جزء می توانند به روش های متفاوتی از جمله، استفاده از مجموعه داده های مختلف آموزشی، استفاده از طبقه بندی های نامتجانس با داده های اولیه متفاوت، طبقه بندی با پارامترهای مختلف آموزشی، استفاده از سیستم های یاد گیرنده و استفاده از الگوریتم های بهینه یابی صورت گیرد (Abdunabi, 2016).

ارزیابی عملکرد شبکه عصبی جهت اطمینان به نتایج بسیار حائز اهمیت می باشد. روش ارزیابی متقابل یا k-fold، روشی ارزیابی است که تعیین می نماید نتایج یک تحلیل آماری بر روی یک مجموعه داده تا چه اندازه قابل تعمیم و مستقل از داده های آموزشی است (Fushiki, 2011). این روش به طور ویژه در کاربردهای پیش بینی مورد استفاده قرار می گیرد تا

(Poormirzaee, 2018) و یا استفاده از روش های وارون سازی هوشمند می تواند تا حد زیادی دامنه پاسخ های احتمالی را محدود کرده و یک مدل نهایی مناسب از داده های مشاهده شده را ارائه نماید.



شکل ۳: نمودار مکان - زمان داده های لرزه انکساری در ایستگاه مورد مطالعه.

در بسیاری از مسائل ژئوفیزیکی تابع خطا (تابع هدف) به شکل تابعی از پارامترهای مدل است، که به شکل اختلاف داده مشاهده شده و تخمینی بیان می شود. در مسائل وارون سازی تابع خطا به شکل پیچیده و دارای رفتار کاملاً غیرخطی می باشد. بنابراین برای کمینه کردن این تابع، استفاده از الگوریتم های غیرخطی و یا روش های مبتنی بر هوش مصنوعی می تواند انتخاب های مناسبی باشند (Poormirzaee and Fister Jr, 2021). در مطالعه حاضر وارون سازی داده های لرزه انکساری، با فرض افزایش سرعت لایه ها به سمت عمق و با در نظر گرفتن معادله زمان رسید برای n لایه افقی به شکل رابطه ۲، انجام گرفت.

$$t_n = \frac{x}{v_n} + \sum_{i=1}^{n-1} \frac{2z_i \cos \theta_{in}}{v_i} \quad (2)$$

$$\theta_{in} = \sin^{-1}(v_i/v_n) \quad (3)$$

که در معادله بالا، z_i بیانگر ضخامت لایه ها، θ_{in} زاویه ورود، v_i سرعت لایه ها، x فاصله چشمه تا گیرنده است (Kearey et al., 2002). همچنین در مطالعه حاضر از روش ردیابی پرتو یک بعدی برای مدل سازی پیشرو استفاده شد.

۳-۱- وارون سازی داده های لرزه ای مبتنی بر ترکیب

آنسامبلی شبکه های عصبی مصنوعی منفرد

روش های مبتنی بر هوش مصنوعی با دریافت آموزش های لازم قادرند روابط پیچیده بین متغیرهای ورودی را کشف نموده و بر مبنای آن، پاسخ های مناسبی را با دقت قابل قبول ارائه نمایند. از جمله روش های بسیار موفق هوش مصنوعی در حوزه های مختلف می توان به روش شبکه عصبی اشاره نمود. در ادامه شبکه عصبی مصنوعی و ساختار استفاده شده در مطالعه حاضر معرفی می شود.

۳-۲- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی از عملکرد مغز انسان الهام گرفته شده است. نرون ها ساده-

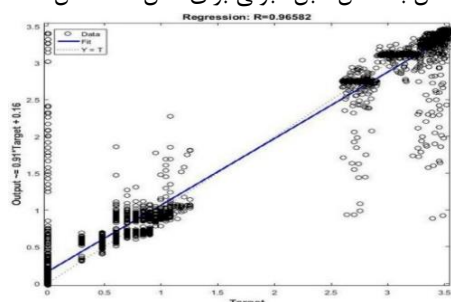
داشته که این سبب کاهش احتمال خطا در همگرایی به مدل نهایی خواهد شد.

