مدلسازی منطقه‌ای دبی‌های اوج در زیر حوزه‌های آبخیز سد سفیدرود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

علی رضایی[۱]، محمد مهدوی[۲]، کارو لوکس[۳] ، سادات فیض نیا[۴] و محمد حسین مهدیان[۵]

چکیده

مدل مورد بحث در این تحقیق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی ساخته شده و در حوزه آبخیز سفیدرود (ناحیه غیر خزری) واسنجی شده است. انجام این تحقیق مبتنی بر جمع‌آوری و انتخاب آبنمودهایی فقط با منشأ بارندگی در ۱۲ زیر حوزه با زمان تمرکز برابر و یا کمتر از ۲۴ ساعت بوده است. از کل زیر حوزه‌های انتخابی به تعداد ۶۶۱ آبنمود به منظور استفاده از دبی اوج آنها برای ساخت مدل پیش‌بینی، انتخاب گردیده است. متغیرهای ورودی مدل شامل بارندگی یک‌روزه سیلزا و بارندگی پنج روز قبل هر دبی اوج، مساحت زیرحوزه، طول آبراهه اصلی، شیب ۸۵ -۱۰ درصد طول آبراهه اصلی، ارتفاع میانه حوزه، مساحت سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی در سه گروه هیدرولوژیکی یک، دو و سه، دبی پایه و متغیر خروجی نیز تنها دبی اوج بوده است. توسط روش شبکه عصبی مصنوعی از نوع تغذیه به جلو و روش آموزش پس انتشار خطا، تابع تبدیل متغیرهای ورودی به متغیر خروجی با طی سه مرحله آموزش، آزمایش و اعتبارسنجی به دست آمده است. هم‌چنین بر اساس همان داده‌ها و متغیرها، مدل رگرسیون چند متغیریه خطی برای منطقه مورد بررسی ساخته شد. نتیجه مقایسه دبی‌های اوج مشاهده‌ای و برآورد شده بر مبنای دسته داده‌های اعتبار سنجی نشان می‌دهد که پارامترهای آماری ضریب (R^2) و ضریب آماره آزمون فیشر (F) ، برای مدل شبکه عصبی و رگرسیون چند متغیره خطی به ترتیب ۰/۸۴، ۳۳/۶۶ و ۰/۳۳، ۳/۶۰ بوده و بیانگر ارجهیت کامل مدل شبکه عصبی بر روش‌های سنتی است.

واژه‌های کلیدی: بارندگی، رواناب، دبی اوج، سازندها

مقدمه

یکی از نیازهای عمده طراحی برای کارهای عمرانی مرتبط با آب و خاک، داشتن آبنمود (Hydrograph) سیلاب‌ها و به ویژه دبی اوج (Peak flow) می‌باشد. جهت برآورد این عامل در

۱. دکتری آبخیزداری و عضو هیئت علمی مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان زنجان

۲. استاد هیدرولوژی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۳. استاد مهندسی برق، دانشکده فنی، دانشگاه تهران

۴. استاد زمین شناسی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۵. استادیار پژوهشی مرکز تحقیقات حفاظت خاک و آبخیزداری، تهران

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

حوزه‌های فاقد آمار از مدل‌های تجربی مختلفی از جمله روش تحلیل منطقه‌ای سیلاب، استفاده می‌شود. ولی واقعیت آن است که هر حوزه آبخیز ویژگی‌های خاص خود را داشته و لازم است روش‌هایی جستجو شود که بتواند بر اساس خصوصیات ذاتی هر حوزه آبخیز (متغیرهای مستقل) دبی اوج آنرا شبیه سازی نماید. اما به دلیل پیچیدگی و روابط غیر خطی بارندگی ـ رواناب (Rainfall-Runoff) بهتر است، از انجام تحلیل‌های معین (Deterministic) فیزیکی که در برگیرنده ضرایب فراوان برای تنظیم فرمول‌ها می‌باشد، چشم پوشی شده و از روش‌های محاسباتی نرم (Soft computing) یا هوش مصنوعی (Artificial intelligence) که از قدرت انعطاف پذیری بالایی برخوردار است، بهره‌جوئی شود. لذا فرض بر آن است که با انتخاب پارامترهای نسبتاً مستقل از هر حوزه آبخیز از جمله مساحت، طول آبراهه اصلی و ... به عنوان متغیرهای ورودی به سامانه شبکه عصبی، می‌توان به یک مدل تعمیم یافته (Generalized)، دست یافت. بدین طریق در مدل به دست آمده بیشترین وزن را آن متغیری ورودی خواهد داشت که بیشترین تأثیر را در خروجی آن دارد (۷ و ۱۳). نقطه ضعف شبکه‌های عصبی در جعبه سیاه (Black box) بودن و عدم وجود قانون تأیید شده برای معماری شبکه آنها است (۶). وزیری سری‌های زمانی نوسانات سطح آب دریاچه ارومیه را برای دوره زمانی ۱۹۷۶ تا ۱۹۹۶ با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و آریما (Auto Regressive Integration Moving Average) مورد بررسی، ارزیابی و مقایسه قرار داده است (۲۴). حسینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی آبنمود سیلاب سه حوزه، با خصوصیات و ابعاد مختلف را شبیه سازی نموده و اعلام می‌دارد که این روش در مقایسه با روش‌های سنتی به ویژه در شبیه سازی شاخه صعودی آبنمود از توانایی بیشتری برخوردار است (۱). رضائی و ناظمی کاربرد روش‌های مختلف هوش مصنوعی را در مسائل دشواری از قبیل مدل نمودن مقدار فرسایش خاک و مهندسی آب مطرح کرده و قابلیت آنها را در مقایسه با روش‌های سنتی معمول بیان نموده‌اند (۲ و ۷).

رضائی شبیه سازی آبنمود ذوب برف توسط شبکه عصبی را به عنوان یک نوآوری در هیدرولوژی ذوب برف مطرح کرده هر چند که این موضوع توسط توکر و مارکوس نیز قبلاً مورد اشاره قرار گرفته است (۳ و ۲۳). در ارتباط با نوع معماری شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی دبی جریان با گام زمانی یک ساعته، ساختمان شبکه... با یک، دو و سه لایه پنهان (Hidden layer) و با ترکیب‌های مختلف از تعداد گره‌ها (نرون) در هر لایه آزمون شده و بهترین ساختمان شبکه به دست آمده، شامل یک گره در لایه ورودی، چهار نرون در یک لایه پنهان (میانی) و یک نرون در لایه خروجی بوده است (۴). هم‌چنین در تحقیق دیگری، شبکه عصبی پیشخور برای مدل نمودن رابطه بارش – رواناب با تعداد ۲۲ ورودی و دو لایه مخفی و یک پارامتر خروجی مورد بررسی قرار گرفته است. بر اساس آزمون‌های انجام یافته با سه دسته از داده‌های متفاوت برای سال خشک (۱۹۸۴)، سالی با شرایط عادی (۱۹۸۵) و سالی با وقایع سیلابی زیاد، به مناسب‌ترین ساختمان شبکه ... شامل دو لایه مخفی با تعداد نرون‌ها در لایه‌های مخفی اول و دوم به ترتیب ۶ به ۴، ۸ به ۵، ۸ به ۲، ۱۲ به ۵، ۷ به ۴ و ۲ به ۲ رسیده‌اند (۸). در دو منطقه جنوب غربی و ولز انگلستان، برآورد دبی اوج در حوزه‌های آبخیز فاقد داده‌های آبسنجی با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های سنتی معمول مورد بررسی قرار گرفته است. بررسی کنندگان به این نتیجه رسیده‌اند که با معیار سنجش میانگین مربع خطا (Mean Square Error)، روش شبکه عصبی بر دیگر روش‌ها ارجحیت دارد (۱۴). شبکه عصبی پرسپترون (Perceptron) سه لایه برای تهیه آبنمود واحد به کار گرفته شده و نتیجه حاکی از آن است که آبنمود واحد بر اساس روش شبکه عصبی، نتایج قابل قبول‌تری نسبت به روش‌های سنتی نظیر روش شرمن (Sherman) دارا است (۱۹). در بررسی دیگری رابطه بارندگی – رواناب روزانه را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و مدل (SCA-SMA) (Sacramento- Soil Moisture Accounting) در حوزه آبخیز راکون و همین مقایسه را با مدل مفهومی (SCRR)

