پیش‌بینی عدد لوژن به کمک شبکهٔ عصبی مصنوعی و مقایسه آن با روش‌های آماری

سعیده خالصی مقدم، ماشاءالله خامه‌چیان: گروه زمین‌شناسی مهندسی دانشگاه تربیت مدرس
محمدرضا امین ناصری: گروه مهندسی صنایع، دانشگاه تربیت مدرس
hivaskh@yahoo.com

تاریخ: دریافت ۸۷/۶/۲۶ **پذیرش** ۸۸/۶/۲۳

چکیده

برآورد ویژگی‌های هیدروژئولوژیکی تودهٔ سنگ و پیش‌بینی میزان جریان آب از بحث‌های حیاتی و جدی در مهندسی سنگ به‌شمار می‌رود. از آن‌جا که در تودهٔ سنگ‌های درز و شکاف‌دار ناپیوستگی‌ها مسیرهای اصلی جریان آب را به‌وجود می‌آورند، مشخصات آن‌ها تأثیر چشم‌گیری بر آب‌گذری خواهد داشت. با وجود تحقیقات فراوان هنوز روش مناسبی که رابطهٔ مشخصی بین همه پارامترها و میزان آب‌گذری برقرار کند وجود ندارد. امروزه شبکه‌های عصبی ابزار قدرتمندی برای حل مسائل پیچیده از قبیل پیش‌بینی، تشخیص الگو و طبقه‌بندی انواع متغیرها هستند. در این تحقیق به کمک نوعی شبکهٔ عصبی مصنوعی، رفتار و مقدار آب‌گذری تودهٔ سنگ‌های گرانودیوریتی ساختگاه سد شور-جیرفت از روی برخی ویژگی ناپیوستگی‌ها از جمله شاخص کیفی سنگ، فراوانی درزه‌ها، بازشدگی، چگالی وزنی درزه، زون‌های خرد شده و عمق پیش‌بینی شده است. رابطهٔ این پارامترها با آب‌گذری با روش آماری رگرسیون چند متغیره نیز بررسی شده است. داده‌های به‌کار رفته در آموزش و آزمایش این شبکهٔ عصبی شامل نتایج مربوط به ۳۰۴ آزمایش لوژن در تودهٔ سنگ‌های گرانودیوریتی ساخت‌گاه سد شور-جیرفت است. شبکهٔ عصبی پرسپترون چندلایه با قاعده پس انتشار خطا با الگوریتم آموزش

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

Levenberg-Marquardt در این تحقیق استفاده شده است. این بررسی‌های نشان می‌دهد که شبکهٔ عصبی مصنوعی از توانایی فراوانی در حل چنین مسائلی برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، لوژن، ویژگی ناپیوستگی‌ها، رگرسیون چندمتغیره، ساختگاه سد شور–جیرفت، پیش‌بینی

مقدمه

تعیین رفتار هیدروژئولوژیکی تودهٔ سنگ‌های درز و شکاف‌دار و برآورد میزان جریان مبحثی جدید نبوده و شیوه‌های مهندسی متعددی برای برآورد آن ارائه شده است. اما تا کنون روشی مناسب و اصولی در این زمینه ارائه نشده و امروزه بحث اغلب تحقیقات به شمار می‌رود [۴].

به منظور تعیین ویژگی‌های هیدروژئولوژیکی، تودهٔ سنگ را به عنوان توده‌ای حجیم و متراکم از سنگ بکر در نظر می‌گیرند که با مجموعه‌ای سطوح ناپیوستگی از یک‌دیگر جدا شده‌اند و بلوک‌هایی از سنگ سالم و نفوذناپذیر را به‌وجود آورده‌اند [۷]. بنا بر این آب فقط درون این ناپیوستگی‌ها جریان می‌یابد و تعیین خصوصیات این ناپیوستگی‌ها در تعیین آب‌گذری تودهٔ سنگ به صورت مستقیم تأثیرگذار است. در این تحقیق به منظور حذف برخی از آنومالی‌های موجود در تودهٔ سنگ، مانند پدیدهٔ انحلال یا نفوذپذیری سنگ بکر که در اغلب سنگ‌های رسوبی، دگرگونی و برخی از آذرین‌های بیرونی و اولترامافیک وجود دارد از اطلاعات تودهٔ سنگ‌های گرانودیوریتی ساختگاه سد شور– جیرفت استفاده شده است.