جدول ۱: معرفی شبکه‌های منفرد برتر در وارون سازی داده‌های لرزه انکساری

شماره شبکه	تابع آموزش شبکه	تعداد لایه مخفی	تعداد نرون‌ها	میزان خطا در ارزیابی متقابل	درصد همبستگی (R) آموزش-آزمون
۱	Levenberg-Marquardt	۲	۷-۳	۰,۰۶۵۷	۹۴-۹۵
۲	Levenberg-Marquardt	۲	۵-۴	۰,۰۶۶۵	۹۳-۹۵
۳	Levenberg-Marquardt	۳	۷-۱۰-۵	۰,۰۶۴۲	۹۳-۹۶

ذکر این نکته مهم است که افزایش تعداد شبکه‌های منفرد، به بیش از این تعداد تاثیر چشم‌گیری در بهبود نتایج نداشت و در نتیجه این ۳ شبکه بعنوان انتخاب بهینه جهت وارون‌سازی به‌کار برده شدند. این روند در واقع معادل تخصیص وزن بالا به شبکه‌های خبره تر و وزن ناچیز به شبکه‌های پر خطا است. بمنظور دریافت پاسخ‌های پایدار از شبکه‌های منفرد، در مطالعه حاضر هر شبکه حدود ۵ بار اجرا و میانگین آن بعنوان پاسخ در نظر گرفته شد. بنابراین جهت کاهش ابهام و عدم قطعیت در وارون‌سازی داده‌های لرزه انکساری از ترکیب خطی ۳ شبکه برتر برای تخمین پارامترهای مورد هدف (تعداد لایه‌ها، ضخامت و سرعت لایه‌ها) استفاده شد. ترکیب شبکه‌های عصبی میزان خطا و همبستگی داده‌های آزمون را به ترتیب برابر با ۰,۰۵۸۱ و ۹۶٪ نشان داد (شکل ۴). به عبارت بهتر استفاده از شبکه‌های عصبی ترکیبی، میزان خطا را در مقایسه با بهترین شبکه منفرد به میزان تقریبی ۱۰٪ بهبود داد. به منظور بررسی بهتر الگوریتم وارون‌سازی پیشنهادی در مطالعه حاضر، یک مدل مصنوعی، مدل A، همراه با افزایش ۱۰٪ نویز به آن مورد مطالعه قرار گرفت (شکل ۵).

ابتدا مدل A بعنوان ورودی به شبکه عصبی طراحی شده، ارائه شد و سپس وارون‌سازی مدل A با افزایش ۱۰٪ نویز مورد بررسی قرار گرفت، که نتایج به دست آمده در شکل ۶ نشان داده شده است. همانطور که دیده می‌شود تخمین تعداد لایه‌ها از داده مشاهده شده بدون حضور نویز و با حضور ۱۰٪ نویز به درستی تخمین زده شده است. همچنین تخمین پارامترهای مدل به شکل قابل قبولی برای مدل A حاصل شده است.



شکل ۴: همبستگی داده‌های آزمون (دیده نشده) و نتایج پیش بینی شده با شبکه عصبی ترکیبی.

مشخص شود مدل موردنظر تا چه اندازه در عمل مفید خواهد بود. در این روش مجموعه داده‌ها بصورت کاملاً تصادفی به k زیرمجموعه افراز می‌شود و سپس در k تکرار، هربار یک زیرمجموعه بعنوان داده اعتبارسنجی و $k-1$ زیرمجموعه دیگر به عنوان داده‌های آموزشی شبکه عصبی استفاده می‌گردد. در پایان میانگین مقادیر اعتبارسنجی‌ها بعنوان تخمین نهایی برگزیده می‌شود. انتخاب مقدار k به تعداد داده‌ها وابسته است و در مطالعات مختلف از مقادیر بین ۵ تا ۱۰ زیرمجموعه استفاده شده است (Abdunabi, 2016).

