نشریه علمی-پژوهشی "مهندسی معدن"
Iranian Journal of Mining Engineering
(IRJME)

دوره یازدهم، شماره ۳۰، بهار ۱۳۹۵، صفحه ۹۳ تا ۱۰۴
Vol.11, No. 30, 2016, pp.93-104

استفاده از روش ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم‌های ژنتیک در معکوس‌سازی داده‌های مدل چهار لایه‌ای گمانه‌زنی الکتریکی

بهشاد جدیری شکری[1*]، فرامرز دولتی اردجانی[2]، علی مرادزاده[2]، روح الله احمدی[3]

۱- استادیار گروه مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی همدان b.jodeiri@hut.ac.ir
۲- استاد دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهرانfdoulati@ut.ac.ir
۳- استاد دانشکده مهندسی معدن، پردیس دانشکده‌های فنی دانشگاه تهرانamoradzadeh@ut.ac.ir
۴- کارشناس ارشد مهندسی اکتشاف معدن، دانشکده مهندسی معدن، نفت و ژئوفیزیک، دانشگاه صنعتی شاهرود

(دریافت۲۴ اردیبهشت ۱۳۹۳، پذیرش ۱۰ اسفند ۱۳۹۴)

چکیده

در مقاله حاضر، مدل‌سازی معکوس مدل چهار لایه‌ای گمانه‌زنی الکتریکی (شامل ۸ نوع منحنی متفاوت)، با استفاده از یک روش ترکیبی شبکه‌های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک، انجام شده است. برای این منظور، ابتدا، ۲۰۰۰ داده مصنوعی مقاومت‌ویژه برای حالت‌های مختلف گمانه‌زنی الکتریکی با استفاده از نرم‌افزار Resix-IP، تولید شد. سپس، دسته‌بندی انواع منحنی‌های مربوط به مدل‌های چهار لایه‌ای مقاومت ویژه با استفاده از روش شبکه‌های عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا، مبتنی بر سعی و خطا در آموزش داده‌ها، به‌نحو مطلوبی انجام شد. شبکه بهینه طبقه بندی کننده، از۲۲ نرون لایه ورودی، ۳۳ نرون لایه میانی و ۸ نرون لایه خروجی، تشکیل شده بود. در ادامه با استفاده از روش الگوریتم‌های ژنتیک، معکوس‌سازی داده‌های مقاومت ویژه برای مدل چهار لایه‌ای گمانه‌زنی الکتریکی انجام شد. نتایج مقادیر مقاومت‌ویژه، نشان دهنده تطابق بسیار مطلوب بین خروجی روش الگوریتم ژنتیک و داده‌های آزمایشی بودند. به‌عنوان مثال، ضرایب همبستگی بسیار بالا (۰/۹۹، ۰/۸۲، ۰/۸۳ و ۰/۹۷) و (۰/۹۹، ۰/۹۲، ۰/۹۳ و ۰/۹۷)، مقادیرمقاومت ویژه در لایه‌های اول تا چهارم، به‌ترتیب در مدل‌های منحنی مربوط به انواع AA و AK، بخوبی بیانگر این تطابق مطلوب است. از طرفی، مقادیر ضخامت لایه‌ها در لایه‌های اول همه منحنی‌ها با استفاده از روش الگوریتم‌های ژنتیک، به‌صورت مناسبی تخمین زده شده‌اند. در حالی‌که، مقادیر ضرایب همبستگی آن‌ها در لایه‌های دوم (با ۰/۸۱ و ۰/۸۸) و سوم (۰/۷۹ و ۰/۷۱) این نوع از منحنی‌ها، نشان‌دهنده کارآیی نسبی این روش است.

کلمات کلیدی

گمانه‌زنی الکتریکی، مدل ۴ لایه‌ای مقاومت ویژه، شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم‌های ژنتیک

Archive of SID
www.SID.ir

*نویسنده مسئول مکاتبات

۱- مقدمه

روش مقاومت ویژه الکتریکی یکی از قدیمیترین و پرکاربردترین روشهای ژئوفیزیک اکتشافی است که از دیرباز بهصورت گستردهای در اهدافی مانند بررسیهای هیدروژئولوژیکی، اکتشاف مواد معدنی، ژئوتکنیکی، باستانشناسی و نیز زیستمحیطی بهکار رفته است. هدف از اندازهگیریهای مقاومت ویژه، تعیین توزیع مقاومت ویژه در زیر سطح زمین است. میزان مقاومت ویژه زمین به پارامترهای مختلفی مانند نوع مواد تشکیل دهنده محیط (ترکیب کانیشناسی، محتوای رسی)، میزان تخلخل، دما، نوع سیال موجود در آن بستگی دارد. برداشتهای مقاومت ویژه به دو شکل عمده انجام میشود. روش اول، روش گمانهزنی الکتریکی قائم (VES[1]) است؛ که در آن میزان مقاومت ویژه، در یک راستا بهصورت عمقی بررسی میشود. در روش دوم، که پروفیلزنی[2] است که برای تشخیص تغییرات جانبی مقادیر مقاومت ویژه زیرسطحی استفاده میشود[۱].

اساس روش مقاومت ویژه همانند سایر روشهای ژئوفیزیکی (مانند روشهای گرانیسنجی، مغناطیسسنجی) تئوری پتانسیل است، از اینرو تعبیر و تفسیر منحصر بفردی نخواهد داشت. برای بدست آوردن تعبیر و تفسیر درست از لایههای زیرسطحی باید مواردی نظیر برقراری ارتباط بین چندین منحنی گمانهزنی (بویژه گمانهزنی با پروفیلهای متقاطع و با آرایههای متفاوت)، تهیه پروفیلهای افقی مقاومت ویژه، شناخت مسائل کلی زمینشناسی از منطقه و داشتن درک درست از خواص الکتریکی سنگها در محیط مورد مطالعه، را ایجاد کرد. برای درک روابط بین دادههای اندازهگیری شده مقاومت ویژه و تغییرات خواص مواد زیر سطحی از روشهای مدلسازی عددی (پیشرو[3] و معکوس[4]) استفاده میشود [۶ ، ۵ ، ۴ ،۳ ، ۲]. در مدلسازی پیشرو از مدل واقعی به داده محاسبهای (پاسخ مدل) میرسند. برای این منظور، ابتدا مدلی اولیه با توجه به اطلاعات موجود فرض کرده و سپس با انجام عملیات ریاضی پاسخ آن را محاسبه میکنند. سپس با مقایسه پاسخ مدل و داده مشاهدهای با سعی و خطا نسبت به تغییرات پارامترهای مدل و نیز تکرار محاسبه پاسخ مدل جدید اقدام کرده، تا زمانیکه بین پاسخ مدل و دادههای مشاهدهای برازش خوبی حاصل شود. چون این شیوه بر اساس سعی و خطا است، بسیار زمانبر است. در روش دیگر که مدلسازی معکوس دادهها است، با انجام محاسبات ریاضی مختلف و با رسیدن به-میزان خطای قابل قبول، از دادههای مشاهدهای به مدل مورد مطالعه خواهند رسید[۷]. باید توجه کرد که در این روش، مدل بهدست آمده یکتا نیست. از طرفی در بسیاری از موارد بسبب وجود نوفه و نیز نحوه انجام محاسبات، مدلسازی از نظر عددی ناپایدار خواهد بود. یکی از معمولترین روشها در مدلسازی معکوس دادههای گمانهزنی، روش حداقل مربعات میرا شده[5] است که براساس رابطه (۱) استوار است[۱]:

(۱)

که در آن:

Δg: بردار اختلاف است که میزان آن برابر است با اختلاف بین مقادیر لگاریتمی و مقاومت ویژه ظاهری محاسبه شده است؛

Δq: مؤلفهای برداری است که شامل انحراف پارامترهای مدل تخمینی از مدل واقعی است. منظور از پارامترهای مدل، لگاریتمهای مقاومت ویژه و ضخامت لایههای مدل است؛

J: ماتریس ژاکوبین[6] مشتقات جزئی مقاومت ویژه ظاهری با توجه به پارامترهای مدل؛

λ: فاکتور میرایی است.