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

(Simple Conceptual Rainfall-Runoff) در حوزه لیتل پاتوکسینت انجام داده‌اند. نتایج به‌دست آمده در تمام حالات بیانگر آن است که شبکه عصبی ابزار قدرتمندی برای مدل نمودن رابطه بارندگی – رواناب در شرایط مختلف از جمله برای مقیاس‌های زمانی متفاوت، پستی و بلندی و الگوهای آب و هوایی متنوع می‌باشد (۲۳). در انگلستان آثار طبقه‌بندی حوزه‌های آبخیز را برای پیش‌بینی دبی اوج و جریان در زیر حوزه‌های فاقد ایستگاه‌های آبسنجی بر اساس شبکه عصبی مورد بررسی قرار داده‌اند. در این تحقیق بعد از تقسیم نمودن زیر حوزه‌ها به دسته‌های همگن و استفاده از هفت متغیر ورودی و مدل نمودن آنها در داخل شبکه عصبی نتایج قابل قبولی حاصل شده است. نوع متغیرهای ورودی شامل سطح حوزه، شاخص دبی پایه، درصد رواناب استاندارد، شاخص کاهش دبی اوج به دلیل ورود به مخزن سد و یا دریاچه، میانگین بارندگی سالانه دوره استاندارد، میانگین کمبود رطوبت خاک برای دوره زمانی استاندارد (۱۹۹۰ـ۱۹۶۱) و مدت زمانی که میانگین کمبود رطوبت خاک کمتر از شش میلی‌متر در دوره زمانی استاندارد بوده است. البته با کاهش تعداد ورودی‌ها از هفت به سه نیز منجر به تفاوت نسبتاً کم در عملکرد مدل شده است (۲۵). در تحقیق دیگری ضمن تأیید اثرگذاری نحوه تقسیم‌بندی داده‌ها در عملکرد مدل، روش خوشه‌بندی (Clustering) بر اساس شبکه عصبی کوهنن (Kohonen) و انتخاب درصدی از هر یک از خوشه‌ها برای آموزش (Training)، آزمایش (Testing) و اعتبارسنجی (Validation) و رعایت یکسان بودن پارامترهای آماری آنها را توصیه نموده‌اند (۲۲). هدف عمده این تحقیق نشان دادن مدل نمودن بهتر دبی اوج به روش شبکه عصبی مصنوعی نسبت به روش رگرسیون چند متغیره خطی است.

مواد و روش‌ها

۱. ویژگی‌های فیزیوگرافی حوزه‌های آبخیز انتخابی

بر اساس موقعیت جغرافیائی ایستگاه‌های آب‌سنجی موجود در حوزه آبخیز سد سفیدرود زیر حوزه‌ها در مقاطع مذکور بسته شده و زمان تمرکز مورد برآورد قرار گرفته است. از آنجا که بارندگی یک روزه سیلزا (بارندگی یک روزه‌ای که منجر به ایجاد آبنمود در خروجی حوزه شود) (P1) یکی از متغیرهای ورودی مدل می‌باشد، لذا به منظور هم‌آهنگی نسبی بین مدت (تداوم) بارش و زمان تمرکز حوزه، از بین زیر حوزه‌های مورد بررسی، آنهایی که زمان تمرکز برابر و یا کمتر از ۲۴ ساعت داشتند انتخاب شده و برخی از ویژگی‌های فیزیوگرافی آنها به عنوان عامل‌های اثرگذار در دبی اوج با استفاده از نقشه‌های توپوگرافی اندازه‌گیری شده است (جدول ۱). از بین عوامل فیزیوگرافی حوزه‌های آبخیز انتخابی، به‌دلیل وابسته بودن بعضی عامل‌ها به همدیگر (۱۶) در حد امکان عامل‌های مستقل مد نظر قرار گرفته است.

۲. معادل‌سازی گروه‌های هیدرولوژیکی سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی

یکی از عوامل بسیار مهم و به عبارتی تأثیر گذار نهایی در ایجاد دبی اوج، بالا بودن عمق رواناب در سطح حوزه آبخیز است. عمق رواناب خود نیز تابعی از مقدار و شدت بارندگی و میزان تلفات در سطح حوزه آبخیز می‌باشد. عمده عامل افزایش تلفات بارندگی، نفوذ آب در خاک است. لذا با تقسیم‌بندی سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی به گروه‌های هیدرولوژیکی با اختلاف معنی‌دار، این مهم قابل حصول است. این مرحله از کار متکی بر داده‌ها و اطلاعات حاصل از بررسی‌های نفوذپذیری سازندهای زمین‌شناسی حوزه آبخیز سفیدرود بوده است (۵). روش کار به این ترتیب بوده است که ابتدا گروه سازندهای زمین‌شناسی در دو طبقه کلی به نام‌های گروه سازندهای رسوبات ناپیوسته و گروه سازندهای سخت تقسیم شده‌اند. سپس با توجه به معیارهای ژئومرفولوژی و ویژگی‌های هیدرودینامیکی همچون ضریب هدایت هیدرولیکی برای رسوبات ناپیوسته و دبی ویژه برای

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۱. برخی ویژگی‌های فیزیوگرافی زیرحوزه‌های آبخیز انتخابی در حوزه آبخیز سد سفیدرود

شماره	نام حوزه آبخیز	وسعت حوزه (km^2)	ارتفاع میانه (m)	درصد شیب طولی (s_{10-85})	طول مستطیل معادل (km)	عرض مستطیل معادل (km)	ضریب گردی	زمان تمرکز چاو (ساعت)
۱	علیزان – جوستان	۶۴/۴	۲۸۴۰	۶/۲	۱۹/۰۶	۳/۹۴	۱/۴۹	۱/۸۳
۲	مهران – جوستان	۹۸	۲۹۰۰	۶/۸	۱۹/۶۶	۵/۳۴	۱/۳۷	۱/۸۸
۳	تهم – پالدلو	۱۶۹/۶	۲۱۶۰	۳	۲۳/۶۴	۷/۳۶	۱/۳۲	۲/۵۴
۴	تلوار – دهگلان	۲۳۸	۱۹۲۰	۱/۲	۳۰/۰۳	۸/۴۷	۱/۳۵	۴/۸۵
۵	طالقانرود – جوستان	۴۲۸	۲۸۳۰	۳/۰۲	۳۹/۹۴	۱۰/۵۶	۱/۳۸	۳/۴۱
۶	الموت رود – باغ کلایه	۶۳۵	۲۵۲۰	۳/۹	۴۳/۹۴	۱۵/۰۶	۱/۲۸	۳/۸۷
۷	طالقانرود – گلینک	۸۳۸	۲۷۲۰	۲/۱	۵۶/۲۳	۱۴/۲۷	۱/۳۹	۵/۱۷
۸	قزل اوزن – نساره	۱۵۶۸	۲۰۸۰	۰/۴۱	۸۴/۲۷	۲۰/۲۳	۱/۴۲	۱۳/۱۰
۹	شاهرود – رجایی دشت	۲۲۷۰	۲۳۸۰	۱/۳	۹۳/۳۰	۲۴/۷۰	۱/۳۸	۱۲/۳۶
۱۰	تلوار – حسن خان	۲۴۶۵	۱۹۰۰	۰/۴۴	۷۱/۰۹	۳۵/۹۱	۱/۱۹	۱۳/۲۲
۱۱	شاهرود – لوشان	۴۸۶۴	۱۸۷۰	۰/۹۸	۲۲۸/۹۱	۲۱/۵۹	۲/۰۰	۲۲/۳۰
۱۲	تلوار – مهرآباد	۶۲۱۲	۱۸۹۰	۰/۲۴	۱۶۱/۲۸	۴۲/۷۲	۱/۳۸	۲۹/۶۳

سازنده‌ای سخت و واحدهای سنگی، کلیه سازندهای موجود در زیر حوزه‌ها در قالب گروه‌های هیدرولوژیکی سه‌گانه تقسیم‌بندی شده‌اند (جدول ۲). اساس تشخیص سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی نیز، نقشه‌های زمین‌شناسی ۱:۲۵۰۰۰۰ سازمان زمین‌شناسی کشور بوده است.

۳. نحوه جمع‌آوری، پیش پالایش و دسته‌بندی داده‌ها و ساختمان مدل

با استفاده از گزارش‌های سیلاب ایستگاه‌های آب‌سنجی جمع‌آوری شده از سازمان‌های آب استان‌های زنجان، تهران، گیلان و کردستان، در کل به تعداد۱۷۹۰ مورد آبنمود از آنها استخراج شد. بارندگی یک روزه مربوط به زمان وقوع دبی اوج در هر آبنمود و در کل ایستگاه‌های هواشناسی داخل حوزه و بعضاً ایستگاه‌های مجاور جمع‌آوری شده و میانگین حسابی آنها به عنوان بارندگی یک روزه نظیر آن دبی اوج (آبنمود) محاسبه گردید. به روش مذکور بارندگی پنج روز قبل نظیر هر دبی اوج نیز تهیه شد. برای انجام پیش پالایش (Preprocessing) داده‌ها و رسیدن به داده‌های دبی‌های اوج با منشأ باران و تقریباً توزیع یک‌نواخت در هر زیر حوزه، پالایش داده‌ها بر مبنای وجود بارندگی در حداقل ۷۵٪ ایستگاه‌های هواشناسی موجود در سطح هر زیر حوزه و یا بیشتر انجام یافته و در نتیجه تعداد داده‌ها دبی اوج به ۷۱۲ مورد کاهش یافت. برای اطمینان از عدم تأثیر و یا تأثیر اندک ذوب برف در اندازه دبی اوج (شکل آبنمود)، محاسبه ضریب رواناب مربوط به هر آبنمود صورت گرفته و مجدداً آبنمودهایی که دارای ضریب رواناب بیشتر از ۰/۸ بودند، حذف شده و نهایتاً ۶۶۱ مورد آبنمود باقی مانده و دبی اوج آنها برای استفاده در ساخت مدل انتخاب شدند. داده‌های نهایی به صورت تصادفی و با لحاظ کردن ۱۰ درصد آن برای مرحله آزمایش، ۱۰ درصد برای مرحله اعتبار سنجی و بقیه (۸۰ درصد داده‌ها) برای مرحله آموزش به سه دسته تقسیم شدند. ضمناً برای انجام محاسبات و ساخت شبکه ... از جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار MATLAB استفاده شده است.