سد شور در پایین دست محل تلاقی رودخانه شور و شاخهٔ پشته‌گرد بر روی تودهٔ‌های گرانودیوریتی میوسن که جزیی از واحد ساختمانی– رسوبی ایران مرکزی است، قرار گرفته است. در امتداد گسله‌های راست‌گرد موجود در رسوبات آذرآواری ائوسن میانی منطقه، تودهٔ‌های گرانودیوریتی بالا آمده‌اند (شکل ۱) [۱].

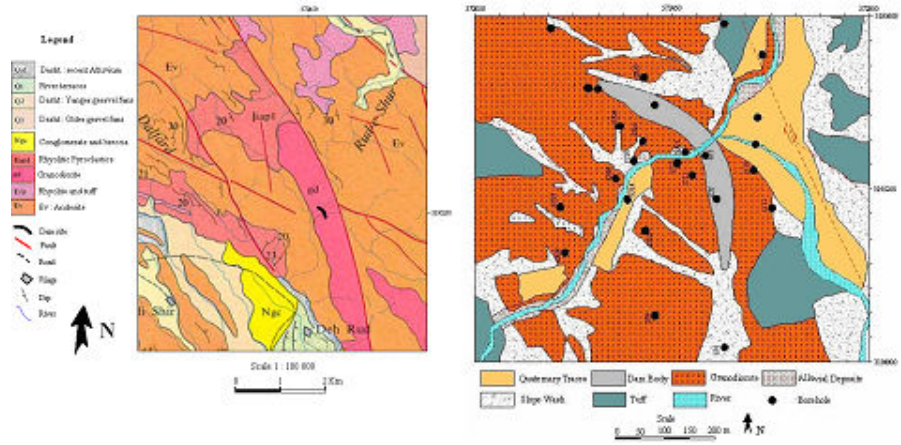
در اغلب روش‌های تحلیلی، با ثابت در نظر گرفتن سایر فاکتورها، تنها یکی از این فاکتورها مانند بازشدگی درزه‌ها یا زبری آن‌ها ارزیابی می‌شود. اما هرگونه تغییر در رفتار هیدروژئولوژیکی تودهٔ سنگ ناشی از تأثیر هم‌زمان این فاکتورها است. بنا بر این تعیین رابطهٔ سادهٔ ریاضی بین مقدار لوژن و فاکتورهای مؤثر، به سادگی امکان‌پذیر نیست و ضروری است

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

از روش‌هایی استفاده گردد که قادر به در نظر گرفتن هم‌زمان تمام فاکتورها باشند؛ مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی. امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی در علوم مختلف در حال توسعه و گسترش هستند. این شبکه‌ها دارای توانایی زیادی در حل مسائلی‌اند که فاکتورهای زیادی در نتایج و روابط آن دخیل است و شناسایی آن‌ها مشکل است [۶].

در این بررسی تعداد ۳۱۳ آزمایش لوژن در مقاطع ۵ متری از ۲۹ گمانه استفاده شده است. ویژگی ناپیوستگی‌ها در هر یک از این مقاطع اندازه‌گیری شده و با مقادیر لوژن به عنوان نرون‌های ورودی و خروجی در آموزش شبکه به‌کار رفته است.



شکل ۱. نقشه زمین‌شناسی محدودهٔ ساخت‌گاه سد شور- جیرفت و موقعیت گمانه‌های اکتشافی[۱]

ویژگی ناپیوستگی‌ها

چنان‌که در مقدمه نیز گفته شد، در سنگ‌های متبلور سنگ بکر چنان نفوذپذیری اندکی دارد که ناپیوستگی‌ها غالب است و به نظر می‌رسد که عامل اصلی نفوذپذیری در تودهٔ سنگ‌ها عمدتاً درزه‌ها، گسله‌ها و مناطق خرد شده تودهٔ سنگ است. در چنین شرایطی رفتار هیدروژئولوژیکی تودهٔ سنگ با ویژگی ناپیوستگی‌ها تعریف می‌شود [۵]. در این تحقیق با استفاده از شش پارامتر ناپیوستگی‌ها، شامل RQD% (شاخص کیفی تودهٔ سنگ)، Fracture Frequency (تعداد درزه در واحد طول)، عمق ، بازشدگی متوسط (جمع طول بازشدگی‌ها تقسیم بر تعداد درزه‌ها)، درصد باز شدگی (جمع طول بازشدگی‌ها تقسیم بر طول مقطع ضرب