۳-۳- مدل سازی وارون زمان رسید لرزه انکساری با

استفاده از ترکیب آنسامبلی شبکه‌های عصبی

مصنوعی

به منظور آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت وارون‌سازی داده‌ها، از مدل‌های مصنوعی استفاده شد. جهت آموزش بهتر شبکه برای تشخیص مدل در داده‌های واقعی، سعی شد از انواع مدل‌های زیرسطحی، مدل‌های دولایه، سه لایه، چهارلایه و پنج‌لایه؛ ۵۰۰ مدل (داده) تصادفی تولید شود. در مطالعه حاضر، مدل‌های مصنوعی با فرض یک پروفیل لرزه‌ای با طول ۱۱۰ متر (عمق مورد مطالعه حدود ۳۰ متر) با استفاده از مدل پیشرو تولید شدند. متغیرهای ورودی برای آموزش شبکه، زمان رسید امواج لرزه انکساری و متغیرهای هدف، تعداد لایه (n)، ضخامت لایه (H) و سرعت موج طولی (v_p) تعریف شدند. قبل از پردازش داده‌ها، ۲۰٪ از کل مدل‌های تولید شده بعنوان داده‌های آزمون یا داده‌های دیده نشده بصورت کاملاً تصادفی انتخاب و کنار گذاشته شدند تا در پایان فرایند ترکیب شبکه‌های عصبی منفرد برای ارزیابی عملکرد آن استفاده شوند. مابقی ۸۰٪ مدل‌های تولید شده، به ترتیبی که در ادامه خواهد آمد، برای فرایند آموزش شبکه‌های منفرد به کار برده شد. برای پردازش داده‌های مورد نظر با شبکه عصبی مصنوعی، پیش پردازش داده‌ها لازم می‌باشد. در مرحله پیش پردازش با توجه به ابعاد داده‌ها (از 10^{-3} برای زمان رسیده‌ها تا 10^3 برای سرعت لایه‌ها) نرمال‌سازی با نگاشت غیرخطی (لگاریتمی) در بازه (۰-۱) انجام شد. همانطور که بحث شد، برای تخمین صحیح پارامترهای هدف در مطالعه حاضر از شبکه عصبی ترکیبی (آنسامبلی) استفاده شد. در این راستا شبکه‌های منفرد زیادی با ساختارهای متفاوت، ابتدا از طریق ارزیابی متقابل مورد ارزیابی قرار گرفتند و سپس شبکه‌های با عملکرد خوب بعنوان شبکه منفرد مناسب انتخاب شدند. در آموزش شبکه‌های منفرد ۸۰٪ داده‌ها برای آموزش و ۲۰٪ داده‌ها برای آزمون شبکه استفاده شد.

به منظور ارزیابی متقابل نتایج مدل‌سازی وارون، داده‌ها به ۵ زیر مجموعه طبقه‌بندی شدند. در ادامه ۴ زیر مجموعه برای آموزش شبکه و زیرمجموعه دیگر برای آزمون شبکه استفاده شد. در این مطالعه در پایان ۳ شبکه با مشخصات زیر بعنوان شبکه‌های منفرد برتر جهت استفاده در روش شبکه عصبی ترکیبی انتخاب شدند (جدول ۱). بعبارت دیگر هریک از این ۳ شبکه بعنوان کارشناسان خبره در وارون‌سازی داده‌ها نقش



شکل ۷: فلوجارت الگوریتم وارون سازی داده های لرزه انکساری با استفاده از ترکیب آنسامبلی شبکه های عصبی منفرد.

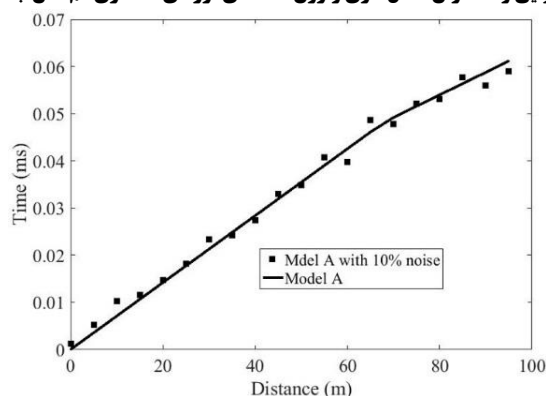
جدول ۲: نتایج وارون سازی داده های لرزه انکساری در ایستگاه مورد مطالعه با استفاده از ترکیب آنسامبلی شبکه های عصبی مصنوعی منفرد.

پارامترهای مدل			
تعداد لایه (n)	ضخامت لایه (m)	سرعت موج طولی در لایه اول (m/s)	سرعت موج طولی در لایه دوم (m/s)
۲	۵	۴۴۰	۱۵۰۰

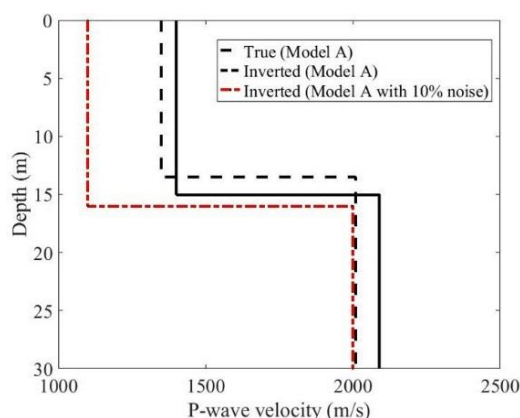
۳-۴- وارون سازی داده های لرزه ای با روش توموگرافی