این روش از یک مدل ابتدایی مانند یک مدل همسانگرد از زمین شروع میشود. سپس با توجه به تکرارهای مختلف مدل طوری بهبود مییابد تا بیش از ۹۵ درصد از دادهها به مدل دلخواه فیت شده باشند.

در سالهای اخیر از روشهای دیگری نیز مانند روشهای بهینهسازی کلی[7]، و یا روشهای حل معادلات غیر خطی دیگری مانند شبکههای عصبی (ANN)[8]، عصبی- فازی (ANFIS)[9]، الگوریتم ژنتیک[10] و شبیهسازی انلینگ[11]، در معکوسسازی دادههای گمانهزنی استفاده شده است [۱۹-۸].

سن[12] و همکاران (۱۹۹۳)، از روش شبیهسازی انلینگ در تفسیر مستقیم دادههای گمانهزنی استفاده کردند. چاندرو و همکاران در سال ۱۹۹۵، از سه الگوریتم غیرخطی در شبیهسازی انلینگ استفاده کردند [۱۲]. بوسچتی[13] و همکاران (۱۹۹۶)، از روش الگوریتم ژنتیک برای معکوسسازی دادههای لرزهنگاری انکساری استفاده کردند. آنها با استفاده از این روش توانستند یکی از مهمترین مشکلات را در مسائل لرزهای که گستردگی و نیز پیچیدگی ابعاد هدفهای مورد بررسی در معکوسسازی است، را برطرف نمایند [۲۰]. استفن[14] و همکاران (۲۰۰۴)، با استفاده از روشهای شبکههای عصبی پیشخور[15] سه لایه با استفاده از الگوریتم پس انتشار خطا[16] معکوسسازی یک بعدی دادههای گمانهزنی را انجام دادند. برای این منظور، دادههای ورودی مدل

Archive of SID
www.SID.ir

با استفاده از تولید داده‌های مصنوعی فراهم شده بود [۱۹]. مونتسینوس[۱۷] و همکاران (۲۰۰۵)، معکوس‌سازی داده‌های سه بعدی گرانی‌سنجی را با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک انجام دادند. آنها نتایج این روش را برای داده‌های مصنوعی و نیز داده‌های برداشت شده در کمپلکس‌های آتشفشانی جزایر فیورتونتورا[۱۸] اسپانیا مقایسه کردند که نتایج این روش همخوانی مطلوبی با نتایج سایر روش‌های متداول مدل‌سازی داشتند[۲۱]. سوپیس[۱۹] و همکاران (۲۰۱۱)، از یک روش ترکیبی الگوریتم ژنتیک و روش سنتی مدل‌سازی معکوس بر اساس روش مجموع مربعات خطا را در مسائل توموگرافی لرزه‌ای با پیاده‌سازی روی داده‌های واقعی یک دیواره اثر باستانی را مورد استفاده قرار دادند [۲۲].

سرینواس و همکاران (۲۰۱۳)، با استفاده از روش فازی- عصبی معکوس‌سازی یک بعدی داده‌های گمانه‌زنی الکتریکی (مدل سه لایه) را با استفاده از داده‌های مصنوعی انجام دادند. برای بررسی اعتبارسنجی نتایج این روش را با داده‌های مقاطع زمین‌شناسی مقایسه کردند که نتایج همخوانی مناسبی داشتند[۱۸]. راج[۲۰] و همکاران (۲۰۱۴)، با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی معکوس‌سازی یک بعدی داده‌های مقاومت ویژه را با پیاده‌سازی بر روی داده‌های مصنوعی و واقعی چهار لایه‌ای انجام دادند. آن‌ها برای این منظور از روش پیش‌خور با الگوریتم پس‌انتشار خطا استفاده کردند. اگرچه این روش برای معکوس سازی داده‌های چهار لایه‌ای استفاده شده است ولی با این وجود در مطالعه آن‌ها به انواع منحنی گمانه‌زنی‌ها که در ادامه این مقاله شرح داده‌شده است، توجهی نشده است[۲۳].

بیان این نکته ضروری بنظر می‌رسد که مدل‌سازی داده‌های یک بعدی گمانه‌زنی الکتریکی با استفاده از نرم‌افزارهای تجاری موجود ژئوفیزیکی (مانند نرم افزار Resix-IP، Res1D و IPI2Win) دارای تفسیر یکتایی از داده‌های مدل‌سازی نیستند. از طرفی، با توجه به پیچیدگی انتخاب مدل مطلوب از بین مدل‌های به‌دست آمده از این نرم افزارها و نیز زمان‌بر بودن روش تفسیرها با استفاده از روش‌های سنتی (تطابق با منحنی‌های مادر)، در این مقاله سعی شده است تا مدل‌سازی مقادیر مقاومت ویژه گمانه‌زنی الکتریکی و محاسبه ضخامت تمامی موارد برای یک زمین چهار لایه (شامل ۸ حالت از مدل منحنی‌های مختلف مقاومت ویژه)، برای نخستین بار با استفاده از الگوریتم ژنتیک، مورد مطالعه قرار گیرند. برای این منظور پس از تولید ۲۰۰۰ داده مصنوعی برای زمین با چهار لایه، ابتدا با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با روش پیشخور با الگوریتم پس انتشار خطا یک نوع دسته‌بندی، در زمان ورود داده‌ها انجام شده است تا نوع منحنی مدل چهار لایه‌ای مشخص شود. سپس با استفاده از دسته‌بندی و شناسایی مدل منحنی مناسب مقاومت ویژه، از روش الگوریتم ژنتیک برای معکوس‌سازی داده‌های یک بعدی گمانه‌زنی الکتریکی و تعیین مقادیر مقاومت ویژه و ضخامت لایه‌ها استفاده شده است.

۲- روش انجام مطالعات

۲-۱- انواع حالات موجود در یک زمین هموار با چهار لایهٔ افقی

به‌طور کلی، شکل منحنی‌های گمانه‌زنی در محیط افقی، تابعی از مقاومت ویژه و ضخامت لایه‌های مختلف زیرسطحی و همچنین آرایش الکترودهای جریان و پتانسیل هستند. اگر فرض شود که زمین هموار و از چهار لایهٔ افقی تشکیل شده است در اینصورت با توجه به اینکه مقاومت ویژهٔ این لایه‌ها (ρ_iها) از نظر اندازه نسبت به هم چگونه باشند، در مجموع ۸ نوع منحنی مختلف AA، AK، KH، KQ، QQ، QH، HK و HA بصورت زیر وجود خواهند داشت:

- منحنی نوع AA: $\rho_1\langle\rho_2\langle\rho_3\langle\rho_4$؛
- منحنی نوع AK: $\rho_1\langle\rho_2\langle\rho_3\rho_4$؛
- منحنی نوع KH: $\rho_1\langle\rho_2\rangle\rho_3\langle\rho_4$؛
- منحنی نوع KQ: $\rho_1\langle\rho_2\rangle\rho_3\rho_4$؛
- منحنی نوع QQ: $\rho_1\rangle\rho_2\rangle\rho_3\rho_4$؛
- منحنی نوع QH: $\rho_1\rangle\rho_2\rangle\rho_3\langle\rho_4$؛
- منحنی نوع HK: $\rho_1\rangle\rho_2\langle\rho_3\rho_4$؛
- منحنی نوع HA: $\rho_1\rangle\rho_2\langle\rho_3\langle\rho_4$.