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

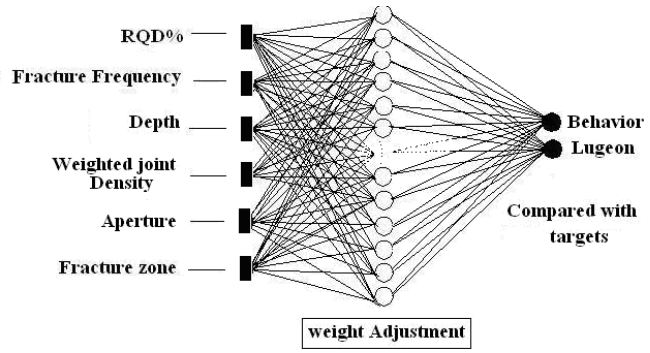
در ۱۰۰) و Fracture zone (مجموع طول زون‌های شکستگی در طول یک مقطع) یک شبکهٔ عصبی آموزش داده شده و آزمایش شده است. نتایج حاصل از این روش با روش آماری رگرسیون چندمتغیره مقایسه شده است.

شبکه عصبی مصنوعی

شبکهٔ عصبی مصنوعی یک سیستم محاسباتی الگوبرداری شده از سیستم‌های زیستی است که به‌عنوان مکمل کامپیوتر استفاده و مسائل خاصی را که روند تابع‌گرا ندارند مدل‌سازی می‌کند. این سیستم از مجموعه‌ای نرون و ارتباطات بین آن‌ها تشکیل شده است و اگر با داده‌های کافی آموزش داده شود، قادر به حل مسائل خاص خواهد بود [۲].

شبکهٔ عصبی قبل از تفسیر نتایج جدید نیاز به آموزش دارد. در این تحقیق ابتدا ۲۵ درصد از داده‌ها برای مرحلهٔ آزمایش، ۲۵ درصد اعتبار و ۵۰ درصد آموزش انتخاب شده بود، ولی به دلیل پاسخ‌های ضعیف شبکه، این نسبت‌ها تغییر داده شد. مقدار این نسبت‌ها به صورت ۱۰ درصد برای آزمایش، ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی و ۸۰ درصد برای آموزش انتخاب شدند. همچنین داده‌های آزمایش و اعتبار سنجی به صورت تصادفی و به صورت کاملاً پراکنده از بین مجموعه اصلی داده‌ها انتخاب شده‌اند.

ساختار شبکهٔ عصبی طراحی شده در این تحقیق از یک لایهٔ ورودی با ۶ نرون ورودی، یک لایهٔ میانی با ۳۸ نرون میانی(تعیین این تعداد به روش آزمون و خطا صورت گرفته است) و یک لایهٔ خروجی با ۲ نرون خروجی تشکیل شده است (شکل۲).



شکل ۲. ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی به‌کار رفته در پیش‌بینی عدد لوژن

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

در زمان آموزش شبکه داده‌ها درون شبکه پردازش می‌شوند تا به لایه خروجی برسند. در این لایه خروجی‌ها با مقادیر واقعی عدد لوژن و عدد متناظر با رفتارها مقایسه می‌شوند. خطا یا اختلاف محاسبه شده بین داده‌ها در مرحلهٔ برگشت پردازش شده و برای تدقیق وزن‌ها و بایاس‌های هر نرون به لایه‌های قبلی پس رانده می‌شود (Back Propagation). این عمل تا زمانی که شبکه همگرا شود و میزان مجموع مربع‌ها خطا (SSE) یا ریشه میانگین مربع‌ها خطا (MSE) در آن به حداقل ممکن برسد ادامه می‌یابد. در این بررسی MSE به ۰.۰۳۷۰۷ کاهش یافته است. به منظور ارزیابی توانایی شبکه در پیش‌بینی بعد از هر تکرار از داده‌های آزمایش و به منظور جلوگیری از گیر کردن شبکه در کمینه‌های محلی از داده‌های اعتبارسنجی استفاده شده است [۲]. هر زمان که خطا در پیش‌بینی‌های شبکه به حداقل برسد وزن‌ها و بایاس‌ها ثابت نگه داشته می‌شود. در این حالت تعداد تکرارهای بهینه (هر رفت و برگشت یک تکرار به حساب می‌آید) به دست می‌آید. برای این شبکه تعداد ۲۸ تکرار بهینه است (شکل۳). الگوریتم‌های مختلفی برای آموزش شبکه وجود دارد که شبکه موجود در حالت‌های مختلف با آن‌ها اجرا شد و نهایتاً الگوریتم Levenberg-Marquardt انتخاب شد [۳]. نتایج این بررسی در جدول۱ ارائه شده است.