روش توموگرافی لرزه ای یک روش مرسوم در تفسیر داده های انکساری است؛ که در مطالعات مختلف مورد استفاده قرار گرفته است (رستمی و شرقی، ۱۳۹۷). در روش توموگرافی، ابتدا مدل زمین به سلول هایی که سرعت موج در آنها به وسیله مدل اولیه مشخص شده است، تقسیم می شود. سرعت موج در این سلول ها در مدل اولیه ثابت است. در مرحله بعد بر اساس قوانین حاکم بر موج و سرعت هر سلول، کوتاهترین مسیری که موج می تواند طی کند تا به گیرنده برسد محاسبه می شود. این مسیر باید تمامی قوانین حاکم بر حرکت موج را تأمین نماید و زمان رسید موج از این مسیر با زمانی که از برداشتهای واقعی بدست آمده است، نباید تفاوت قابل توجهی داشته باشند. روش توموگرافی و روش هایی نظیر آن روابط ریاضی پیچیده ای دارند و تحلیل آنها نیز نسبتاً مشکل است، اما تصویری که از زیر زمین ارائه می دهند دارای دقت و صحت مناسبی است (Sompotan et al., 2011).

در مطالعه حاضر، داده های انکساری با استفاده از روش توموگرافی



شکل ۵: مدل A همراه با افزایش ۱۰٪ نویز به آن.



شکل ۶: وارون سازی مدل A بدون نویز (خط چین مشکی) و در حضور ۱۰٪ نویز (خط چین قرمز).

در ادامه داده های واقعی زمان رسید برداشت شده در ایستگاه مورد مطالعه، به شبکه عصبی ترکیبی طراحی شده به عنوان ورودی ارائه شد و نتیجه هر ۳ شبکه (شبکه های عصبی جزء) ثبت گردید. با توجه به روش های مختلف ارائه شده در مفاهیم شبکه های عصبی ترکیبی، در مطالعه حاضر از روش میانگین گیری استفاده شد. عبارت دیگر تخمین نهایی از داده های ورودی، به شکل میانگین تخمین شبکه های جزء در نظر گرفته شد. برای وارون سازی داده های واقعی نتایج زمان رسید در دو طرف پروفیل برداشت شده (چشمه در اول پروفیل یعنی نقطه صفر و چشمه در انتهای پروفیل در نقطه ۱۱۰ متر) و نیز برداشتهای انجام شده در نقاطی روی خط برداشت، جهت ورودی به شبکه آموزش دیده ارائه شد. جهت ارائه مدل نهایی در ایستگاه مد نظر از میانگین این ۵ نقطه برداشت (شکل ۳) استفاده شد. به این ترتیب عمق لایه اول حدود ۵ متر و سرعت لایه های اول و دوم به ترتیب برابر با ۴۴۰ m/s و ۱۵۰۰ m/s به دست آمد. در شکل ۷ فلوجارت وارون سازی داده های واقعی با شبکه های عصبی ترکیبی نشان داده شده است.

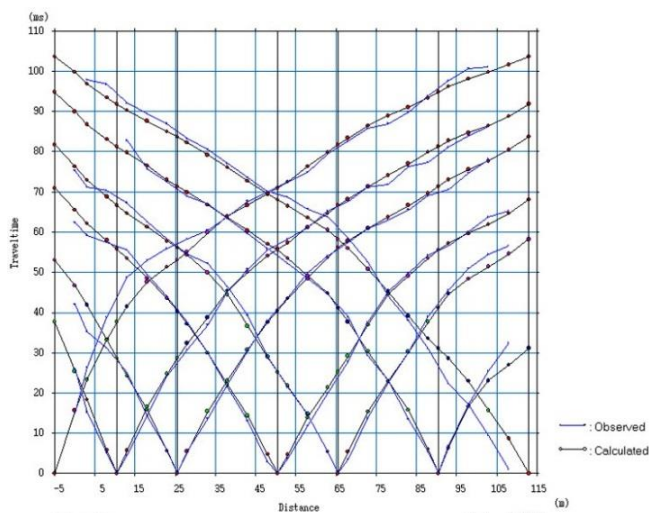
نشریه پژوهش‌های ژئوفیزیک کاربردی، دوره ۷، شماره ۳، ۱۴۰۰.