۴. نحوه ساخت مدل شبکه عصبی مصنوعی

برای رسیدن به یک مدل مطلوب شبکه عصبی، انجام مراحلی

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۲. گروه‌بندی هیدرولوژیکی سازندها و واحدهای زمین‌شناسی به سه گروه هیدرولوژیکی

گروه سازندهای زمین‌شناسی	نوع ریخت‌شناسی	مواد	ضریب هدایت هیدرولیکی (m/day)	دبی متوسط ویژه سالانه ($lit/s/km^2$)	گروه هیدرولوژیکی
رسوبات ناپیوسته (عمدتاً کواترنر)	مخروط افکنه و دشت سر فرسایشی (۱)	درشت‌دانه، ضخامت زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم	>۱۰	-	I
		درشت‌دانه تا متوسط، ضخامت زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم			
		دانه متوسط، ضخامت نسبتاً زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم			
	واریزه‌ها (۴)	دانه متوسط، ضخامت کم، سطح ایستابی نسبتاً پایین			
		درشت‌دانه، ضخامت کم، سطح ایستابی در ژرفای زیاد			
پیوسته	کربنات (۸)	سنگ آهک، دولومیت، دولومیت آهکی کارست با شکاف‌های زیاد	-	۳/۵۸	
		سنگ آهک، دولومیت، دولومیت آهکی و کارست با شکاف‌های متوسط		۳/۱۵	
رسوبات ناپیوسته (عمدتا کواترنر)	آبرفت میان دشتی (۲)	دانه درشت تا متوسط، ضخامت زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم	۱۰-۵	-	
		دانه متوسط، ضخامت نسبتاً زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم			
		دانه متوسط تا ریز، ضخامت نسبتاً زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم			
پیوسته	کربنات (۸)	توف آهکی، دولومیت، سنگ آهک دولومیتی با مقدار کم شیل و مارن، با درز و شکاف‌های کم	-	۱/۸۶	II
	کربنات تخریبی (۹)	سنگ آهک ماسه‌ای، ماسه سنگ آهکی، سنگ آهک، ماسه سنگ دارای درز و شکاف سطحی و نسبتاً زیاد		۱/۰۳	
سازندهای ناپیوسته (عمدتاً کواترنر)	آبرفت پایان دشتی (۳)	دانه متوسط تا ریز، ضخامت نسبتاً زیاد، سطح ایستابی در ژرفای کم	۵-۲	-	
		نسبتاً ریز دانه و یک‌نواخت، ضخامت نسبتاً کم، سطح ایستابی بالا			
		ریز دانه و یک‌نواخت، ضخامت کم، سطح ایستابی بالا			
پیوسته	کربنات تخریبی کلوئیدی (۱)	سنگ آهک، دولومیت، ماسه سنگ، کنگلومرا، شیل، مارن، سیلتستون	-	۰/۸۳	
	کربنات کلوئیدی (۱۱)	سنگ آهک، شیل‌های مارنی ماسه‌ای، آهک شیلی، مارن شیل آهکی، سنگ آهک مارنی		۰/۵۳	
	تخریبی (۱۲)	کنگلومرا، ماسه سنگ، درز و شکاف سطحی نسبتاً زیاد		۰/۶۱	
	تخریبی کلوئیدی (۱۳)	کنگلومرا، ماسه سنگ، شیل، سیلتستون با ضخامت زیاد، درز و شکاف سطحی متوسط		۰/۵۳	
	آذرین (۱۷)	توف‌های سبز کرج، گدازه‌های آندزیتی و تراکی آندزیتی، ضخامت زیاد، درز و شکاف فراوان		۰/۴۶	
		گدازه‌های بازیک توف شیلی، شیل‌های سازند کرج، ماسه سنگ توفی، تراکیت، داسیت		۰/۴۵	
	دگرگونی (۱۸)	فیلیت، اسلیت، شیست میکا دار، آهک مرمری، کوارتز آمفیبولیت، گنایس، سرپانتنیت‌های اولترا بازیکی، کمپلکس دگرگونی		۰/۷۶	
				۰/۶۱	
پیوسته	تخریبی (۱۲)	کنگلومرا و ماسه سنگ فجن، کنگلومرا و ماسه سنگ، اگلومرا	-	۰/۱۷	III
	تبخیری (۱۹)	ژیپس قرمز، مارن ژیپس‌دار، طبقات قرمز ژیپس‌دار، نمک طعام		۰/۱۱	
	کربنات کلوئیدی (۱۱)	سنگ آهک مارنی، مارن، مارن سیلتی، تناوب آهک و مارن		۰/۳۷	
	تخریبی (۱۲)	شیل، ماسه سنگ، مارن‌های سیلتی، کنگلومرا، مارن با ضخامت نسبتاً زیاد		۰/۳۵	
	کلوئیدی (۱۴)	مارن، مارن سبز، رس‌های قرمز و مارن با لایه‌های ژیپس، شیل آرژیلی خاکستری، لایه‌های رسی پلیوسن		۰/۴	

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۳. فرمول‌های نحوه معیار سازی متغیرهای ورودی و خروجی به شبکه

نوع متغیرها	نماد	فرمول‌های معیار سازی
مساحت	A	ST.A=5(A-(6538/2))/(6538/2)
بارندگی یکروزه	P1	ST. P1=5(P1-(55.10/2))/(55.10/2)
بارندگی پنج روز قبل	P5	ST. P5=5(P5-(119.85/2))/(119.82/2)
طول آبراهه اصلی	L	ST.L=5(L -(228.91/2))/(228.91/2)
ارتفاع میانه حوزه	H	ST.H=5(H-(2900/2))/(2900/2)
شیب آبراهه اصلی (۸۵-۱۰٪ طول)	S	ST.s=5(s-(6.8/2))/(6.8/2)
مساحت سازندهای با نفوذپذیری زیاد	GI	ST.GI=5(GI-(2202.39/2))/(2202.39/2)
مساحت سازندهای با نفوذپذیری متوسط	GII	ST.GII=5(GII-(3828/2))/(3828/2)
مساحت سازندهای با نفوذپذیری کم	GIII	ST.GIII=5(GIII-(3190.73/2))/(3190.73/2)
دبی پایه	Qb	ST.Qb=5(Qb-(371/2))/(371/2)
دبی اوج (متغیر خروجی)	Qp	ST.Qp=5(Qp-(552/2))/(552/2)

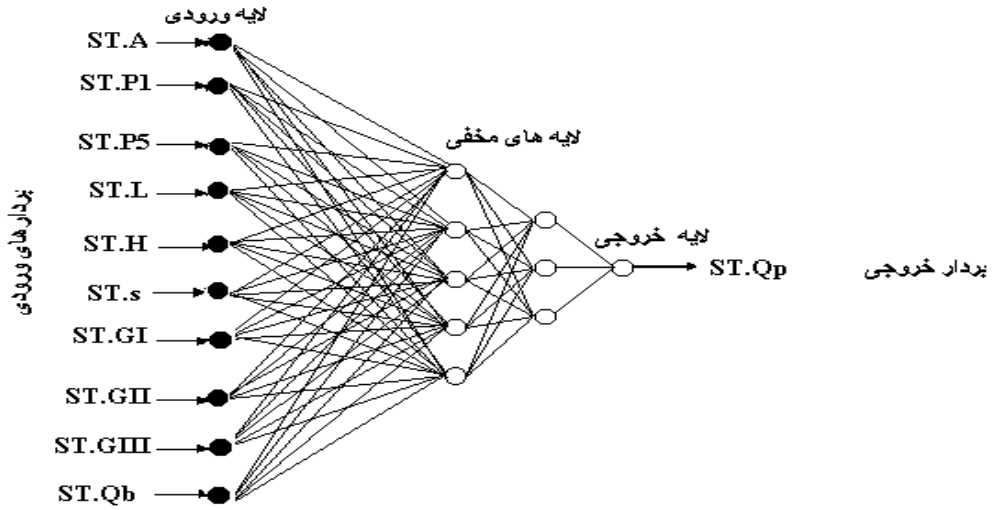
شامل پیش پالایش داده‌ها، معماری شبکه، آموزش شبکه و اعتبارسنجی و حساسیت سنجی (Sensitivity) ضرورت دارد (۲۰). در مسایل مهندسی منابع آب، عموماً شبکه‌های عصبی مورد استفاده از نوع پیشخور با ناظر با تابع‌های محرک (Motivation Functions) سیگموئید با روش آموزش پس انتشار خطا (Back Propagation Error) می‌باشند (۹ و ۱۷). ساختمان شبکه عصبی انتخاب شده شامل یک لایه ورودی با ۱۰ متغیر ورودی معیار شده بین (۵-) و (۵+) به شرح جدول سه، دو لایه مخفی با پنج و سه نرون با تابع‌های انتقال لاگ سیگموئید (Logsigmoeid) و تان سیگموئید (Tansigmoeid) و یک لایه خروجی با یک نرون با تابع انتقال خطی می‌باشد (شکل ۱). معیار سنجش عملکرد مدل نیز بر مبنای محاسبه میانگین مربع خطا (MSE) است.