۲-۲- تهیه، تولید و آماده‌سازی داده‌های مصنوعی

نخستین و اساسی‌ترین گام در راستای انجام این تحقیق، تولید داده‌های مصنوعی برای معکوس‌سازی با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک است. برای این منظور، از نرم‌افزار ژئوفیزیکی Resix-IP برای تولید ۲۰۰۰ داده و برای ۸ گروه مختلف از داده‌های مصنوعی شامل انواع AA، AK، KH، KQ، QQ، QH، HK و HA با استفاده از آرایه شلومبرژه استفاده شده است. پس از تولید داده‌ها با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی از یک شبکه طبقه‌بندی کننده برای دسته بندی داده‌ها استفاده شده است، که در ادامه شرح داده شده است.

Archive of SID
www.SID.ir

۲-۲-۱- روش شبکه‌های عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی از ساختارهای بسیار پیچیده مغز انسان، که در آن میلیون‌ها سلول عصبی با یکدیگر ارتباط داشته و به حل مسائل یا ذخیره‌سازی اطلاعات می‌پردازند، الهام گرفته شده است[۲]. در حقیقت، وظیفه اصلی شبکه‌های عصبی یادگیری است. این فرآیند، ابتدا از راه آموزش[۲۱]، بکمک یکسری داده‌های ورودی و خروجی مطلوب، انجام می‌شود. برای این منظور، مجموعه‌هایی از ورودی‌ها و خروجی‌های درست به شبکه داده می‌شود. سپس در مرحله اعتبار سنجی شبکه‌های عصبی با استفاده از آن‌ها، که در آن تعداد بهینه لایه‌ای میانی و نیز تکرارها معین می‌شود، مدل ریاضی پیچیده‌ای خواهند ساخت که در صورت دادن ورودی‌های جدید که پیشتر به شبکه داده نشده (مرحله آزمایش)، پاسخ شبکه ارزیابی می‌شوند[۲۷].

الگوریتم پس‌انتشار خطا، رایج‌ترین تکنیک آموزشی در شبکه‌های عصبی است که از دو مرحله پیشروی و بازگشت تشکیل شده است. در مرحله پیشروی، ورودی‌ها به‌صورت لایه به لایه در شبکه پیش رفته و در پایان یکسری جواب حقیقی شبکه، به‌عنوان خروجی به‌دست خواهند آمد. در این مرحله توازن اتصال ثابت است. سپس، در مرحله بازگشت، وزن‌های اتصال براساس قانون خطا، تغییر می‌کند. اختلاف (تفاضل) پاسخ حقیقی شبکه و پاسخ مورد انتظار که خطا نامیده می‌شود، در سمت مخالف اتصالات شبکه منتشر شده و وزن‌ها بگونه‌ای تغییر خواهند یافت که پاسخ حقیقی شبکه به پاسخ مطلوب نزدیکتر شود[۲۷].

۲-۳- روش الگوریتم‌های ژنتیک

در بین تمامی روش‌های بهینه‌سازی، الگوریتم‌های ژنتیک در حقیقت به گروه روش‌های جستجو تعلق دارند که بر اساس ارزیابی رفتار سیستم بیولوژیکی که پایه آن نظریه تکامل داروین است، استوار هستند. با استفاده از این روش می‌توان تنها با نمونه‌برداری مستقیم از فضای حل مساله، مسائل پیچیده و بهینه‌سازی غیرخطی را براحتی حل کرد. یکی از ویژگی‌های مهم این روش، ویژگی تصادفی بودن آن است که این امکان را فراهم می‌کند تا با استفاده از دستورالعمل‌های خاص در حل هر مسئله‌ای استفاده شوند. در حالی‌که در سایر روش‌ها مانند روش‌های بهینه‌سازی ریاضی یک دستورالعمل برای حل مسئله، ایجاد می‌شوند[۲۱]. در راستای فهم کامل الگوریتم ژنتیک، در ادامه برخی از اصطلاحات زیستی به کار رفته در تئوری این روش شرح داده شده است.

در طی تولید مثل جنسی[۲۲]، کروموزوم‌های والدین[۲۳] در اثر الحاق[۲۴] ژن‌ها از با یکدیگر ترکیب شده تا کروموزوم کامل جدیدی را تشکیل دهند. در خلال این تغییرات، ممکن است تغییرات کوچکی در برخی از بخش‌های DNA ژن‌های فرزند، بوجود آمده و فرزند دچار جهش[۲۵] شود. در نهایت، تناسب (برازش[۲۶]) یک موجود زنده با توجه به احتمال زیستن آن برای تکثیر (زیست پذیری[۲۷]) یا برحسب تابعی از تعداد فرزندان آن گونه (باروری[۲۸])تعیین خواهد شد[۲۴].

در الگوریتم ژنتیک هر کروموزوم نشان‌دهنده پاسخی از مساله مورد نظر هستند. این پاسخ، براساس نوع کدسازی مساله مورد نظر که با توجه به خصوصیات مسأله تعیین شده‌اند، می‌تواند بشکل ماتریسی از اعداد حقیقی (کدسازی حقیقی[۲۹])، یک رشته از بیت‌های صفر و یک (کدسازی باینری[۳۰]) و ... مطرح شوند. در روش‌های الگوریتم ژنتیک در هر مرحله برای رسیدن از یک جمعیت به نسل بعد از سه عمل اصلی، انتخاب، الحاق و جهش استفاده می‌شود[۲۵].

۲-۳-۱- روش انجام

ابتدا با توجه به جواب‌های مورد نظر، با ایجاد جمعیت اولیه که خود شامل چندین نسل است و اینکه هر نسل از چند کروموزم تشکیل شده است، شروع به راه‌اندازی الگوریتم می‌کنند. هر کدام از این کروموزم‌ها خود از چندین ژن تشکیل شده‌اند. درحقیقت، کرموزوم‌ها از همان متغیرهایی که قصد انتخاب بهینه آن برای بهینه‌سازی شبکه وجود دارند، تشکیل شده‌اند.

زمانی‌که الگوریتم شروع به‌کار می‌کند، ابتدا نسل اول به شبکه داده شده و جواب‌ها ارزیابی خواهند شد. در ادامه، عملگرها وارد صحنه ژنتیک خواهند شد. برای این منظور، در ابتدا والدینی که در مرحله قبل از دقت مناسب و نیز خطای کمی برخوردار بوده‌اند، بوسیله عملگرهای انتخاب، تولید مثل و جهش با یکدیگر ترکیب می‌شوند. این فرآیند سبب خواهد شد تا فرزندانی که ژن‌هایی با کارآیی بیشتر دارند، تولید شوند. سپس، همانند مراحل پیشین، فرزندان تولید شده در شبکه وارد شده و خطای شبکه بدست خواهد آمد. همانند بخش پیشین، والدین تولید شده جای خود را به فرزندان جدید می‌دهند. این روند جایگزینی، تولید، انتخاب و جهش تا رسیدن به معیارهایی که می‌تواند زمانی و یا بر

Archive of SID
www.SID.ir

اساس میزان خطای کمینه ایجاد شده است، ادامه پیدا خواهد کرد. با ادامه این روند، سرانجام یک کروموزوم که نماینده کروموزوم‌های مختلفی است، به مرحله انتهایی می‌رسد. در حقیقت، این کروموزوم دربرگیرنده بهترین جواب برای پارامترهای مورد نظر در بهینه‌سازی شبکه خواهد بود[۲۶].

۳- بحث و نتایج

۳-۱- تولید داده‌های مصنوعی

پس از تولید داده‌های مصنوعی، چون فرمت این داده‌ها و نحوه ارتباط آنها برای استفاده در نرم‌افزار MATLAB و آموزش شبکه مناسب نبودند، با استفاده از نرم‌افزار Excel یک عملیات آماده‌سازی روی داده‌های تولیدی بگونه‌ای انجام شد تا داده‌های مذکور به فرمت مورد نظر تبدیل شوند. باید توجه کرد که برای هر یک از حالات هشت‌گانه منحنی‌های گمانه‌زنی، تعداد ۲۵۰ جفت داده مصنوعی و در مجموع ۲۰۰۰ داده مصنوعی تولید شده است. هر یک از این جفت نمونه‌ها شامل موارد زیر هستند:

۱- مقادیر مقاومت ویژهٔ صحرایی که به عنوان ورودی[۳۱] شبکه مورد استفاده شده است که شامل ۲۲ مقدار مقاومت ویژه به ازای ۲۲ فاصله الکترودی ($AB/2$) مختلف هستند.

