

۱۰۰ ساله، مدل رگرسیون چندمتغیره باتوجه به حداکثر ضریب تبیین، حداقل جذر میانگین مربعات خطا و قدر مطلق خطای نسبی به عنوان برترین مدل برگزیده شد.

واژه‌های کلیدی: پروسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی، حوزه آبخیز گرماب، رگرسیون چندمتغیره، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

آگاهی از میزان رسوبات به عنوان تولید فرآیند فرسایشی در حوزه‌های آبخیز امکان شناسایی، مقایسه و اولویت بندی حوزه‌های مختلف را فراهم می‌سازد [۶]. کمبود ایستگاه‌های اندازه‌گیری رسوب، تازه تأسیس شدن بیشتر ایستگاه‌ها، قرارگرفتن بیشتر رودها در مناطق خشک و وضعیت بحرانی برداشت آب‌های زیرزمینی، دلایل اهمیت و ضرورت ارزیابی صحیح درخصوص برآورد، پیش‌بینی و شبیه‌سازی رفتار جریان‌ها و رسوبات آن‌هاست. روش‌های تجربی و فیزیکی متعددی جهت برآورد بار رسوب در یک حوزه آبخیز ابداع شده است. روش‌های تجربی برآورد رسوب بر اساس ارتباط خصوصیات حوزه نظیر مساحت، پستی و بلندی، پوشش اراضی و اقلیم و امتیازدهی کیفی آن خصوصیات استوار شده است [۱۴] و قادرند نرخ رسوب‌گذاری در دلتا یا مخازن را به صورت غیرمستقیم برآورد نماید [۱۲]. این روش‌ها به دلیل برخورداری از ساختار ساده، محاسبات ساده ریاضی و قابلیت کارکردن با مجموعه داده‌های ورودی محدود به طور گسترده‌ای رایج می‌باشند [۱۳]. توجه به پدیده‌ها و عوارض موجود در سیستم‌ها از یک طرف و پیچیدگی سیستم‌ها از طرف دیگر محافل علمی را به ساده‌سازی سیستم‌ها متمایل ساخته است تا با شناخت روابط ساده و کارآمد و راه‌حل‌های ساده بهتر بتوانند با صرف هزینه و زمان کمتر مسائل پیچیده را مورد ارزیابی قرار داده و بهتر بتوانند آن‌ها را کنترل و مدیریت نمایند. مدل و مدل‌سازی یکی از مباحث مهم در علوم است. در مورد مدل‌سازی رابطه خصوصیات فیزیکی حوزه آبخیز با رواناب و رسوب تاکنون مطالعاتی در داخل و خارج کشور صورت گرفته است: حیات‌زاده و همکاران [۵] در برآورد رسوب با استفاده از روش‌های منحنی سنج و شبکه عصبی با تلفیق پارامترهای مورفولوژیکی حوزه باغ عباس به این نتیجه رسیدند که دقت روش شبکه عصبی مصنوعی^۳ به مراتب از دقت روش منحنی

مدل‌سازی رابطه بین خصوصیات فیزیکی حوزه آبخیز و رواناب و رسوب (مطالعه موردی: حوزه گرماب، استان خراسان رضوی)

کتایون کاظم‌پور^۱، مهدی بشیری^{۲*} و مریم اکبری^۱
 تاریخ دریافت: ۹۶/۰۱/۱۶ تاریخ پذیرش: ۹۶/۰۹/۰۵