شرایطی کارشناس یا مفسر با بهره‌گیری از تجربه خود یک مدل اولیه برای داده مشاهده‌ای تعیین و سپس با سعی و خطا سعی می‌کند به مدل نهایی قابل قبولی نزدیک شود. بطور مثال در وارون‌سازی توموگرافی تعیین و تنظیم پارامترهایی مانند، تعداد لایه‌ها، محدوده تقریبی تغییرات سرعت لایه‌ها و تنظیم پارامترهای خود الگوریتم نیاز است، که در صورت عدم وجود داده‌های کمکی و یا تجربه ناکافی مفسر، وارون‌سازی زمان بر خواهد بود و در عین حال از عدم قطعیت بالائی برخوردار خواهد شد. روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی که در این مطالعه روش ترکیب آنسامبلی شبکه‌های عصبی مصنوعی منفرد انتخاب شد، می‌تواند یک روش کارا در وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای باشد. در روش معرفی شده نیاز به تنظیم پارامتر خاصی نمی‌باشد و تنها با آموزش مدل‌های مختلف می‌توان یک کارشناس خبره برای وارون‌سازی تربیت نمود. با توجه به مطالعات زمین‌شناسی و لرزه‌ای در منطقه مورد مطالعه، که عمق رسوبات را حدود ۴ تا ۶ متر بیان می‌کنند (که آبرفت می‌باشد)، سرعت لرزه‌ای تخمین زده شده با روش ترکیب شبکه‌های عصبی منفرد از صحت برخوردار است و با نتایج وارون‌سازی روش توموگرافی لرزه‌ای از تطابق مناسبی برخوردار است؛ با این تفاوت که برای وارون‌سازی با روش معرفی شده در این مطالعه نیاز به اطلاعات اولیه از منطقه مورد مطالعه نمی‌باشد. همچنین در این مطالعه نشان داده شد که استفاده از ترکیب شبکه‌های عصبی منفرد در مقایسه با شبکه عصبی منفرد برتر سبب کاهش خطای تخمین به میزان ۱۰٪ شده است. نکته مهمی که در به کارگیری روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی باید به آن توجه داشت، فرآیند آموزش این روش‌ها می‌باشد. این روش‌ها به تعداد نسبتاً زیادی داده برای آموزش نیاز دارند. در مطالعه حاضر با توجه به عدم دسترسی به داده‌های واقعی به تعداد کافی، از داده‌های مصنوعی برای آموزش شبکه‌های عصبی استفاده شد. نکته دیگری که باید به آن توجه داشت، افزایش تعداد داده‌های آموزشی مورد نیاز با افزایش تعداد لایه‌ها یا پیچیدگی زمین‌شناسی در منطقه مورد مطالعه می‌باشد. بطور مثال برای وارون‌سازی مدل‌های ۴ و ۵ لایه در مقایسه با مدل‌های ۲ و ۳ لایه تعداد داده‌های بیشتری برای آموزش نیاز است.

۵- نتیجه‌گیری

وارون‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی (بخصوص داده‌های لرزه‌ای) از عدم قطعیت در تخمین پارامترهای مدل رنج می‌برد. لذا معرفی روش‌های جدید در وارون‌سازی این داده‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است. تا به امروز روش‌های مختلفی جهت وارون‌سازی داده‌های لرزه‌ای معرفی شده‌اند که هرکدام از این روش‌ها دارای معایب و مزیت‌های خاص خود می‌باشند. روش‌های وارون‌سازی مبتنی بر هوش مصنوعی از جمله راهکارهای مهم برای کاهش عدم یکتایی وارون‌سازی است. در این مطالعه وارون‌سازی داده‌های زمان رسید لرزه‌انکساری با استفاده از ترکیب آنسامبلی خطی شبکه‌های عصبی منفرد انجام گرفت. صحت شبکه‌های استفاده شده ابتدا با استفاده از روش ارزیابی متقابل برآورد و

که در نرم‌افزار SeisImager2.73 موجود است، مورد پردازش قرار گرفت. پس از تنظیم پارامترهای لازم برای وارون‌سازی توموگرافی، و سپس اجرای آن مدل نهایی به دست آمد. در جدول ۳ مقادیر تخمینی پارامترهای مدل، و در شکل ۸ مقادیر زمان رسید برداشت شده و مقادیر زمان رسیدهای تخمین زده شده توسط روش توموگرافی نشان داده شده است.



شکل ۸: وارون‌سازی داده‌های انکساری با استفاده از روش توموگرافی لرزه‌ای

جدول ۳: نتایج وارون‌سازی داده‌های لرزه‌انکساری در ایستگاه مورد مطالعه با استفاده از روش توموگرافی لرزه‌ای.