۵ . تحلیل حساسیت مدل

تحلیل حساسیت مدل، عبارت از انجام اقداماتی است که میزان تأثیرگذاری هر یک از ورودی‌ها (متغیرهای مستقل) در اندازه تغییرات عامل خروجی (متغیر وابسته) ارزیابی شده و میزان اهمیت آنها در تعیین مقدار صحیح اندازه خروجی تعیین شود (۲۱). به عبارت دیگر اثر تغییر در فضای ورودی بر فضای خروجی بررسی شده و حساسیت خروجی یا خروجی‌ها به تغییر ورودی‌ها مشخص گردد (۱۸). تحلیل حساسیت می‌تواند در مشخص نمودن نقاط کنترل، جمع‌آوری داده‌های اضافی، تأیید و اعتبارسنجی مدل کمک نموده و در زمینه‌های مختلف از جمله تحلیل سامانه‌های مهندسی پیچیده، فیزیک، اقتصاد و ... کاربرد داشته باشد (۱۰ و ۱۲). با تحلیل حساسیت، فهم رفتار سامانه مدل شده در قبال ورودی‌ها، ارزیابی میزان به کارگیری و پایداری (Stability) مدل نیز امکان‌پذیر می‌شود. در مدلسازی به روش شبکه عصبی تحلیل حساسیت می‌تواند منجر به انجام هرس ساختمان شبکه و به عبارتی باعث حذف نرون‌های مخفی غیر مؤثر بر روی خروجی شود (۱۱). در اینجا روش تحلیل حساسیت مدل به روش مشتقات جزئی مورد استفاده بوده است. مشتقات جزئی (Partial Derivative) مرتبه اول، مناسب‌ترین تابع منطبق بر تابع شبکه عصبی را ارائه می‌نماید (۱۵). این روش تحلیل حساسیت در مقایسه با روش‌های دیگر برای روابط غیر خطی از کارایی بهتری برخوردار می‌باشد (۱۳). اگر یک شبکه عصبی مصنوعی با یک لایه ورودی (لایه صفر، N-1)، چند لایه مخفی (N) و یک لایه خروجی (N+1) با تابع

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]



شکل ۱. ساختمان شبکه عصبی مورد استفاده

انتقال پیوسته (سیگموئیدی و یا مشابه آن) در نظر گرفته شود، میزان حساسیت مدل با استفاده از مشتقات جزئی زنجیره‌ای (Chaining) (از طرف خروجی به ورودی)، ابتدا نسبت به لایه یا لایه‌های مخفی (N) محاسبه شده (معادله ۱ و ۲) و بعد از آن بر اساس همین قاعده نسبت به ورودی‌ها محاسبه می‌شود (معادله ۳).

$$\frac{\partial O_k}{\partial h_i^N} = \frac{\partial O_k}{\partial net_k^{N+1}} \cdot \frac{\partial net_k^{N+1}}{\partial h_i^N} = O_k\left(1 - O_k\right) \cdot w_{ik}^N, \qquad [1]$$

$$\frac{\partial O_k}{\partial h_i^j} = \sum_l \frac{\partial O_k}{\partial h_l^{j+1}} \cdot \frac{\partial h_l^{j+1}}{\partial net_l^{j+1}} \cdot \frac{\partial net_l^{j+1}}{\partial h_i^j} = \sum_l \frac{\partial O_k}{\partial h_l^{j+1}} \cdot h_l^{j+1}\left(1 - h_l^{j+1}\right) \qquad [2]$$

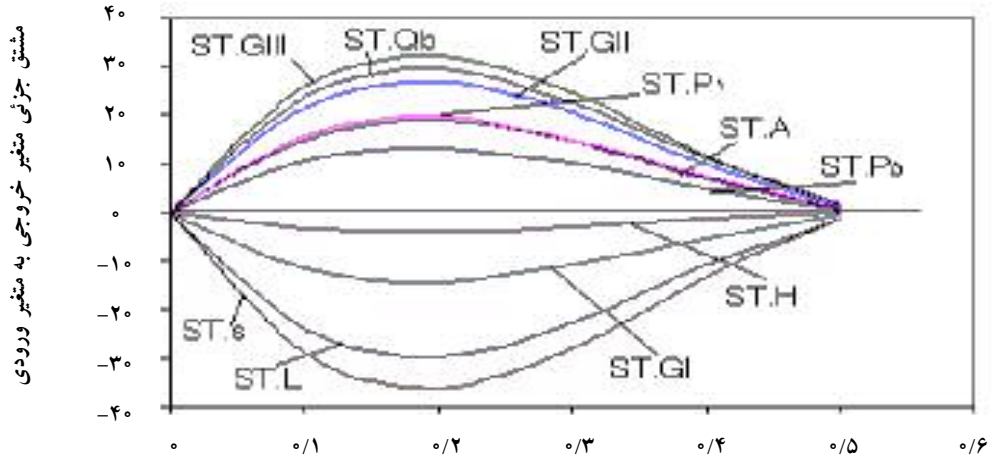
$$\frac{\partial O_k}{\partial I_i} = \sum_l \frac{\partial O_k}{\partial h_l^1} \cdot \frac{\partial h_l^1}{\partial net_l^1} \cdot \frac{\partial net_l^1}{\partial I_i} = \sum_l \frac{\partial O_k}{\partial h_l^1} \cdot h_l^1\left(1 - h_l^1\right) \cdot w_{il}^0 \qquad [3]$$

i= شماره نرون در هر لایه، j= شماره هر لایه از ۱، ۲، . . . ، N، k= شماره نرون در لایه خروجی، l= شماره نرون در لایه یا لایه‌های مخفی، N= تعداد کل لایه‌های مخفی، N-1= لایه ورودی یا لایه صفر (0)، N+1= لایه خروجی، O_k= خروجی نرون شماره k در لایه خروجی (N+1)، h_i^N= کل خروجی نرون شماره i در لایه یا لایه‌های مخفی، h_i^j= خروجی نرون شماره i در لایه مخفی j، به طوری که j برابر است از ۱، ۲، ... ، N، h_l^1= خروجی نرون‌ها در لایه مخفی اول، h_l^{j+1}= خروجی نرون‌ها در لایه مخفی j+1، به طوری که j برابر است از ۱، ۲، ... ، N، Ii= متغیر ورودی شماره i به شبکه، net_i^j= جمع ورودی‌های وزن یافته به نرون i در لایه j، به طوری که j برابر است از ۱، ۲، ... ، N+1، net_l^{j+1}= جمع ورودی‌های وزن یافته به نرون‌ها در لایه j+1، به طوری که j برابر است از ۱، ۲، ... ، N+1، net_l^1= جمع ورودی‌های وزن یافته به نرون‌ها در لایه مخفی اول، net_k^{N+1}= جمع ورودی‌های وزن یافته به نرون k در لایه خروجی (N+1)، w_{ji}^k= وزن ارتباطی بین نرون شماره i در لایه j و نرون شماره k در لایه j+1، w_{il}^0= وزن ارتباطی بین نرون شماره i در لایه ورودی با نرون‌های لایه مخفی اول، w_{ik}^N= وزن ارتباطی بین نرون شماره i در لایه N و نرون شماره k در لایه خروجی (N+1).