۲- پارامترهای مربوط به هر مدل که به عنوان مقادیر هدف[۳۲] شبکه استفاده قرار شده‌اند. این پارامترها شامل هفت پارامتر ρ_1، ρ_2، ρ_3، ρ_4، h_1، h_2، h_3 بودند که در آن‌ها، ρ_i مقاومت ویژه لایه i ام و h_i ضخامت لایه i ام هستند.

در مرحله تولید داده‌های مصنوعی، پارامترهای مربوط به هر لایه به صورت تصادفی و در یک بازهٔ معین انتخاب شدند تا تمامی حالت‌های ممکن در نظر گرفته شوند و از طرفی دیگر نیز، سبب جلوگیری از یک روند مشخص و یا از یک حالت خاص برای آموزش شوند.

۳-۲- شبکهٔ عصبی طبقه بندی داده‌ها

همانگونه که پیشتر اشاره شد برای طبقه‌بندی داده‌های ورودی از یک شبکه‌های عصبی استفاده شد. برای این منظور، برای انجام مراحل متوالی در شبکه‌های عصبی، از ۷۰ درصد داده‌ها آموزش از ۲۰ درصد داده‌ها برای اعتبارسنجی و از ۱۰ درصد دیگر برای آزمایش شبکه به‌صورت تصادفی، استفاده شد. انتخاب تصادفی به‌گونه‌ای انجام شد که در حالت آزمایش کارآیی شبکه، داده مورد آزمایش به‌جای عمل درون‌یابی، در خارج از محدوده آموزشی مورد برون‌گرایی قرار نگیرد. همچنین، تمامی داده‌های مجموعه آموزش در بازه مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های آموزش قرار گرفتند. درنهایت، بر اساس بررسی توابع انتقال مختلف و بازه داده‌ها، مدل‌های شبکه عصبی و تعیین ساختار بهینه انجام شد. در ادامه نحوه شکل‌گیری لایه‌های ورودی، خروجی و میانی توضیح داده شده است.

۳-۲-۱- لایه ورودی

با توجه به اینکه مدل چهارلایه‌ای مقاومت ویژه شامل ۸ حالت است و از آنجایی که برای هر حالت ۲۵۰ جفت نمونه آموزشی آماده شده بود از اینرو لایه ورودی بصورت یک ماتریس بگونه‌ای آماده‌سازی شد که شامل ۸ گروه ۲۵۰ ستونی از داده‌ها (۲۰۰۰ ستون) باشد. الگوریتم مورد استفاده در آموزش این شبکه و نیز فرآیند طبقه‌بندی بشیوه‌ای انتخاب شد که مقادیر موجود در این ماتریس، قبل از ورود به شبکه ابتدا نرمال شده و سپس تجزیه و تحلیل شوند.

$$Input\ \mathrm{Data} = \begin{pmatrix} \rho_{a_{1,1}} & \rho_{a_{1,2}} & \cdots & \rho_{a_{1,2000}} \\ \rho_{a_{2,1}} & \rho_{a_{2,2}} & \cdots & \rho_{a_{2,2000}} \\ . & . & \cdots & . \\ . & . & \cdots & . \\ . & . & \cdots & . \\ \rho_{a_{22,1}} & \rho_{a_{22,2}} & \cdots & \rho_{a_{22,2000}} \\ \underbrace{\quad}_{250} & \underbrace{\quad\quad\quad\quad\quad\quad}_{250\,250\,250\,250\,250\,250} & & \underbrace{\quad}_{250} \end{pmatrix}$$

۳-۲-۲- لایه خروجی

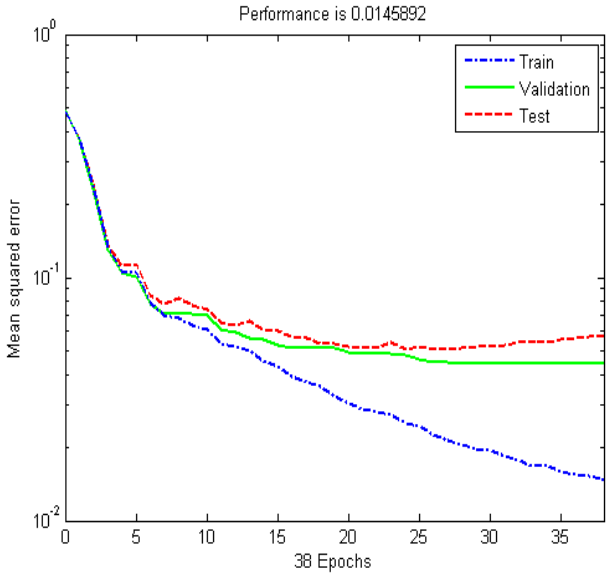
لایه خروجی بشکل ماتریس هدف، از نوع قطری انتخاب شد که از ۸ گروه ۲۵۰ ستونی از اعداد ۰ و ۱ تشکیل شد. در ادامه، نمونه‌ای از ماتریس فوق برای شبکه مقاومت ویژه از نوع AA که از یک ستون ۲۵۰ تایی از اعداد ۰ و ۱ آورده شده است که درایه اول از سطر اول در آن برابر با ۱ و بقیه درایه‌ها در این سطر برابر ۰ درنظرگرفته شدند. برای شبکه دوم، درایه دوم از سطر دوم برابر ۱ و بقیه درایه‌های این سطر برابر با مقدار ۰ بودند. این روند برای سایر ۶ شبکه باقیمانده دیگر نیز تکرار شد.

Archive of SID
www.SID.ir

$$T\arg at\ \mathrm{Data} = \begin{bmatrix} 1\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0 \\ 0\ldots1\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0 \\ 0\ldots0\ldots1\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0 \\ 0\ldots0\ldots0\ldots1\ldots0\ldots0\ldots0 \\ 0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots1\ldots0\ldots0 \\ 0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots1\ldots0 \\ 0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots1 \\ \underbrace{0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots0\ldots1}_{250\ 250\ 250\ 250\ 250\ 250\ 250\ 250} \end{bmatrix}_{2000 Column}$$

۳-۲-۳- لایه میانی

پس از تشکیل ماتریس‌های ورودی و خروجی، با قرار دادن این شبکه در یک حلقه با تعداد ۵۰ تکرار و مقایسهٔ نتایج هر اجرا، تعداد نرون‌های لایهٔ میانی شبکه که برابر با ۳۳ نرون بودند، از طریق روش سعی و خطا انتخاب شدند. سپس، شبکه مذکور با استفاده از داده‌های موجود (داده‌های بدون نویز) آموزش یافت. شکل ۱، نتایج آموزش شبکه را بر اساس میزان میانگین مربعات خطا (MSE[۳۳]) نشان می‌دهد. چون در فرآیند آموزش، انتخاب وزن‌ها و بایاس‌های مربوط به هر نرون باید کاملاً تصادفی باشند، فرآیند آموزش نیز در یک حلقه با ۵۰ تکرار قرار داده شد تا در نهایت با مقایسه نتایج مربوط به هر مرحله، بهترین مقادیر ذخیره شوند. میزان میانگین مربعات خطا در زمان توقف آموزش برابر با ۰/۰۱۴۵ بود.



شکل ۱: رفتار شبکه طبقه بندی در زمان آموزش (بدون حضور نویز)، مقدار خطای آموزش در بالای نمودار آمده است.