پارامتر مدل	ضخامت لایه (m)	سرعت موج طولی در لایه اول (m/s)	سرعت موج طولی در لایه دوم (m/s)
مقادیر	۴-۵	۴۰۰-۵۵۰	۱۳۰۰-۱۶۰۰

۴- بحث و مقایسه روش وارون‌سازی مبتنی بر شبکه

عصبی با سایر روش‌های وارون‌سازی مبتنی بر مدل

با نگاهی به مطالعات انجام شده در ارتباط با وارون‌سازی داده‌های ژئوفیزیکی دیده می‌شود؛ که فرایند وارون‌سازی ابتدا با فرض یک مدل اولیه آغاز می‌شود و در ادامه با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی (خطی یا غیرخطی) سعی می‌شود داده‌هایی تا حد ممکن نزدیک به داده مشاهده شده، تخمین زده شود. عبارتی دیگر هدف کاهش فاصله بین داده تخمین زده شده با داده مشاهده شده است. این روش‌های وارون‌سازی مبتنی بر مدل، تقریباً در تمام فرایندهای وارون‌سازی داده‌های مختلف ژئوفیزیک استفاده می‌شوند. برای تخمین بهتر مدل نهایی یا پارامترهای مدل، مدل اولیه (یا حدس اولیه) بسیار مهم است؛ چراکه اشتباه در مدل اولیه سبب عدم همگرایی به پاسخ مناسب خواهد شد. برای اجتناب از این مشکل، وجود اطلاعات اولیه یا کمکی، مانند داده‌های درون چاهی یا گمانه‌ها بسیار مهم می‌باشند. می‌دانیم در بسیار از مطالعات ژئوفیزیکی به دلایل فنی و اقتصادی حفر گمانه ممکن نیست و یا سایر اطلاعات زمین‌شناسی نیز در دسترس نیستند. در چنین

آرتیمانی، م.، ۱۳۹۶، الگوریتم ترکیبی شبکه عصبی و ژنتیک راهی برای برآورد دبی سیلاب، مجله علوم و مهندسی آبخوانداری ایران، ۱۱ (۳۹)، ۲۳-۲۸.

فریدی، م. و خدابنده لو، ع.، ۱۳۹۰، نقشه زمین شناسی ۱/۲۵۰۰۰ تبریز، سازمان زمین شناسی و اکتشافات معدنی کشور، ویرایش سوم.

مقسمی، ح. و علیزاده سواره، ب.، ۱۳۹۷، شبکه های عصبی با Matlab و C#، نشر نیاز دانش.

منهاج، م.، ۱۳۸۹، مبانی شبکه های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

نیکروز، ر.، ۱۳۹۳، کاربرد روش های لرزه ای شکست مرزی در اکتشافات ژئوفیزیکی، انتشارات دانشگاه ارومیه.

رستمی، ص.، شرقی، ی.، تعیین ضخامت آبرفت با استفاده از لرزه نگاری شکست مرزی در ساختگاه سد لیلانچا، هجدهمین کنفرانس ژئوفیزیک ایران، ۱۳۹۷، ۴۸۲-۴۸۵.

Abdunabi, T., 2016, A Framework for Ensemble Predictive Modeling, Doctoral dissertation, University of Waterloo.

Boschetti, F., Dentith, M.C. and List, R.D., 1996, Inversion of seismic refraction data using genetic algorithms. Geophysics, 61 (6), pp,1715-1727.

Foti, S., Sambuelli, L., Socco, V.L. and Strobbia, C., 2003, Experiments of joint acquisition of seismic refraction and surface wave data. Near surface geophysics, 1 (3), 119-129.

Fushiki, T., 2011, Estimation of prediction error by using K-fold cross-validation. Statistics and Computing, 21 (2), 137-146.

Kearey, P., Brooks, M. and Hill, I., 2013, An introduction to geophysical exploration. John Wiley & Sons.

Leucci, G., Greco, F., De Giorgi, L. and Mauceri, R., 2007, Three-dimensional image of seismic refraction tomography and electrical resistivity tomography survey in the castle of Occhiola (Sicily, Italy). Journal of Archaeological science, 34 (2), 233-242.

Menke, W., 1989, Geophysical Data Analysis: Discrete Inverse Theory, Inter. Geophysics Series, 45.

Poormirzaee, R., 2018, MOPSO: a new computing algorithm for joint inversion of Rayleigh wave dispersion curve and refraction traveltimes, Exploration Geophysics, 49 (2), 163-175.