برای حل معادلات مشتقات جزئی، ابتدا ماتریس وزن شبکه در لایه خروجی و لایه‌های مخفی پس از تثبیت وزن‌ها محاسبه شده و پس از ضرب ماتریس‌ها به همدیگر، در نهایت بردار وزن‌ها با تعداد ردیف برابر با تعداد ورودی‌ها به دست آمده است. سپس با توجه به معادلات ۱، ۲ و ۳ مقدار مشتقات جزئی

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]



شکل ۲. منحنی‌های رابطه مشتقات جزئی خروجی با هر یک از ورودی‌ها

ST.s= شیب معیار شده ۸۵ـ۱۰ درصدِ طول آبراهه اصلی، ST.L= طول آبراهه اصلی معیار شده، ST.GI= مساحت معیار شده سازندها و واحدهای زمین‌شناسی گروه یک، ST.H= ارتفاع متوسط معیار شده حوزه، ST.P5= بارندگی پنج روز قبل، ST.A= مساحت معیار شده حوزه، ST.P1= بارندگی یکروزه سیلزا، ST.GII= مساحت معیار شده سازندها و واحدهای زمین‌شناسی گروه دو، ST.Qb= دبی پایه معیار شده، ST.GIII= مساحت معیار شده سازندها و واحدهای زمین‌شناسی گروه یک.

خروجی برای هر یک از ورودی‌ها بر حسب خروجی محاسبه شده (معادله ۴) و نتایج به صورت نمودار ارائه شده است (شکل ۲). متغیرهای ورودی بر اساس میزان و روند اثرگذاریشان بر مقدار خروجی به ترتیب اثرگذاریشان از کمترین به بیشترین بر مبناء سطح زیر منحنی‌ها (بدون توجه به علامت) دسته‌بندی گردیده‌اند.

$$\frac{\partial O}{\partial I} = (O - 3O^2 + 5O^4 - 4O^6 + O^8) \cdot W_i \qquad [۴]$$

O= متغیر خروجی، W_i= وزن کلی هر یک از متغیرهای ورودی، $\frac{\partial O}{\partial I}$= مشتق جزئی متغیر خروجی به متغیرهای ورودی.

با استفاده از نرم افزار SPSS و بر مبنای مجموع داده‌های انتخاب شده (۶۶۱ مورد داده‌های متغیر وابسته یعنی دبی اوج و متغیرهای مستقل متناظر)، ضرایب هم‌بستگی کل متغیرها به صورت جفتی و هم‌چنین در قالب معادله رگرسیون چند متغیره خطی تحلیل شده و به روش برگشت به عقب (Backward)، متغیرهای با اثربخشی کم مشخص شده‌اند (جداول ۴ و ۵).

برای فراهم نمودن امکان مقایسه توانایی روش شبکه عصبی ساخته شده با روش سنتی رگرسیون چند متغیره خطی، با استفاده از همان داده‌های مورد استفاده برای آموزش شبکه، معادله رگرسیون مزبور به وسیله نرم افزار MINITAB و با لحاظ نمودن عرض از مبدا برابر با صفر، به دست آمده است. معادلات رگرسیون چند متغیره خطی، معادله‌های ریاضی هستند که با استفاده از روش‌های آماری و توسط چند متغیر پیش‌بینی کننده (متغیرهای ورودی) قابل ایجاد هستند. در این روش هر متغیر پیش‌بینی کننده یک ضریب خاصی را به خود اختصاص می‌دهد. اندازه و علامت این ضرایب بیانگر میزان و نحوه اثر گذاری آن متغیر در میزان تابع (خروجی مدل) است (معادله ۵).

$$STQp = ۱/۰۷A + ۰/۲۳۹p۱ + ۰/۰۲۴۲p۵ - ۰/۶۲۴L + ۰/۰۴۶H - ۰/۰۵۶۱s - ۰/۱۱GI - ۰/۰۳۵GII - ۰/۴۴۲GIII + ۰/۹۱۴Qb \qquad [۵]$$

نتایج

با استفاده از داده‌های اعتبارسنجی که در ایجاد معادله رگرسیون چند متغیره خطی و آموزش شبکه عصبی و آزمون آن هیچ

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۴. ضریب هم‌بستگی و سطح احتمال متغیرها با همدیگر

پیش‌بینی کننده‌ها	QP	A	P1	P5	L	H	S	GI	GII	GIII	Qb
	ضریب هم‌بستگی پیرسون										
Qp	۱/۰۰۰	۰/۵۶۱	۰/۱۷۵	۰/۲۴۷	۰/۵۳۵	-۰/۴۲۷	-۰/۴۶۶	۰/۲۸۴	۰/۵۲۹	۰/۴۲۰	۰/۸۰۱
A	۰/۵۶۱	۱/۰۰۰	-۰/۰۸۳	۰/۰۴۴	۰/۸۴۸	-۰/۸۰۸	۰/۶۵۶	۰/۵۰۷	۰/۸۷۵	۰/۸۰۹	۰/۵۶۲
P1	۰/۱۷۵	-۰/۰۸۳	۱/۰۰۰	۰/۲۶۵	-۰/۱۱۱	۰/۰۳۰	۰/۰۵۰	۰/۰۷۵	۰/۱۹۹	۰/۰۰۰	۰/۰۹۶
P5	۰/۲۴۷	۰/۰۴۴	۰/۲۶۵	۱/۰۰۰	۰/۰۲۲	۰/۰۲۵	۰/۰۲۸	۰/۰۸۰	۰/۰۰۰	۰/۰۸۳	۰/۲۰۵
L	۰/۵۳۵	۰/۹۴۶	-۰/۱۱۱	۰/۰۲۲	۱/۰۰۰	-۰/۷۷۳	۰/۶۰۷	۰/۹۷۱	۰/۹۶۹	۰/۵۶۷	۰/۵۶۲
H	-۰/۴۲۷	۰/۸۰۸	۰/۰۳۰	۰/۰۲۵	-۰/۷۷۳	۱/۰۰۰	۰/۶۸۲	-۰/۵۴۸	۰/۷۰۲	۰/۶۲۴	۰/۴۰۳
S	-۰/۴۶۶	۰/۶۵۶	۰/۰۵۰	۰/۰۲۸	-۰/۶۰۷	۰/۸۸۲	۱/۰۰۰	-۰/۴۳۴	۰/۵۶۵	۰/۵۲۸	۰/۴۲۰
GI	۰/۲۶۴	۰/۶۰۷	۰/۰۷۵	۰/۰۹۰	۰/۳۷۱	۰/۵۴۸	۰/۴۳۴	۱/۰۰۰	۰/۱۵۶	۰/۹۱۷	۰/۲۱۳
GII	۰/۵۲۹	۰/۶۷۵	۰/۱۳۳	۰/۰۰۰	۰/۹۶۹	۰/۷۰۲	۰/۵۸۵	۰/۱۵۶	۱/۰۰۰	۰/۴۲۹	۰/۵۵۵
GIII	۰/۴۲۰	۰/۸۰۹	۰/۰۰۰	۰/۰۸۳	۰/۵۸۷	۰/۶۲۴	۰/۵۲۸	۰/۹۱۷	۰/۴۲۸	۱/۰۰۰	۰/۳۶۶
Qb	۰/۶۰۱	۰/۵۵۲	-۰/۰۹۶	۰/۲۰۵	۰/۵۶۲	۰/۴۰۳	۰/۴۲۰	۰/۲۱۳	۰/۵۵۵	۰/۳۶۶	۱/۰۰۰
Qp	۰.	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
A	۰/۰۰۰	–	۰/۰۱۷	۰/۱۲۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
P1	۰/۰۰۰	۰/۰۱۷	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲	۰/۲۲۲	۰/۰۹۹	۰/۰۲۸	۰/۰۰۰	۰/۴۹۹	۰/۰۰۶
P5	۰/۰۰۰	۰/۱۲۷	۰/۰۰۰	–	۰/۲۶۶	۰/۲۸۴	۰/۲۳۵	۰/۰۱۰	۰/۴۹۵	۰/۰۱۷	۰/۰۰۰
L	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۲	۰/۲۸۵	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
H	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۲۲۲	۰/۲۶۴	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
S	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۹۹	۰/۲۳۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
GI	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۲۶	۰/۰۱۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
GII	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۹۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰
GIII	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۴۹۹	۰/۰۱۷	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰
Qb	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۵	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	۰/۰۰۰	–
	سطح معنی‌دار (یک‌طرفه)										

Qp= دبی اوج، A= مساحت حوزه آبخیز، P1= بارندگی یکروزه نظیر دبی اوج، P5= بارندگی پنج روز قبل نظیر هر دبی اوج، L= طول آبراهه، H= ارتفاع میانه حوزه آبخیز، S= شیب ۸۵ـ۱۰ درصد طول آبراهه اصلی، GI= گروه سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی با نفوذپذیری زیاد، GII= گروه سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی با نفوذپذیری متوسط، GIII= گروه سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی با نفوذپذیری کم، Qb= دبی پایه نظیر هر دبی اوج.