۳-۲-۴- مشخصات شبکه عصبی بهینه طبقه‌بندی کننده داده‌های گمانه زنی

در جدول ۱، مشخصات مربوط به بهترین شبکه از نظر کارآیی و تعداد بهینه لایه‌های میانی (پنهانی)، برای طبقه بندی داده‌های گمانه‌زنی الکتریکی، تعیین و معرفی شده است.

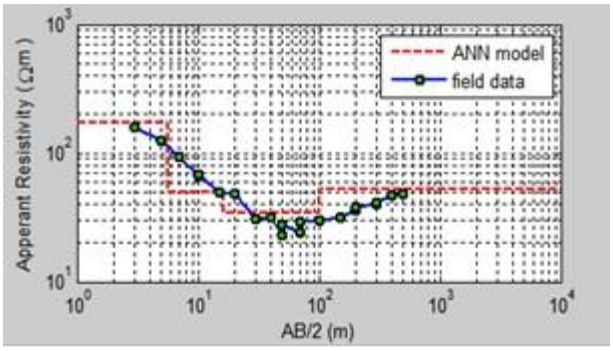
جدول ۱: ویژگی شبکه مورد استفاده در طبقه‌بندی داده‌های مقاومت ویژه چهار لایه

پارامتر	مقدار/نوع
نوع شبکه	پیشخور
لایه ورودی	بصورت ماتریس داده‌های ورودی(۲۲×۲۰۰۰)
لایه خروجی	بصورت ماتریس داده های هدف (۸×۲۰۰۰)
تعداد نرونهای لایهٔ ورودی	۲۲ نرون
تعداد نرونهای لایهٔ خروجی	۸ نرون
درصد داده‌های آموزش	٪۷۰
درصد داده‌های ارزیابی	٪۲۰
درصد داده‌های آزمایش	٪۱۰
تابع اندازه گیری خطا	MSE
تابع محرک لایه میانی	tansig
تابع محرک لایه خروجی	logsig
تابع آموزش	trainlm
نوع الگوریتم آموزشی	پس‌انتشار خطا

نمونه‌ای از نحوه تعیین نوع منحنی مقاومت‌ویژه در مدل چهار لایه‌ای QH، در شکل ۲ بوسیله شبکه عصبی طبقه‌بندی کننده بهینه آورده شده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، شبکه توانسته است بخوبی داده‌ها را طبقه‌بندی کرده و نوع آن را مشخص کند. لازم به ذکر است که این عملیات برای نمونه‌های دیگر و با مدل‌های چهار لایه مختلف نیز صورت گرفت که نتایج مربوطه حاکی از صحت نتایج بود. در واقع با این روش، پس از اندازه‌گیری‌های صحرایی مقادیر مقاومت ویژه، ابتدا مقادیر اندازه‌گیری شده به شبکه طبقه‌بندی کننده وارد خواهند شد. سپس شبکه با توجه به روند آموزش خود، به خوبی خواهد توانست تا نوع منحنی گمانه‌زنی الکتریکی را تعیین کند.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۲: تعیین نوع منحنی گمانه‌زنی برای یک داده آزمایشی با استفاده از شبکه طبقه‌بندی در مدل چهار لایه‌ای از نوع QH

۳-۳- نتایج الگوریتم ژنتیک

پس از تولید و دسته‌بندی داده‌ها با استفاده از یک شبکه عصبی طبقه‌بندی کننده، در ابتدا تلاش شد تا به کمک روش سعی و خطا، شبکه را تا جایی که امکان دارد بهینه نمود تا بتوان مقادیر مقاومت ویژه و ضخامت را با دقت بالایی تخمین زد. بدلیل محدودیت، تنها نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک در تخمین مقادیر مقاومت ویژه و ضخامت منحنی‌های گمانه‌زنی مربوط به انواع AA و AK آورده شده‌اند. از ۸۵ درصد داده‌ها برای آموزش و ۱۵ درصد داده‌ها برای آزمایش، بصورت تصادفی استفاده شده است. چون در مدل‌سازی با روش الگوریتم ژنتیک، الگوریتم خود شبکه در بهترین نقطه متوقف شده و مدل‌سازی باید تا انتهای نسل‌ها ادامه پیدا کند، دیگر نیازی به داده‌های اعتبارسنجی نیست [۲۷].

همان‌طور که در بخش مربوط به تئوری الگوریتم ژنتیک هم اشاره شد، همه کروموزوم‌ها خواصی را دارند که تا مرحله آخر باقی می‌مانند. ولی کروموزوم‌ها با استفاده از عملگرهای ژنتیکی در انتخاب و جهش آن‌ها، ممکن است دستخوش تغییراتی شوند. بنابراین باید مقادیر کروموزوم‌ها در شبکه امتحان شده تا لیاقت خود را برای ماندن و انتقال به نسل بعد و بهتر شدن را نشان دهند. بنابراین، برنامه برای ۳۰۰۰۰ دوره تحت آموزش قرار داده شد و سپس، میزان برازش[۳۴] شبکه که در واقع رابطه متقابل با ویژگی پارامترهای تعریف شده بوسیله الگوریتم ژنتیک است، با استفاده از رابطه تعیین مقدار میانگین مربعات خطا (MSE) آن سنجیده شد. بدیهی است که اگر یک شبکه کمترین میزان میانگین مربعات خطا را داشته باشد، بهترین کارایی را خواهد داشت. میزان برازش داده‌ها از رابطه (۲) محاسبه شده است[۲۷]:

$$\Lambda \quad (۲)$$

که در رابطه بالا:

P_i میزان مقادیر تخمین‌زده شده مقاومت ویژه و یا ضخامت لایه‌ها بوسیله روش الگوریتم ژنتیک است و T_i میزان مقادیر اصلی داده‌ای مقاومت ویژه و ضخامت لایه‌های مدل است.

جواب ایده‌آل در حالتی اتفاق می‌افتد که میزان MSE، صفر و یا نزدیک به صفر باشد.

برای انجام مدل‌سازی توسط روش الگوریتم ژنتیک، در جمعیت اولیه که مقادیر کروموزوم‌ها در آن به‌صورت تصادفی مقداردهی انتخاب شده بودند، در شبکه جایگذاری شده و سپس مقادیر کارایی آن‌ها ثبت شدند. پس از جایگذاری در شبکه، نسل جدید با استفاده از عملگرهای الگوریتم ژنتیک ایجاد شد. در این مطالعه از روش چرخ رولت[۳۵] برای رتبه‌بندی و تولید مثل کروموزوم‌ها استفاده شده است. در این روش، ناسازگارترین کروموزوم دارای رتبه صفر، رتبه دو به کروموزوم دومی از نظر ناسازگاری اختصاص داده شده و بهمین ترتیب کروموزوم‌ها رتبه‌بندی شدند. بر اساس این روند، انتخاب کروموزوم‌ها در جامعه بعدی قرار می‌گیرند. این روند یعنی انتقال کروموزم‌ها، بر اساس رتبه آن‌ها به نسل بعدی و انجام عملگرهای ژنتیکی جهش، انتخاب و تولید مثل برای ایجاد و انتقال کروموزوم‌های بهتر نیز بکار برده می‌شود. این فرآیند در طول چندین نسل ادامه یافته تا اینکه بهترین کروموزوم به مرحله آخر برسد. در واقع، این کروموزوم دارای بهترین پارامترهای شبکه است که بوسیله آن پارامترها، شبکه دارای کم‌ترین خطای ممکن خواهد بود. برای یکسان بودن و رسیدن به بیشترین کارایی، از اپراتورهای یکسانی برای عمل‌گرهای ژنتیکی استفاده شود. ازاینرو، از اپراتورهای نوع یکنواخت[۳۶] استفاده شده است. میزان نرخ تولید مثل ۰/۹ و احتمال جهش ژنتیکی[۳۷] ۰/۰۱ در نظر گرفته شد. یکی از پارمترهای اساسی در روند آموزش شبکه با استفاده از الگوریتم‌های ژنتیک اندازه جمعیت اولیه و تعداد نسل‌های آن است. اندازه جمعیت اولیه و تعداد نسل‌ها بترتیب ۱۰۰ و ۱۰۰ در نظر گرفته شده است.