سپس از ترکیب خطی این شبکه ها (سه شبکه منفرد برتر) برای تخمین پارامترهای مدل استفاده شد. در آزمون شبکه عصبی ترکیبی با استفاده از مدل های مختلف که خارج از داده های آموزش بودند (داده های دیده نشده)، عملکرد روش وارون سازی ارائه شده بسیار خوب ارزیابی شد. استفاده از شبکه عصبی ترکیبی باعث کاهش خطای تخمین شد. در ادامه وارون سازی داده های واقعی لرزه انکساری با استفاده از این روش انجام گرفت که نتایج در تطابق خوبی با مطالعات زمین شناسی و لرزه ای منطقه بودند. با توجه به پیچیده و غیرخطی بودن ماهیت مدل در اکثر داده های ژئوفیزیکی روش های وارون سازی براساس مدل نیازمند اطلاعات اولیه و داده کمکی در خصوص منطقه مورد مطالعه می باشند. روش وارون سازی مبتنی بر هوش مصنوعی در مقایسه با روش های مرسوم وارون سازی براساس مدل (مانند روش توموگرافی) از توانایی تخمین خودکار تعداد لایه ها و پارامترهای مدل، بدون نیاز به مدل اولیه برخوردار است.

پیشنهاد می شود برای وارون سازی داده های لرزه ای در شرایط پیچیده زمین شناسی و با تعداد لایه ای بیشتر از سایر روش های ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی (مانند ترکیب غیر خطی شبکه های منفرد) استفاده شود. همچنین پیشنهاد می شود از سایر روش های هوش مصنوعی همانند یادگیری عمیق یا بردار پشتیبان ماشین نیز در وارون سازی داده های لرزه ای استفاده و نتایج با روش ارائه شده در این مطالعه مقایسه شود. از روش ارائه شده در این مطالعه می توان در وارون سازی سایر داده های لرزه ای (امواج سطحی) نیز استفاده نمود.

۶- فهرست نمادها

نماد	واحد	شرح
v_p	m/s	سرعت موج طولی
ρ	kg/m ³	چگالی
k	-	مدول بالک
μ	-	مدول برشی
z_i	m	ضخامت لایه
v_i	m/s	سرعت لایه ها
x	-	فاصله چشمه تا گیرنده
n	-	تعداد لایه ها
H	m	ضخامت لایه ها

۷- منابع

ذاکری، م. و کامکار روحانی، ا.، ۱۳۹۰، برآورد تخلخل سنگ مخزن با استفاده از ترکیب آنسامبلی خطی شبکه های عصبی مصنوعی منفرد بر اساس روش های تحلیلی و الگوریتم ژنتیک، مجله فیزیک زمین و فضا، ۳۷ (۱)، ۲۱-۳۷.

سپهری، م.، ایلدرومی، ع.، حسینی، ز.، نوری، ح.، محمدزاده، ف. و

- Shaw, R. and Srivastava, S., 2007, Particle swarm optimization: A new tool to invert geophysical data. *Geophysics*, 72 (2), F75-F83.
- Wathelet, M., Jongmans, D. and Ohrnberger, M., 2004, Surface-wave inversion using a direct search algorithm and its application to ambient vibration measurements. *Near surface geophysics*, 2 (4), 211-221.
- Zhou, Z.H., Wu, J. and Tang, W., 2002, Ensembling neural networks: many could be better than all. *Artificial intelligence*, 137 (1-2), 239-263.
- Sompotan, A.F. Pasasa, L.A. Sule, R. (2011). "Comparing Models GRM, Refraction Tomography and Neural Network to Analyze Shallow Landslide." *ITB J. Eng. Sci* 43(3):161-172
- Poormirzaee, R., Fister Jr, I., 2021, Model-Based Inversion of Rayleigh Wave Dispersion Curves Via Linear and Nonlinear Methods. *Pure Appl. Geophys.* doi:10.1007/s00024-021-02665-7
- Poormirzaee, R., Moghadam, R.H. and Zarean, A., 2015, Inversion seismic refraction data using particle swarm optimization: a case study of Tabriz, Iran. *Arabian Journal of Geosciences*, 8 (8), 5981-5989.
- Poormirzaee, R., Sarmady, S. and Sharghi, Y., 2019, A New Inversion Method Using a Modified Bat Algorithm for Analysis of Seismic Refraction Data in Dam Site Investigation, *Journal of Environmental and Engineering Geophysics*, 24 (2), 201-214.
- Sen, M.K. and Stoffa, P.L., 1995, *Advances in exploration geophysics: Global optimization methods in geophysical inversion*, Vol. 4.