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۵. مراحل برگشت به عقب و مشخصه‌های آماری مدل‌های رگرسیونی خطی در سه حالت حذف بعضی از متغیرها

Model	Beta In	t	Sig.	Partial Correlation	Collinearity Statistics		
					Tolerance	Vif	Minimum Tolerance
1 A	.[a]	–	–	–	۰/۰۰۰	–	۰/۰۰۰
2 A	۰/۱۳۶[b]	۰/۳۳۶	۰/۷۳۷	۰/۰۱۳	۲/۳۰۰E-۰۳	۴۲۹/۲۳۸	۱/۱۵۷E-۰۳
GIII	۰/۰۴۱[b]	۰/۳۳۶	۰/۷۳۷	۰/۰۱۳	۲/۵۰۵E-۰۲	۳۹/۹۲۵	۳/۸۹۵E-۰۳
3 A	۰/۱۳۰[c]	۰/۳۲۱	۰/۷۴۸	۰/۰۱۳	۲/۳۳۰E-۰۳	۴۲۹/۱۹۰	۱/۱۵۷E-۰۳
GII P5	۰/۰۴۰[c]	۰/۳۲۱	۰/۷۴۸	۰/۰۱۳	۲/۵۰۵E-۰۲	۳۹/۹۲۱	۳/۸۹۵E-۰۳
	۰/۰۲۹[c]	۱/۳۶۶	۰/۱۷۲	۰/۰۱۳	۰/۸۵۳	۱/۱۷۳	۱/۱۷۶E-۰۲

a : پیش‌بینی کننده‌ها در مدل Qb, P1, GI, P5, S, GII, H, GIII, L

b : پیش‌بینی کننده‌ها در مدل Qb, P1, GI, P5, S, GII, H, L

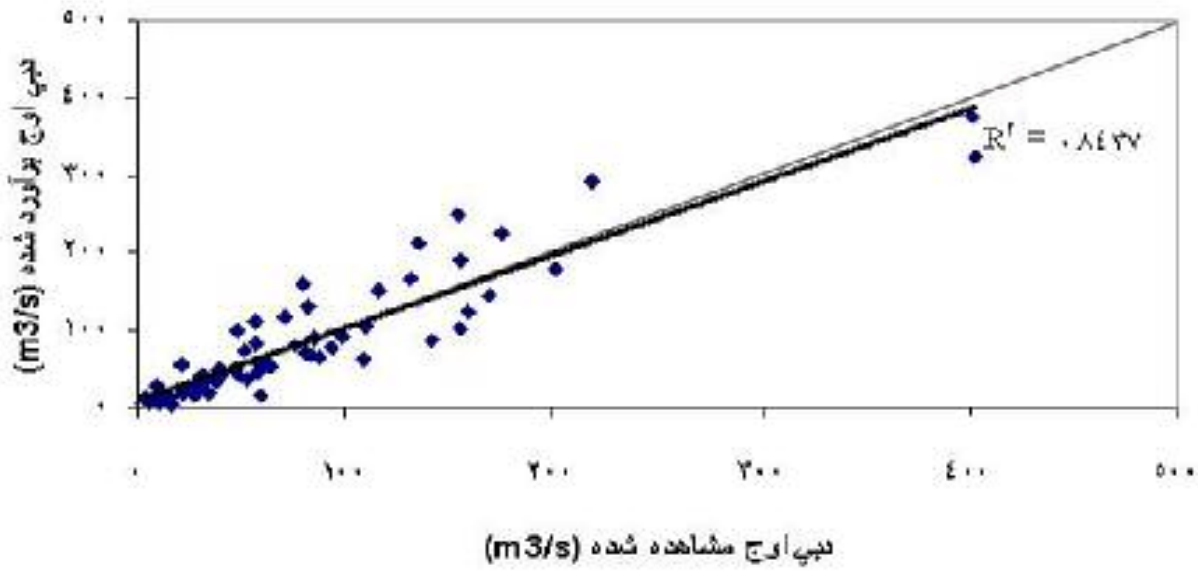
c : پیش‌بینی کننده‌ها در مدل Qb, P1, GI, S, GIII, H, L

نقشی نداشته‌اند، نسبت به برآورد دبی اوج توسط هر دو مدل و محاسبه پارامترهای آماری آنها اقدام شد. روش کار به این صورت بود که ابتدا بر اساس داده‌های معیار شده، دبی اوج توسط مدل‌ها برآورد شد. سپس بر اساس روابط مندرج در جدول ۳، دبی‌های معیار شده به دبی‌های با مقدار واقعی تبدیل گشته و بر اساس این داده‌ها پارامترهای آماری محاسبه گردیده است (جداول ۶، ۷ و شکل‌های ۳، ۴). همچنان که از جدول ۶ بر می‌آید، در دو مورد میزان دبی اوج با علامت منفی برآورد شده که فاقد وجاهت منطقی است.

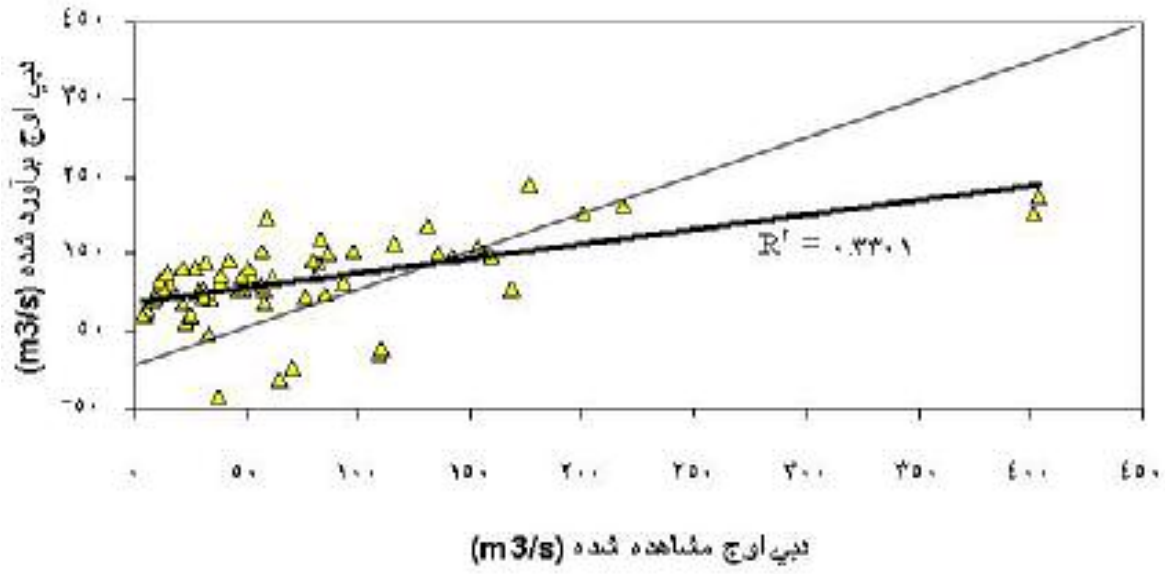
بر اساس حساسیت‌سنجی به روش مشتقات جزئی (شکل ۲)، از بیشترین تأثیر متغیرهای ورودی به کمترین آنها بر روی دبی اوج به ترتیب عبارت‌اند از: شیب ۸۵-۱۰ درصد طول آبراهه اصلی (s)، سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی گروه هیدرولوژیکی سه (GIII)، دبی پایه (Qb)، طول آبراهه اصلی (L)، سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی گروه هیدرولوژیکی دو (GII)، بارندگی یک روزه سیلزا (P1)، وسعت حوزه آبخیز (A)، بارندگی پنج روز قبل (P5)، سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی گروه هیدرولوژیکی یک (GI) و ارتفاع متوسط حوزه از سطح دریا (H). شیب منحنی‌ها بیانگر سرعت تغییرات اثرگذاری بر مقدار خروجی با توجه به افزایش مقدار خروجی (دبی اوج) است، به طوری که تقریباً شیب ۸۵-۱۰ درصد طول آبراهه اصلی با سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی گروه هیدرولوژیکی سه دارای سرعت اثرگذاری مساوی هستند. در معادله رگرسیون چند متغیره خطی (معادله ۵)، عامل مساحت حوزه آبخیز و بعد از آن دبی پایه بیشترین ضریب رگرسیونی را با علامت مثبت به‌خود اختصاص داده و در مقابل عامل بارندگی پنج روز قبل و سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی با نفوذپذیری متوسط کمترین ضریب رگرسیونی را توأم با علامت منفی دارا می‌باشند. وجود ضریب رگرسیونی کوچک‌تر برای متغیر ورودی بیانگر اثر گذاری کم آن متغیر در مقایسه با متغیرهای دیگر با ضریب رگرسیونی بزرگ‌تر بوده و علامت مثبت ضرایب به عنوان اثرگذاری افزایشی و علامت منفی به عنوان اثرگذاری کاهشی در اندازه دبی اوج می‌باشد. ضریب رگرسیون متغیرهای ورودی شامل ارتفاع متوسط حوزه، گروه‌های هیدرولوژیکی با نفوذپذیری متوسط و زیاد معنی‌دار نبوده و به عبارت دیگر قابل حذف از معادله می‌باشند. در تحلیل رگرسیونی دیگری که با استفاده از نرم افزار SPSS انجام شده (جدول ۵)، نشان می‌دهد که تنها با کاهش یک دهم در مقدار ضریب هم‌بستگی، سه متغیر ورودی مدل رگرسیون خطی شامل