جدول ۱. نتایج اجرای الگوریتم‌های جعبه ابزار MATLAB

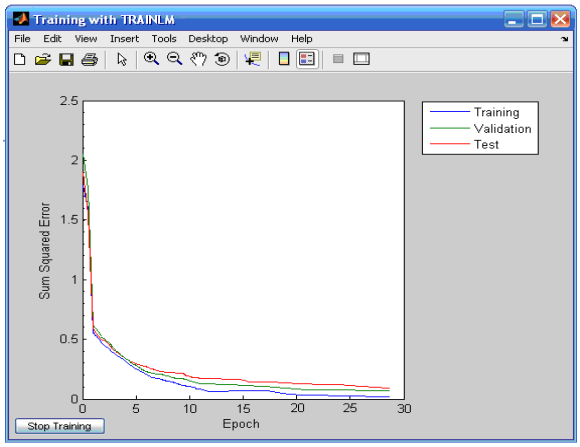
تابع یادگیری	MSE آموزش	ضریب همبستگی لوژن	ضریب همبستگی رفتارها	تعداد نرون میانی	تعداد تکرارها
trainlm	۰/۰۳۷	۰/۹٤۲	۰/۹۳٥	۳۸	۲۸
trainbfg	۰/۱۳۸	۰/۷۷	۰/۷۹	۲۲	۳۹
trainbr	۰/۲۹۰	۰/۹۱	۰/۸۹	۲۸	۲۰
traincgb	۰/۰۱۲	۰/۷۱	۰/٦۹	۲۸	۷٥
trainscg	۰/۱۷	۰/٦٤	۰/٦۲	۲۸	۲٥
traingdx	۰/۰٤۳	۰/۷۷	۰/۷٤	۲۸	۲۳

در این شبکه همچنین از ضریب یادگیری ۰/۰۱ و ضریب مومنتوم ۰/۹ استفاده شده است. ضریب هم‌بستگی (R) بین مقادیر پیش‌بینی شده لوژن با استفاده از شبکهٔ عصبی و مقادیر

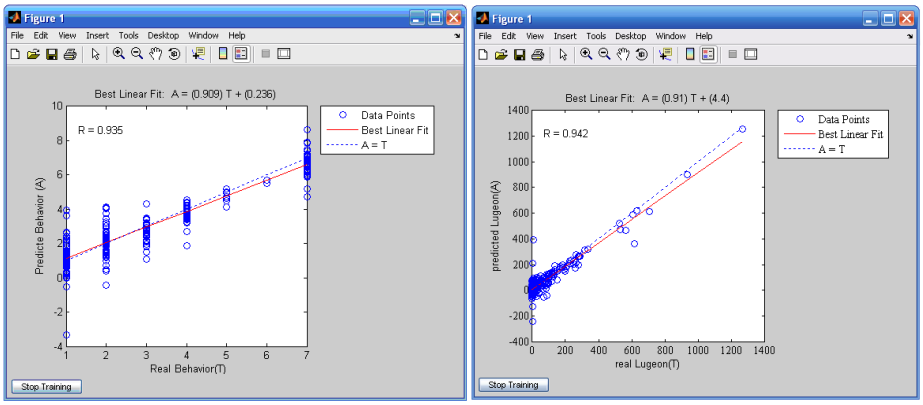
[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

اندازه‌گیری شده ۰/۹۴ و ضریب هم‌بستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده متناظر با رفتارها با استفاده از شبکهٔ عصبی و مقادیر اندازه‌گیری شده با آزمایش لوژن ۰/۹۴ (شکل۴) است.