Inversion of Refracted Wave's Travel Times Using Linear Ensemble Combination of Single Artificial Neural Networks

Rashed Poormirzaee^{1*}, Siamak Sarmady² and Sairan Alizadeh³

1- Assistant Professor; Department of Mining engineering, faculty of Environment, Urmia University of technology, Urmia, Iran.

2- Assistant Professor; Faculty of Industrial technologies, Department of IT and Computer Engineering, Urmia University of Tech, Urmia, Iran

3- MSc in geophysics, Faculty of science, Department of geophysics, Urmia University, Urmia, Iran

Received: 28 July 2020; Accepted: 7 March 2021

Corresponding author: aref.zainalpour@gmail.com

Keywords

Neural networks
Tomography
Seismic waves
Inversion
Linear combination
Neural networks

Extended Abstract

Summary

In this study, a new inversion framework based on artificial intelligence is presented for inversion of travel times of seismic refracted waves. The proposed inversion algorithm is comprised of three individual neural networks. The output results of the networks are combined by averaging method. The results show that in both test models and actual dataset, the proposed algorithm is capable of estimating the model parameters. Furthermore, a comparison between the proposed neural network inversion algorithm and tomography inversion method, shows that the introduced neural

network inversion algorithm is a reliable and powerful method for automatic inversion of seismic datasets.

Introduction

Seismic methods are common techniques that are used in the fields of engineering and exploration. In seismic refraction method the aim is to measure travel times of P-waves from the shot point to the geophones, which are located at known points on the surface. In this method, the first wave arrivals are used to produce time-distance plots, which are then used in the calculation of the depths of refracting interfaces and compressional wave velocity with respect to depth. After gathering and preprocessing of seismic data, the inversion stage is performed to estimate model parameters. Similar to other kind of geophysical data, the inversion of seismic data is also faced to non-uniqueness challenge. In this study to tackle the non-uniqueness of seismic data inversion, a method based on artificial intelligence is proposed. Creating a neural network with the highest possible performance and decreasing the risk and level of error is a major goal in this regard. A large amount of effort is usually spent on fine tuning the network to make sure it provides the best results. However, a single classification or regression model can hardly produce the best results for every sub-section of a complex problem space. Creating multiple neural networks (or any other machine learning model) and combining the results of those networks could potentially improve the performance and decrease the risk and level of error.

Methodology and Approaches

In order to perform the inversion of travel times of seismic refracted waves using artificial neural networks, different synthetic models having different thicknesses and P-wave velocities were produced for the purpose of training the neural networks. Moreover, 20% of generated data (synthetic models) were considered as test (unseen) data for evaluation of the proposed inversion method. Many networks with different structures were tested using cross-correlation method (i.e. K-fold method). Then, networks with better performance or lower prediction error were selected. This is equal to assigning larger weights to better performing networks while assigning very small weights to those with large errors. Then, the output results of the individual networks were combined using linear averaging method. Finally, the proposed inversion algorithm was run on an actual dataset. In order to further investigate the proposed neural network based inversion algorithm, the actual dataset was additionally inverted using tomography method. The results of the two methods were then compared.

Results and Conclusions

In this study, a new inversion algorithm based on artificial intelligence is introduced. Then, the capability of the proposed inversion algorithm was evaluated using a test data and an actual dataset. The results show that the applied

method is a fast and powerful technique in automatic inversion of seismic refraction data. Furthermore, the performance of the applied inversion algorithm was compared with tomography inversion method. The results show that the introduced inversion algorithm, which is based on neural networks, is capable of automatically estimating model parameters, including the number of layers, thicknesses and P-wave velocities of the layers without having auxiliary data. Furthermore, the inversion of the experimental data using the proposed inversion algorithm resulted in a two-layer model, which had a good correlation with the geological and seismic evidence of the study area.

The models produced from the inversion of the synthetic MT data and the Bushli MT field data set using the adaptive regularization, MGCV, and ACB methods are almost similar. The constructed model from using adaptive regularization is slightly better than the model obtained from MGCV and ACB methods. therefore, with respect to the results obtained from 2D inversion of the synthetic MT data and the Bushli (Nir) MT field data, the adaptive regularization method provides a more accurate solution especially in estimating the conductive layer and reservoir boundaries. In addition, this method, compared to the MGCV and ACB methods, is faster and requires less memory in the inversion process. Hence, this method can be considered as the most reliable method for selection of the optimal regularization parameter in the inversion of large 2D and 3D magnetotelluric data sets.