مرحله انتهایی نیز شامل رسیدن الگوریتم ژنتیک به آخرین نسل است که منجر به آخرین کروموزم خواهد بود. درنهایت، با توجه به آخرین کروموزوم رسیده به این مرحله، میزان پارامترهای هدف، را به‌دست آورد. با استفاده از این مقادیر، شبکه دارای کم‌ترین خطای ممکن و بیشترین کارآیی خواهد بود.

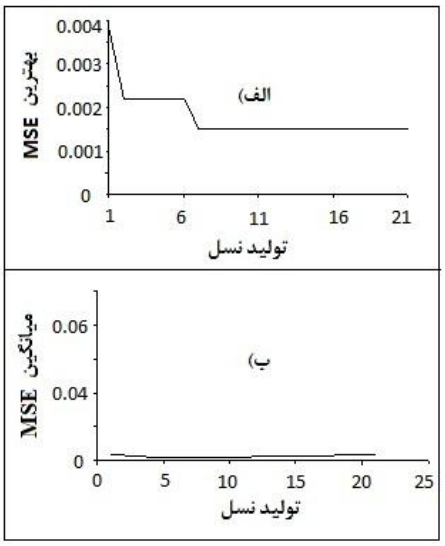
Archive of SID
www.SID.ir

نتایج کاربرد روش الگوریتم ژنتیک با توجه بمیزان کم‌ترین میزان MSE و MSE نهایی برای بهترین نتیجه بدست آمده از کاربرد شبکه ترکیبی (بهترین برازش) و همچنین میانگین جواب‌های به-دست آمده در نسل‌های مورد نظر (میانگین برازش)، دو شبکه AA و AK در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج جدول ۲، در شکل‌های ۳ و ۴ بترتیب در منحنی‌های حالت AA و AK بصورت گرافیکی و با جزئیات بیشتر، نشان داده شده‌اند. با استفاده از این شکل‌ها، می‌توان روند کاهش خطای شبکه را با تعداد دوره‌های آموزشی مشاهده کرد. همانطور که دیده می‌شود، خطای شبکه در حال کاهش است و پس از گذشت چندین نسل، میزان آن ثابت (همگرا) شده است.

جدول ۲: مقادیر بهینه بدست آمده برای دو شبکه طراحی شده

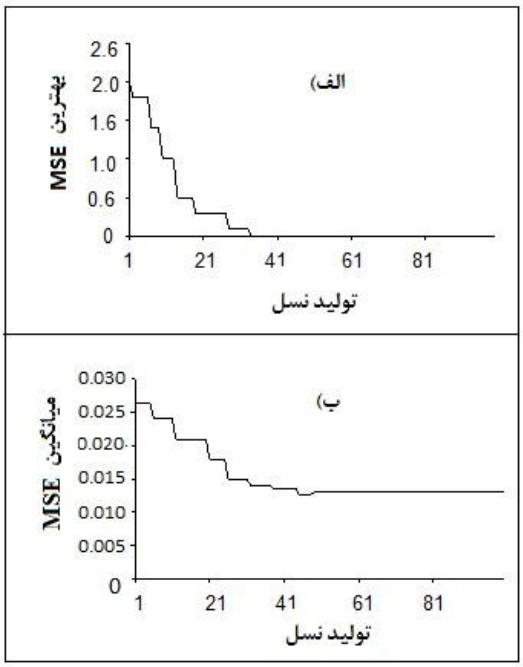
نوع منحنی		بهترین Fitness	میانگین Fitness
AA	نسل	۴۵	۴۵
	کمترین MSE	۰/۰۰۹۵۸۷	۰/۰۱۲۵۷
	MSE نهایی	۰/۰۰۹۵۸۷	۰/۰۲۶۳۸
AK	نسل	۷	۷
	کمترین MSE	۰/۰۰۱۵۱۴	۰/۰۰۱۹۵۴
	MSE نهایی	۰/۰۰۱۵۱۴	۰/۰۰۳۸۷۷

شکل ۴، نتایج بدست آمده برای شبکه مورد استفاده در الگوریتم ژنتیک برای حالت منحنی از نوع AA با استفاده از روش سعی و خطا را نشان می‌دهد. لایه اول در آن از سه نرون و لایه میانی نیز از دو لایه بترتیب از ۲۱ و ۲۲ نرون تشکیل شده است. میزان ضریب مومنتم و نرخ یادگیری در لایه اول از این حالت منحنی مقاومت ویژه بترتیب، ۰/۴۶۴۵۰۳ و ۰/۰۲۴۵۰۰ هستند. میزان ضریب مومنتم و نرخ یادگیری در لایه دوم نیز بترتیب ۰/۳۳۵۴۵۰ و ۰/۰۱۸۳۶۸ هستند و همانطور که در شکل ۴ دیده می‌شود، شبکه بدست آمده در نسل ۷ ام همگرا شده است.



شکل ۴: نمودار تولید نسل در مقابل الف. بهترین **MSE**، ب. میانگین **MSE** برای منحنی نوع **(AA)**

در منحنی نوع AK، لایه اول از سه نرون و لایه میانی نیز از ۱۷ نرون تشکیل شده است. همان‌طور که در شکل ۵ مشاهده می‌شود، شبکه بدست آمده در نسل ۴۵ ام همگرا شده است. میزان ضریب مومنتم و نرخ یادگیری در لایه میانی به‌ترتیب ۰/۲۹۷۴۷ و ۰/۰۵۹۶۲ می‌باشد.



شکل ۵: تولید نسل در مقابل الف. بهترین MSE، ب. میانگین MSE برای منحنی نوع (AK)

Archive of SID
www.SID.ir

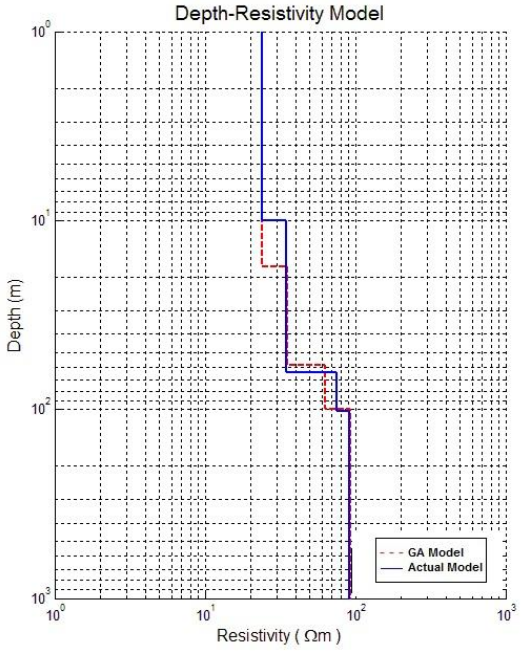
برای بررسی میزان کارآیی روش الگوریتم ژنتیک در تعیین مقاومت‌ویژه الکتریکی مدل چهار لایه‌ای، از داده‌های آزمایشی در تمامی منحنی‌های هشت گانه مقاومت ویژه، استفاده شده و سپس نتایج مربوط به مدل‌های بدست از این روش با خروجی روش الگوریتم ژنتیک آورده شده است. در ادامه نتایج مربوط به منحنی‌های نوع AA و AK آورده شده است.