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]



شکل ۳. رابطه دبی اوج برآوردی و مشاهده‌ای بر اساس دسته داده‌های اعتبارسنجی به روش شبکه عصبی مصنوعی



شکل ۴. رابطه دبی اوج برآوردی و مشاهده‌ای بر اساس دسته داده‌های اعتبارسنجی به روش رگرسیون چند متغیره خطی

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۶. دبی اوج مشاهده‌ای و برآوردی با استفاده از نمونه داده‌های اعتبار سنجی (m3/s)

مشاهده‌ای	برآوردی رگرسیون ...	برآوردی شبکه ...	مشاهده‌ای	برآوردی رگرسیون ...	برآوردی شبکه ...
۱۶/۱	۱۱۰/۸۷	۳/۰۲	۳۰/۲۰	۱۰۰/۳	۲۹/۹۶
۱۰/۶	۱۰۳/۳۶	۵/۴۴	۳۲/۷	۴۴/۸۰	۳۲/۸
۴/۶	۷۷/۲۲	۶/۱۷	۳۷/۴	-۳۳/۸۲*	۳۴/۵۰
۱۱/۱	۱۱۵/۸۴	۷/۲۱	۵۲/۶	۱۲۲/۷۶	۳۵/۷۵
۱۳/۱	۹۹/۹۰	۸/۲۹	۳۰/۶	۱۰۳/۷۲	۳۸/۱
۴/۹	۶۸/۹۲	۹/۴۵	۳۰/۶	۹۶/۱۱	۴۰
۵/۲	۷۶/۶۰	۱۰/۲	۴۸/۷	۱۰۳/۸۰	۴۱/۱۱
۳/۸	۷۰/۵۰	۱۱/۱۹	۳۹	۱۱۴/۹۰	۴۲/۶۲
۱۴/۶	۱۲۶	۱۱/۶	۳۱/۴۰	۱۳۸/۴۵	۴۴/۶۷
۷/۵	۸۷/۴۴	۱۲/۶	۵۸/۲۰	۸۴/۳۶	۴۵/۸۵
۵۹/۵	۱۹۶/۵۷	۱۳/۹۳	۴۱/۶	۱۳۹/۹۱	۴۷/۷۸
۲۷/۲	۱۳۰/۸۷	۱۵/۶۴	۴۶/۷	۱۰۵/۳۶	۴۹/۳۰
۳۴/۵	۹۱/۱۲	۱۷/۳۵	۳۸/۷	۱۲۲/۳۴	۵۰/۴۴
۲۱/۹	۱۳۲/۰۹	۱۸/۵۰	۶۴/۳	-۱۳/۳۳*	۵۲/۸۰
۲۲/۷	۶۱/۳۰	۲۰/۲۲	۲۱/۱	۸۴/۴۰	۵۴/۲۳
۲۴/۶	۶۶/۳۳	۲۳/۲۰	۵۷/۷	۱۰۴	۵۷/۲۰
۲۸/۹	۱۰۰	۲۵/۱۷	۶۱/۶	۱۱۹/۲۶	۵۹/۵۳
۲۴/۸	۷۱/۴۳	۲۶/۲۵	۱۰۸/۶	۲۱/۸۶	۶۳
۹/۳	۹۵/۵۸	۲۷/۳	۸۶/۷۰	۱۵۲	۶۵/۸۰
۱۶/۱	۱۱۰/۸۷	۳	۸۳/۴	۱۷۰/۱۰	۶۹

*: اعداد منفی که هیچ توجیه فیزیکی ندارد.

متغیرهای مساحت، گروه هیدرولوژیکی با نفوذپذیری کم و بارندگی پنج روز قبل از مدل قابل حذف می‌باشند.

بحث

بر اساس تحلیل حساسیت، سازندهای زمین‌شناسی و واحدهای سنگی مجتمع شده در سه گروه هیدرولوژیکی با نفوذپذیری یک (زیاد)، دو (متوسط) و سه (کم) از نظر اثرگذاری بر مقدار دبی اوج آثار متفاوتی را ارائه می‌کنند و این موضوع تأیید کنندهٔ تفاوت نفوذپذیری گروه‌های هیدرولوژیکی با همدیگر است. از آنجا که برای هر زیر حوزه، مجموع مساحت گروه‌های هیدرولوژیکی برابر با مساحت حوزه آبخیز می‌باشد، لذا رفتار آنها در قبال اثرگذاری بر مقدار دبی اوج، به همدیگر نیز وابسته بوده و باعث پیچیدگی تحلیل رفتار هیدرولوژیکی آنها می‌شود. هم‌چنین میزان نفوذ آب در سازندها و واحدهای زمین‌شناسی علاوه بر وابسته بودن بر ویژگی‌های ذاتی مواد متشکله، تابعی از میزان رطوبت پیشین، مقدار بارندگی و مدت بارندگی و پراکنش شدت بارندگی در مدت زمان بارندگی و در نتیجه تغییرات سرعت نفوذ نیز می‌باشد. از آنجا که این عوامل از نوع

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

جدول ۷. مقایسه آماره‌های مدل شبکه عصبی با مدل رگرسیون چند متغیره خطی بر اساس داده‌های اعتبار سنجی

پارامترهای آماری شبکه ...	پارامترهای آماری رگرسیون خطی
R^2=۰/۸۴	R^2=۰/۳۳
F=۳۳/۶۶	F=۳/۶۰
MSE=۱۰۳۶/۸۶	MSE=۵۶۲۹/۳
MAE=۲۲	MAE=۶۴/۸
MBE=-۴/۵	MBE=-۳۹

متغیر در زمان می‌باشند، در نتیجه در طول زمان بارندگی، بایستی رفتار ضریب رواناب متفاوتی را از این گروه سازندهای هیدرولوژیکی انتظار داشت.

مساحت هر حوزه آبخیز می‌تواند بخش عمده‌ای از سایر ویژگی‌های مورفومتری حوزه را نمایندگی نماید. همین امر می‌تواند توجیه کننده جایگزینی سطح حوزه آبخیز به جای شیب آبراهه اصلی، طول آبراهه اصلی و ارتفاع از سطح دریا و در نتیجه کاهش تعداد متغیرهای ورودی مدل شود. اما هر چقدر عوامل مؤثر در یک پدیده در هم ادغام شوند منجر به افزایش خطا و هر چه بیشتر اختصاصی شدن مدل ساخته شده برای یک ناحیه جغرافیایی خاص خواهد بود. بدین لحاظ جایگزین نمودن مساحت به جای متغیرهای مذکور قابل توصیه نمی‌باشد. عامل ارتفاع به عنوان متغیری هست که کمترین اثر گذاری را بر تولید خروجی یعنی دبی اوج دارد. از آنجا که این متغیر نمایندگی نوع آب و هوا، پوشش گیاهی و کاربری اراضی را به عهده دارد، به نظر نمی‌رسد که حذف آن در مدل شبکه عصبی ضروری باشد. البته می‌توان بخشی از تأثیرات این عامل را در داخل متغیرهای دیگر مانند مساحت ملاحظه نمود، چرا که با کاهش مساحت حوزه بر ارتفاع متوسط آن افزوده می‌شود. این موضوع از شکل ۲ نیز قابل دریافت است. به طوری که فاصله بیشینه منحنی مساحت با محور افقی تقریباً برابر با متوسط فواصل بیشینه عامل‌های فیزیوگرافی ارتفاع، طول و شیب آبراهه اصلی است. از آنجا که در صورت کم بودن متغیرهای یک مدل به شرط محفوظ ماندن کارایی، بر ارزش کاربردی آن اضافه می‌گردد. بنابراین با روش‌های حساسیت‌سنجی، امکان رده‌بندی قاطع و مستقل اثر متغیرها بر روی عامل خروجی (دبی اوج) وجود ندارد. مدل ساخته شده به روش شبکه ... قادر به انجام پیش‌بینی قابل قبول دبی اوج در دامنه وسیعی از تغییرات وسعت زیر حوزه در بخش البرز جنوبی حوزه آبخیز سفیدرود در مقایسه با روش رگرسیون چند متغیره خطی می‌باشد. همچنان که از جدول ۶ و شکل ۴ برمی‌آید خط برازش یافته به دبی‌های اوج مشاهده شده و برآورد شده به روش رگرسیون چند متغیره خطی دارای عرض از مبدأ حدود ۱۰۰ متر مکعب بر ثانیه به ازای دبی اوج مشاهده‌ای برابر با صفر است. این امر بدین معنی است که به طور متوسط ۱۰۰ متر مکعب بر ثانیه مقدار برآوردی از مقدار مشاهده‌ای بیشتر می‌باشد. همین موضوع در دبی‌های برآورد شده با علامت منفی در دو مورد در داخل جدول نیز مشهود است که به هیچ وجه توجیه منطقی و فیزیکی ندارد. در مقابل با توجه به جدول ۶، ۷ و شکل ۳، تطابق نسباتاً کامل براوردهای دبی اوج روش شبکه ... بر داده‌های مشاهده شده محرز بوده و مخصوصاً خط برازش داده شده به داده‌های دبی اوج مشاهده‌ای و برآوردی از مرکز محور مختصات عبور می‌نماید. هم‌چنین نقطه ضعف رگرسیون چند متغیره خطی را می‌توان در ادغام نمودن چندین متغیر ورودی نیز مشاهده نمود. به طوری که با کاهش یک دهم در مقدار ضریب هم‌بستگی، سه متغیر ورودی مدل رگرسیون خطی شامل متغیرهای مساحت، گروه هیدرولوژیکی با نفوذپذیری کم و بارندگی پنج روز قبل از مدل