شکل ۳. خطا در مقادیر پیش‌بینی شده لوژن در مقابل تعداد تکرارهای آموزش



ب الف

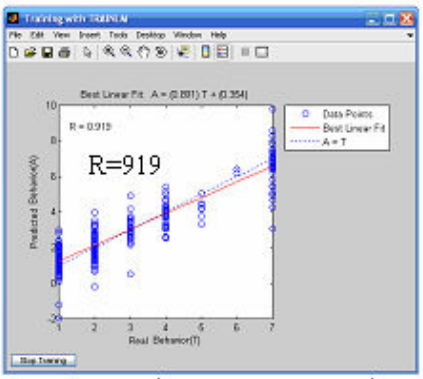
شکل ۴. مقادیر پیش‌بینی شده لوژن (الف) و رفتارها (ب) در مقایسه با مقادیر واقعی

دیگر شبکه‌های آموزش داده شده

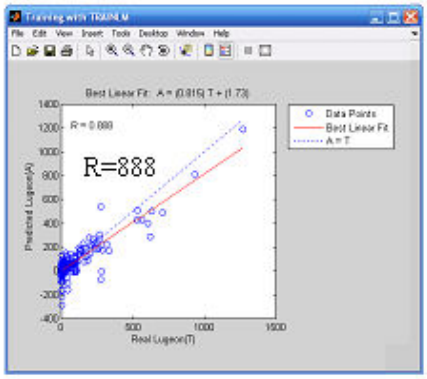
از شبکه‌های دیگری که آموزش داده شد اما مورد تأیید قرار نگرفت شبکهٔ پیش‌بینی مقدار لوژن از روی ۶ پارامتر مطرح شده، پیش‌بینی مقدار لوژن ازروی ۶ پارامتر و عدد متناظر با رفتارها به‌عنوان پارامتر هفتم، پیش‌بینی رفتار آب‌گذری از روی ۶ پارامتر و نیز پیش‌بینی رفتارها از روی ۶ پارامتر و مقدار لوژن به عنوان پارامتر هفتم است. چنان‌که در شکل۵ مشاهده

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]
[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

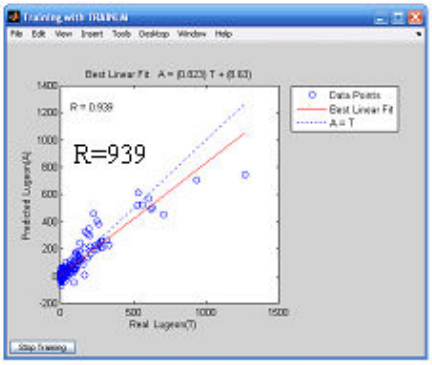
می‌شود مقدار ضریب هم‌بستگی در این شبکه‌ها به اندازه شبکهٔ پیش‌بینی رفتار آب‌گذری و مقدار لوژن از روی ۶ پارامتر نیست؛ به همین دلیل شبکهٔ فوق به عنوان پیش‌بینی کننده انتخاب شده است.



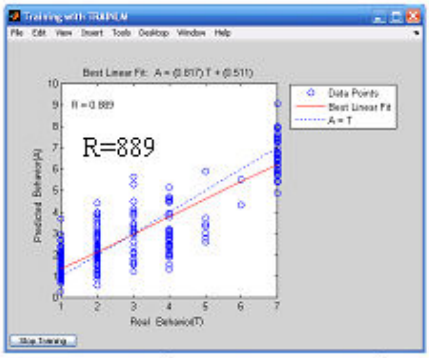
تتایج آموزش شبکه پیش‌بینی رفتار آبگذری با استفاده از ۶ پارامتر