۳-۳-۱- نتایج مربوط به منحنی گمانه‌زنی‌الکتریکی نوع AA

در جدول ۳، مقایسه نتایج ضریب همبستگی بین داده‌های آموزشی و آزمایشی شبکهٔ AA با داده‌های هدف (عدم حضور نویز) با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک، آورده شده است. همانطور که دیده می‌شود، بیشترین ضریب همبستگی در داده‌های آزمایشی در مقادیر مقاومت ویژه در لایه اول مدل بدست آمده است. اگرچه مقادیر مقاومت‌ویژه در سایر لایه‌ها کم‌تر از لایه اول است ولی آنها نیز مقادیر بالایی دارند که نشان دهنده توانایی بسیار مطلوب روش الگوریتم ژنتیک در مدل‌سازی مقادیر مقاومت‌ویژه است. با این وجود، میزان ضرایب همبستگی در تعیین ضخامت لایه‌ها نیز حاکی از قابلیت نسبتاً مطلوب این روش در تعیین ضخامت لایه‌های زیرسطحی است. در شکل ۶، نیز مقایسه بین خروجی الگوریتم ژنتیک و مقادیر اصلی داده‌ها نشان داده شده است. همان‌گونه که دیده می‌شود، روش الگوریتم ژنتیک به میزان بسیار مطلوبی در تعیین مقادیر مقاومت ویژه و بمیزان نسبتاً مطلوبی در تعیین مقادیر ضخامت را تخمین زده است.

جدول ۳: ضریب همبستگی بین خروجی شبکهٔ AA با داده‌های هدف (عدم حضور نویز).

نوع منحنی و پارامتر اندازه‌گیری شده	AA	AK	KH	KQ	QQ	QH	HK	HA
ρ_1	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۶	۰/۹۸	۰/۹۷	۰/۹۸
ρ_2	۰/۸۲	۰/۹۳	۰/۹۳	۰/۹۱	۰/۹۱	۰/۸۸	۰/۸۴	۰/۹۵
ρ_3	۰/۸۳	۰/۹۴	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۹۲	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۹۳
ρ_4	۰/۹۷	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۹	۰/۹۷	۰/۹۹	۰/۹۹	۰/۹۹
h_1	۰/۹۳	۰/۹۶	۰/۹۴	۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۷۷	۰/۷۸	۰/۹۵
h_2	۰/۸۱	۰/۸۸	۰/۸۱	۰/۷۱	۰/۷۷	۰/۷۳	۰/۶۶	۰/۷۳
h_3	۰/۷۹	۰/۷۱	۰/۶۵	۰/۶۶	۰/۶۹	۰/۶۶	۰/۷۱	۰/۷۲



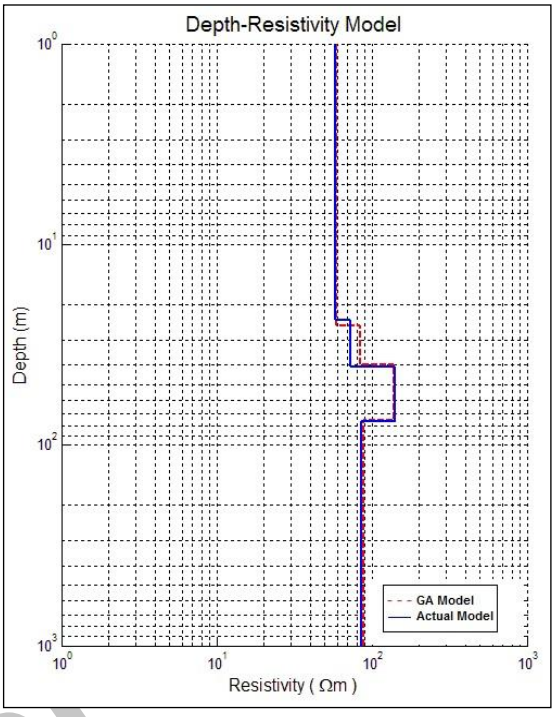
شکل ۶: مقایسهٔ مدل حاصل از الگوریتم ژنتیک منحنی نوع AA با مدل واقعی به ازاء یکسری از داده آزمایشی (عدم حضور نویز)

۳-۳- ۲- نتایج مربوط به منحنی گمانه‌زنی الکتریکی نوع AK

در جدول ۳ نتایج ضریب همبستگی بین خروجی شبکهٔ AK با داده‌های هدف (عدم حضور نویز) آورده شده است. مانند حالت AA، میزان ضرایب همبستگی حاکی از تخمین مناسب روش الگوریتم ژنتیک در تعیین مقادیر مقاومت ویژه لایه‌های مختلف است. هرچند که میزان مقاومت ویژه در لایه‌های دوم و سوم با دقت بیشتری نسبت به حالت AA، تخمین زده شده است. همانطور که در جدول ۳ دیده می‌شود، میزان ضخامت تخمین زده شده در حالت AK، بویژه در لایه‌های اول و دوم نسبت به حالت AK، از میزان تخمین مناسب‌تری برخوردار هستند.

در شکل ۷ نیز، مقایسه‌ای بین خروجی الگوریتم ژنتیک و مقادیر اصلی داده‌ها نشان داده شده است. همان‌گونه که دیده می‌شود، روش الگوریتم ژنتیک بمیزان بسیار مطلوبی مقادیر مقاومت ویژه و ضخامت را تخمین زده است. البته مقادیر ضخامت لایه‌های دوم و سوم از همبستگی کم‌تری برخوردار است که این ممکن است ناشی از تعداد زیاد پارامترهای مورد استفاده در تخمین، باشد.

Archive of SID
www.SID.ir



شکل ۷: مقایسهٔ مدل حاصل از الگوریتم ژنتیک منحنی نوع AK با مدل واقعی به ازای یکسری از داده آزمایشی (عدم حضور نویز)

۴- نتیجه‌گیری

همان‌گونه که اشاره شد، از آنجایی که روش‌های معمول در تفسیر داده‌های گمانه‌زنی لکتریک و نرم افزارهای موجود ژئوفیزیکی از قبیل نرم افزار Resix-IP، هیچ‌کدام دارای تفسیر یکتایی از داده‌های مقاومت ویژه نبوده و در نهایت چندین مدل مختلف از لایه‌های زمین را ارائه می‌دهند. در این‌گونه موارد، انتخاب مدل صحیح از بین این مدل‌ها یکی از مسائل پیچیده است و چون برای تفسیر به شیوه‌های سنتی و معمول نیاز به زمان زیادی است، در این مقاله سعی شد تا مدل‌سازی معکوس برای ۸ حالت منحنی مختلف AA، AK، KH، KQ، QQ، QH، HK و HA، یک زمین چهار لایه‌ای، با برای نخستین بار با استفاده از روش ترکیبی شبکه‌های عصبی و الگوریتم ژنتیک مطالعه شوند. برای این منظور ابتدا ۲۰۰۰ داده مصنوعی توسط نرم‌افزار Resix-IP تولید شد. در مرحله تولید داده‌های مصنوعی، پارامترهای مربوط به هر لایه به صورت تصادفی و در یک بازهٔ معین انتخاب شدند تا تمامی حالت‌های ممکن در نظر گرفته شوند و همچنین از یک روند مشخص و یا از یک حالت خاص برای آموزش استفاده نشود. پس از تولید داده‌ها با استفاده از روش سعی و خطا یک شبکه عصبی بهینه طبقه‌بندی کننده داده‌های مقاومت ویژه از نوع پیشخور پس‌انتشار خطا متشکل از ۲۲ نرون در لایه ورودی، ۳۳ نرون در لایه‌میانی و ۸ نرون در لایه تعیین و معرفی شد. در ادامه، از داده‌های طبقه‌بندی شده بعنوان ورودی برای انجام مدل‌سازی داده‌های مقاومت ویژه با استفاده از روش الگوریتم ژنتیک استفاده شد. نتایج بدست آمده از این روش (مقادیر مقاومت ویژه و ضخامت) هم‌خوانی مناسبی با داده‌های واقعی داشتند. از طرفی، برای بهبود مطالعه حاضر پیشنهاد می‌شود تا از داده‌های واقعی حاصل از چند مطالعه موردی نیز برای راستی آزمایی نتایج استفاده شود. ذکر این نکته ضروری بنظر می‌رسد که در صورت عدم دسترسی به داده‌های آموزشی واقعی، می‌توان از داده‌های مصنوعی که معرف شرایط واقعی زمین باشند و کلیهٔ حالات ممکن را پوشش دهند، استفاده شود. از طرفی، با افزایش تعداد داده‌های آموزشی که حالات بیشتری از شرایط زمین را نشان دهند و معرف تعداد بیشتری از الگوهای یادگیری باشند، می‌توان قدرت تخمین و تعمیم شبکه‌ها را افزایش داد. برای بررسی هرچه دقیق‌تر پیشنهاد می‌شود تا حالت نویزی داده‌ها نیز با درصدهای مشخصی مانند ۵، ۱۰ و غیره نیز بررسی شوند.