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

قابل حذف هستند. در صورتی که بر مبنای شکل ۲، گروه هیدرولوژیکی با نفوذپذیری کم جزء مهم‌ترین عامل‌های اثر گذار بر اندازه دبی اوج بوده و پس از آن نیز به ترتیب مساحت و بارندگی پنج روز قبل می‌باشند. منطقاً نیز این متغیرها مستقل از هم بوده و هیچ یک نمی‌تواند تمام و یا قسمتی از اثر گذاری متغیر دیگر را به عهده گیرد و هر یک باید اثر خاص خود را داشته و قابل حذف و یا ادغام در همدیگر نمی‌باشند. این موضوع نیز بیانگر نقطه ضعف روش سنتی محاسبات آماری رگرسیون چند متغیره خطی در قیاس با شبکه عصبی مصنوعی است. بر اساس محاسبات پارامترهای آماری مندرج در جدول ۷، از هر لحاظ شبکه عصبی بر روش رگرسیون چند متغیره خطی ارجح بوده و از طرف دیگر وجود رابطه غیر خطی بارش – رواناب را تأیید می‌کند. با توجه به بررسی‌های انجام گرفته، کار تحقیقی مشابه و با استفاده از متغیرهای مورد بحث در این مقاله صورت نگرفته، لذا امکان مقایسه مستقیم نتایج به دست آمده در این تحقیق با نتایج به دست آمده توسط سایر محققین میسر نمی‌باشد. اما همچنان که در مقدمه اشاره شد، بیشتر تحقیقات صورت گرفته ارجحیت روش شبکه عصبی را به سایر روش‌های سنتی اعلام نموده و نتایج به دست آمده از این تحقیق نیز این موضوع را با قاطعیت زیاد تأیید می‌کند. نتیجه نهایی آنکه در مدل نمودن روابط بارش و رواناب، روش شبکه عصبی مصنوعی بر روش رگرسیون چند متغیره خطی برتری کامل داشته و ضرورت استفاده از آن در مدلسازی‌های از این نوع را الزامی می‌سازد.

منابع مورد استفاده

۱. حسینی، ه. ۱۳۷۹. مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین هیدروگراف سیلاب. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده عمران، دانشگاه علم و صنعت ایران، تهران.

۲. رضائی، ع. ۱۳۸۰. مدلسازی فرسایش با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. همایش ملی مدیریت اراضی ـ فرسایش خاک و توسعه پایدار، اراک، صفحه ۲۵۶-۲۴۷.

۳. رضائی، ع. ۱۳۸۲. شبیه سازی آبنمود ذوب برف بر اساس شبکه عصبی مصنوعی در حوزه آبخیز تهم زنجان. هشتمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، صفحه ۴۷۲ـ۴۶۵.

۴. رهنما، م.ب. و ج. موسوی. ۱۳۸۲. پیش‌بینی سیلاب حوضه آبریز قره‌آقاج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. هشتمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، دانشگاه شهید باهنر کرمان، صفحه ۶۲۰ ـ۶۱۰.

۵. شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان ـ معاونت مطالعات پایه منابع آب. ۱۳۷۹. گزارش تلفیق مطالعات منابع آب حوزه آبریز سفیدرود و شرق و غرب گیلان. جلد اول (آمار و اطلاعات و بررسی مقدماتی آن‌ـ ضمیمه‌های ۱ـ۲ و ۱ـ۳)، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان، رشت.

۶. منهاج، م. ب. ۱۳۷۷. *مبانی شبکه‌های عصبی*. جلد اول، مرکز نشر پروفسور حسابی، تهران.

۷. ناظمی، ع. ۱۳۸۰. کاربرد محاسبات نرم در مهندسی منابع آب. چهارمین کنفرانس دانشجویی سیستم‌های هوشمند، دانشگاه صنعتی خواجه نصیر طوسی، تهران.

8. Abrahart, R. J., L. See and P. E. Kneale. 1999. Using pruning algorithms and genetic algorithms to optimise network architectures and forecasting inputs in a neural network rainfall-runoff model. J. hydroinformatics 1: 103-114.

9. Deo, M. C. and K. Thirumalayah. 2000. Real time forcasting using neural networks. PP. 53-72. *In*: R. S. Govindaraju and A. Ramachandra Rao (Eds.), Artificial neural networks in hydrology, Published by Kluwer Academic, USA.

10. Embrechts, M. J., F. Arciniegas, M. Ozdemir, C. Breneman, K. Bennett and L. Lockwood. 2001. Bagging neural netwrok sensitivity analysis for feature reduction for in-silico drug design. Proceedings of INNS-IEEE

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]

International Joint Conference on Neural networks, (IJCNN): 2478-2482.
11. Engelbrecht, A. P. and I. Cloete. 1996. A sensitivity analysis algorithm for pruning feedforward neural networks. IEEE Int. Conf. on neural networks (2): 1274-1277.
12. Frey, H. C. and S. Patil. 2001. Identification and review of sensitivity analysis methods. Proceedings of NCSU/USDA workshop on sensitivity analysis method. (Accessed on 15 May, 2003 from http://www.ce.ncsu.edu/risk/pdf/frey.pdf).
13. Gevrey, M., I. Dimopoulos and S. Lek. 2003. Review and comparison of methods to study the contribution of variables in artificial neural network models. J. Ecol. Modelling 160: 249-264.
14. Hall, M. J. and A. W. Minns. 1998. Regional flood frequency analysis using artificial neural networks. Hydroinformatics 98(2): 759-763.
15. Hashem, S. 1992. Sensitivity analysis for feedforward artificial neural networks with differentiable activation functions. Proceedings of IJCNN (1): 419-424.
16. Horton, R. E. 1945. Erosion development of streams and their draiage basins: Hydrophysical approach to quantitative morphology. Bulletin of the Geological Society of America, LVI: 275-370.
17. Jankowski, N. and W. Duch. 2001. Optimal transfer function neural networks. ESANN'2001 Proceedings, European symposium on artificial neural networks, Bruges (Belgium), D-Facto Public. ISBN 2-930307-01-3: 101-106.
18. Klimasauskas, C. C. 1991. Neural nets tell why. Dr. Dobbs's Journal, (April): 16-24.
19. Maier, H. R. and G. C. Dandy. 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: a review of modelling issues and applications. Environmental Modelling & Software 15: 101-124.
20. Lange, N. T. 1999. New mathematical approaches in hydrological modeling: an application of artificial neural networks. Physic. Chem. Earth (B), 24(1-2): 31-35.
21. Saltelli, A., K. Chan and E. M. Scott. 2000. Sensitivity Analysis. John Wiley & Sons Pub., USA.
22. Shahin, M. A., H. R. Maier and M. B. Jaksa. 2000. Evolutionary data division methods for developing artificial neural network models in geotechnical engineering. Department of Civil & Environmental Engineering, The University of Adelaide, Research report No. R 171 Press, Cambridge.
23. Tokar, A. S. and M. Markus. 2000. Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models. J. Hydrologic Engin. 5(2):156-161.
24. Vaziri, M. 1998. Time series analysis of Urmia Lake surface water level fluctuations. Proc. Hydroinformatics 98(2): 1477-1481.
25. Wright, N. G. and M.T. Dastorani. 2001. Effects of river basin classification on artificial neural networks based ungauged catchment flood prediction. Proc. of the international symposium on environmental hydraulics, England.

[Downloaded from jcpp.iut.ac.ir on 2026-11-24]

[DOR: 20.1001.1.22518517.1386.11.1.3.0]