تتایج آموزش شبکه پیش‌بینی مقدار لوژن با استفاده از ۶ پارامتر



تتایج آموزش شبکه پیش‌بینی مقدار لوژن با استفاده از ۶ پارامتر و رفتارها



تتایج آموزش شبکه پیش‌بینی رفتار آبگذری با استفاده از ۶ پارامتر و مقدار لوژن

شکل۵. نتایج پیش‌بینی شبکه‌های دیگر

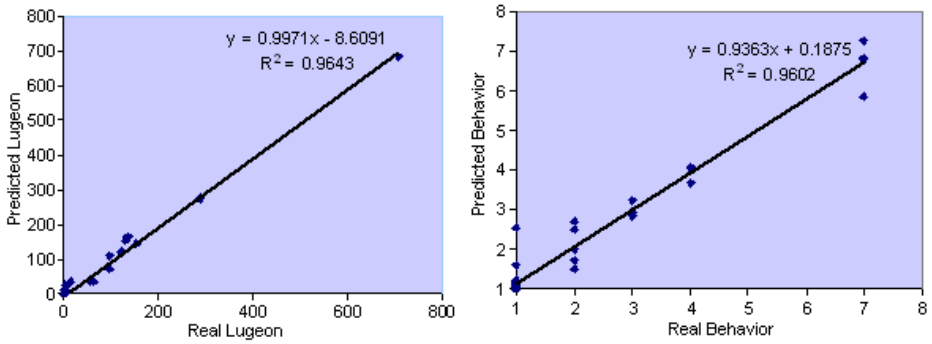
آزمایش شبکه

به منظور استفاده از این شبکه ابتدا باید وزن‌ها و بایدهای این شبکه که در مرحلهٔ قبل به‌دست آمده‌اند به شبکه وارد شود و شبکه با ساختمان معرفی شده اجرا شود. به‌منظور آزمایش شبکه تعداد۳۰ داده که در روند آموزش شبکه در شبکه دیده نشده و به عبارتی در

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

وزن‌های حاصل تأثیری نداشته‌اند انتخاب و با شبکه مورد آزمایش قرار گرفتند. نتیجه حاصل از این آزمایش در شکل۶ نمایش داده شده است.



شکل۶. نتایج آزمایش شبکه

چنان‌که مشاهده می‌شود نتایج آزمایش این شبکه نشان می‌دهد ضریب هم‌بستگی پیش‌بینی شبکه حتی در مواردی می‌تواند از ضریب هم‌بستگی شبکهٔ آموزش دیده نیز بیش‌تر گردد که به نوع داده‌های ورودی وابسته است.

روش آماری

در این تحقیق، به منظور پیش‌بینی عدد لوژن از روی ویژگی ناپیوستگی‌ها به روش آماری، از نرم‌افزار MINITAB استفاده شده است. به منظور نرمال‌سازی داده‌ها روش باکس- کاکس به کار گرفته شده است. در این روش داده‌ها به توان یک عدد به نام λ (نقطه کم‌ترین انحراف معیار) می‌رسند که در این مورد مقدار λ برای نرمال‌سازی داده‌ها با نرم‌افزار مینی‌تب ۰/۰۶۷۶۶۱ انتخاب شده است. نتایج رگرسیون قبل و بعد از نرمال‌سازی و بعد از حذف داده‌های پرت به ترتیب ۳۱/۷، ۳۴/۷، ۴۱/۴ به‌دست آمده است. رابطهٔ ۱ رابطهٔ نهایی لوژن و متغیرهای وابسته به آن را نشان می‌دهد.

$$Lun = 3.02 - 1.30\ Depthn + 0.0174\ ap\%n - 0.127\ RQDn - 0.0262\ FFn + 0.105\ fz\%n - 0.106\ wjddn \quad (۱)$$

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

هر چند مقدار p-value این مدل رگرسیون ۰/۰۰ به‌دست آمده است که معنی‌دار بودن رگرسیون را می‌رساند، اما به دلیل ضریب تعیین پایین مدل آماری فوق قابلیت پیش‌بینی لوژن با این داده‌ها را ندارد. با وجود پارامترهایی با مقدار p-value بیش‌تر از ۰/۰۵، روش Stepwise نیز به منظور تعیین تأثیر حضور هر کدام از پارامترها انجام پذیرفت.

رگرسیون Stepwise در این تحقیق از روش حذف رو به عقب استفاده شده است. نتایج این روش نشان می‌دهد که پارامتر %ap کم‌ترین تأثیر را روی مقدار آب‌گذری نشان داده است. پس از آن WJd و FF هستند که با حذف آن‌ها ضریب تعیین رگرسیون به مقدار بسیار کمی کاهش نشان می‌دهد.

تحلیل رگرسیون انجام شده با وجود این‌که تاحدی معنی‌دار به‌نظر می‌رسد (مقدار p-value در سه پارامتر کم‌تر از ۰/۰۵ که مقدار قابل قبولی‌است) اما دارای ضریب تعیین بسیار ضعیفی است. نتایج روش stepwise نشان دهندهٔ ضریب تعیین پایین بین پارامترها است و با حذف متغیرها این ضریب تفاوت چندانی نمی‌کند. بنا بر این نیاز به حذف این پارامترها احساس نمی‌شود.