مراجع

[۱] Kirsch, R; 2006; Groundwater geophysics, a tool for hydrogeology, First edition, Springer, 489p.
[۲] Amato M., Bitella G., Rossi R., Gomez J.A., Lovelli S., Gomes J.J;2009; Multi-electrode 3D resistivity imaging of alfalfa root zone, Europ. J. Agronomy, 31: 213–222
[۳] Athanasiou E.N., Tsourlos P.I., Papazachos C.B. , TsokasG.N; 2007; Combined weighted inversion of electrical resistivity data arising from different array types, Journal of Applied Geophysics, 62 (2007) 124–140
[۴] Johnson, T., Wellman, DM; 2013; Re-Inversion of Surface Electrical Resistivity Tomography Data from the Hanford Site B-Complex., Technical Report., Pacific Northwest National Laboratory (PNNL), Richland, WA (US) DOI: 10.2172/1087277
[۵] Ha, T., Pyun S., Shin C; 2006; Efficient electric resistivity inversion using adjoint state of mixed finite-element method for Poisson-s equation, Journal of Computational Physics, 214: 171–186
[۶] Muiuane E.A., Pederson L.b;1999; Automatic 1D interpretation of DC resistivity sounding data, Journal of Applied Geophysics 42: 35–45
[۷] Telford, W.M., Geldart L.P., and Sheriff, R.E; 1990; Applied geophysics, second edition, Cambridge university press.
[۸] Bhattacharya, S., Sen M.K; 2003; Use of VFSA for resolution, sensitivity and uncertainty analysis in 1D-DC

Archive of SID
www.SID.ir

resistivity and IP inversion, Geophysical Prospecting, 51, pp. 393–408.
[۹] Chunduru, Raghu K., Sen, Mrinal K., Stoffa, Paul L; 1997; Hybrid optimization for geophysical inversion, Geophysics 62 (4), 1196–1207.
[۱۰] Dittmer and J.E. Szymansky; 1995; The stochastic inversion of magnetics and resistivity data using the simulated annealing algorithm, Geophysical Prospecting, 433, 397–416.

[۱۱] Fernández-Álvarez, J.L. Fernández-Martínez and C.O. Menéndez-Pérez; 2008; Feasibility analysis of the use of binary genetic algorithms as importance samplers application to a geoelectrical VES inverse problem, Mathematical Geosciences, 40, 375–408

[۱۲] Sen, M.K., Stoffa, P.L; 1995; Global Optimization Methods in Geophysical Inversion. Elsevier Science Publications, Netherlands.
[۱۳] Singh, U. K., Singh, D. K., and Singh, H; 2010; Application of NeuroFuzzy pattern recognition method in borehole geophysics, Acta Geodaetica et Geophysica Hungarica, 45: 417-425.
[۱۴] Singh U. K., Tiwari R. K., Singh S. B; 2010; Inversion of 2D DC resistivity data using rapid optimization and minimal complexity neural network, Nonlinear Process Geophys, 17, 1–12.
[۱۵] Shimelevich M.I., Obernev E.A; 2007; Neural Network Inversion of Data in Classes of Parametrized Geoelectric Sections, Physics of the Solid Earth, 43 (3): 211-216
[۱۶] Srinivas, Y., Stanley Raj, A., Hudson Oliver, D., Muthuraj, D.,and Chandrasekar, N; 2012a; Estimation of sub surface strata of earth using Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS), Acta Geodaetica et Geophysica Hungarica, 47(1),78-89.
[۱۷] Srinivas, Y., Stanley Raj, A., Hudson Oliver, D., Muthuraj, D.,Chandrasekar, N; 2012b; A robust behaviour of Feed Forward Back propagation algorithm of Artificial Neural Networks in the application of vertical electrical sounding data inversion, Geoscience Frontiers (Elsevier), 3(5), 729-736.
[۱۸] Srinivas, Y., Stanley Raj, A., Hudson Oliver, D., Muthuraj, D.,Chandrasekar, N; 2013; A novel and proficient algorithm for the inversion of geoelectrical resistivity data using adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS), International Journal of Recent Scientific Research, 4 (4), 485-489

[۱۹] Steephen J., Manoj C., Singh S.B; 2004; A direct inversion scheme for deep resistivity sounding data using artificial neural networks, Journal of Earth System Science, 113 (1), 49-66

[۲۰] Boschetti, F., Dentith, M.C., List, R.D; 1996; Inversion of seismic refraction data using genetic algorithms. Geophysics, 61 (6), 1715–1727.
[۲۱] Montesinos F. G., Arnoso E.J., Vieira E.R; 2005; Using a genetic algorithm for 3-D inversion of gravity data in Fuerteventura (Canary Islands), Int J Earth Sci (Geol Rundsch), 94, 301–316
[۲۲] Soupios P., Akca I., Mpogiatzis P., Basokur A.T., Papazachos C; 2011; Applications of hybrid genetic algorithms in seismic tomography, Journal of Applied Geophysics, 75, 479-489
[۲۳] Raj A.S., Srinivas Y, Oliver D.H., Muthuraj D; 2014; A novel and generalized approach in the inversion of geoelectrical resistivity data using Artificial Neural Networks (ANN), J. Earth Syst. Sci, 123 (2), 395–411
[۲۴] Davis L; 1991; Handbook of genetic algorithms, Van Nostrand Reinhold, pp 1–385
[۲۵] Goldberg, D. E ;1989; Genetic algorithms in search, optimizationand machine learning. Addison, Wesley, Reading, pp 1–412
[۲۶] Man, K.F., Tang, K.S., Kwong, S., Halang, W.A; 1999; Genetic Algorithms: Concepts and Designs, Springer-Verlag, London.
[۲۷] Tahmasebi, P., Hezarkhani, A; 2012; A hybrid neural networks-fuzzy logic genetic algorithm for grade estimation, Journal of Computers & Geosciences, 42, 18-27

Archive of SID

www.SID.ir

[1] Vertical electric sounding
[2] Profiling
[3] Forward modeling
[4] Inverse modeling
[5] Damped least-squares method
[6] Jacobian matrix
[7] Global optimization methods
[8] Artificial neural networks
[9] Adaptive neuro fuzzy inference
[10] Genetic algorithm
[11] Simulated annealing algorithm
[12] Sen
[13] Boschetti
[14] Stephen
[15] Feed forward
[16] Back propagation algorithm
[17] Montesinos
[18] Fuerteventura
[19] Soupios
[20] Raj
[21] Training
[22] Reproduction
[23] Parents
[24] Recombination or Crossover
[25] Mutation
[26] Fitness
[27] Viability
[28] Fertility
[29] Real Code
[30] Binary Code
[31] Input Data
[32] Target Data
[33] Mean Squared Error
[34] Fitness
[35] Roulette Wheel Selection
[36] Uniform Operator
[37] Probability Mutation

Archive of SID

www.SID.ir