نتیجه‌گیری

شبکهٔ عصبی مصنوعی ابزاری قدرتمند در حل بسیاری از مسائل علوم مختلف است. اساس کار در این روش پیدا کردن روابط ذاتی میان داده‌های متنوع و یادگیری آن و سپس تعمیم این یادگیری به نمونه‌های مشابه است. به همین دلیل نیازی به یافتن روابط و معادلات ریاضی حاکم بر داده‌ها نیست و از سوی دیگر به خاطر پردازش موازی این نوع شبکه‌ها، سرعت پردازش و تعمیم یادگیری آن‌ها بسیار زیاد است.

روش‌های آماری در این نوع مسائل دارای پایداری کمی است. در این روابط با ثابت فرض کردن برخی از پارامترها، تعیین روابط و پیش‌گویی‌ها انجام می‌گیرد. چنان‌که مشاهده گردید با استفاده از داده‌های موجود روش چندمتغیره با ضریب تعیین پایینی که ارائه می‌کند قادر به پیش‌بینی لوژن با این پارامترها و با دقت کافی نیست.

پیش‌بینی عدد لوژن تودهٔ سنگ و رفتار جریان آب با شبکهٔ عصبی در مقایسه با پیش‌بینی‌های انجام شده از روی آزمایش‌های تجربی دارای مزایای زیادی است. از جمله این‌که شاید بتوان با گسترش داده‌های پایه قبل از انجام آزمایش‌های هزینه‌بر و وقت‌گیر لوژن

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]

حدود آب‌گذری منطقه را پیش‌بینی کرد. هم‌چنین شبکه‌های عصبی از عمومیت بیش‌تری برخوردارند و برای انواع داده‌ها ضریب هم‌بستگی برتری دارند و توان آن‌ها در یافتن الگو در چنین مواردی که یافتن الگو کاری بسیار مشکل است از مزیت‌های اصلی آن‌ها به‌شمار می‌رود. مدل ارائه شده در این تحقیق با ضریب هم‌بستگی ۰/۹۴ توان تخمین مقدار لوژن و نوع رفتار تودهٔ سنگ در آزمایش لوژن را دارد. این شبکه با حداقل ۶ داده جواب می‌دهد ولی پیشنهاد می‌شود که با مجموعه‌ای حدود ۳۰ داده پاسخ گرفته شود (تعداد ۳۰ عدد داده در مسیر تست این شبکه استفاده شده است). از این مدل می‌توان برای برآورد مقدار لوژن تودهٔ سنگ‌های گرانودیوریتی، ریولیتی و گرانیتی و رفتار جریان آب در آن‌ها استفاده کرد.

منابع

۱. شرکت مهندسی مشاور مهاب قدس، *گزارش زمین‌شناسی مهندسی مطالعات مرحله اول طرح سد شور- جیرفت* (۱۳۸۲).

۲. منهاج، محمد باقر، *مبانی شبکه‌های عصبی*، تهران، ج ۱، دانشگاه امیر کبیر (۱۳۷۹).

3. Demuth H,Beale M., *Neural Network toolbox for use with MATLAB*. Version 5,The mathworks,Inc.,(CD-ROM)(2005).

4. Harrison.J.P, *Discontinum Characterization and Modeling of Ground Water Flow,* Imperical College London, 2nd Irnian Rock Mechanics Conference, Decamber (2004).

5. Lee, Cheng-Haw & Farmer, Ian, *Fluid Flow in Discontinuous Rocks*, Chapman And Hall, London (1984).

6. Rogres SJ, Chen HC, Kopaska-Merkel DC, Fang JH., *Predicting Permeability From Porosity Using Artificial Neural Net Works*. AAPG; 79(12) (1995)1786-91.

8. Wang,M. and Earle, R., *An Integrated view of Groundwater Flow Characterization and Modeling in Fractured Geologic Media*. Shaw Environmental, Inc. 2nd Irnian Rock Mechanics Conference,Decamber.

[Downloaded from ndea10.khu.ac.ir on 2026-11-02]

[DOR: 20.1001.1.22286837.1388.3.1.2.3]