چکیده

دستیابی به اطلاعات دقیق سیلاب و رسوب، به دلیل مشکلات اجرایی و فقدان ایستگاه‌های هیدرومتری و رسوب‌سنجی مناسب بسیار هزینه‌بر و مشکل می‌باشد. لذا تحقیق حاضر درصدد تعیین ارتباطات معنی‌دار بین پارامترهای فیزیکی حوزه گرماب و مؤلفه‌های مختلف سیلاب و رسوب می‌باشد. بدین منظور کلیه اطلاعات ورودی همچون متغیرهای مساحت و محیط حوزه، ارتفاع حداکثر، حداقل و متوسط حوزه از سطح دریا، طول آبراهه اصلی، شیب آبراهه اصلی، شیب حوزه، ضریب شکل و تراکم زهکشی، فرسایش سالانه و فرسایش ویژه برحسب مترمکعب در کیلومتر مربع در سال و سیل با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله به مترمکعب در ثانیه جمع‌آوری شد. سپس ارتباط بین هشت پارامتر برآوردشده سیلاب و رسوب و ۱۰ پارامتر فیزیکی حوزه از طریق روش‌های تجزیه و تحلیل آماری رگرسیون چندمتغیره و شبکه عصبی انجام پذیرفت. بررسی ورودی‌های مؤثر در روش رگرسیون چندمتغیره نشان داد که متغیرهای مساحت و شیب حوزه پارامترهای مؤثر در تولید سیلاب و متغیرهای مساحت، ارتفاع حداکثر و متوسط حوزه و طول آبراهه اصلی پارامترهای مؤثر در تولید رسوب حوزه گرماب می‌باشند. همچنین شبکه تابع پایه شعاعی برای مقادیر پیش‌بینی شده فرسایش ویژه و شبکه پروسپترون چندلایه برای فرسایش تخمینی سالانه به ترتیب با حداکثر ضریب تبیین ۰/۹۸ و ۰/۹۹ و حداقل جذر میانگین مربعات خطایی برابر با ۰/۱۶ و ۲۵۳/۶۳ به عنوان کارآمدترین مدل انتخاب شد. اما برای مقادیر پیش‌بینی شده سیلاب با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تربت حیدریه.
 ۲- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تربت حیدریه، نویسنده مسئول: Email: m.bashiri@torbath.ac.ir

جهت برآورد میزان رواناب و رسوب با استفاده از پارامترهای فیزیکی حوزه پرداخته خواهد شد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد پژوهش

محدوده مورد مطالعه حوزه آبخیز گرماب می‌باشد که در بخش شمال شهرستان تربت‌حیدریه در استان خراسان رضوی واقع شده است. از نظر مختصات جغرافیایی در محدوده طول‌های جغرافیایی $35^{\circ} 39' 30''$ تا $59^{\circ} 00' 21''$ شرقی و عرض‌های جغرافیایی $35^{\circ} 39' 30''$ تا $35^{\circ} 44' 30''$ شمالی قرار گرفته است. وسعت کل حوزه $9611/41$ هکتار و میانگین بارندگی حوزه $296/6$ میلی‌متر می‌باشد. ارتفاع متوسط کل حوزه $1729/08$ متر، حداکثر ارتفاع در حوزه 2095 و حداقل ارتفاع $1547/64$ متر در محل خروجی حوزه می‌باشد. شیب حداقل، متوسط و حداکثر حوزه نیز به ترتیب برابر با $4/28$ ، $12/95$ و $32/27$ است و تراکم زهکشی کل حوزه نیز برابر با $11/38$ می‌باشد که تراکم بالایی است. موقعیت محدوده مورد مطالعه در استان خراسان رضوی در شکل شماره (۱) نشان داده شده است.

روش پژوهش

در این مطالعه، برای ارزیابی کمی مقادیر فرسایش و رسوب با عنایت به این موضوع که در حوالی حوزه مورد مطالعه ایستگاه هیدرومتری قابل استفاده وجود ندارد، از روش پتانسیل فرسایش^۶ جهت برآورد فرسایش و رسوب استفاده گردیده است. این مدل در سال ۱۹۵۲ برای بررسی شدت فرسایش خاک در کشور یوگسلاوی سابق، در مؤسسه جاروسلاو سرنی^۷ مورد استفاده قرار گرفته است [۱]. در این مطالعه، پارامترهای فیزیوگرافی حوزه و زیرحوزه‌ها با استفاده از نرم‌افزار ArcView و ArcGIS و ضوابط آنها مورد تجزیه و تحلیل و برآورد قرار گرفته است. از جمله منابع مورداستفاده در این مطالعه می‌توان به نقشه‌های کاغذی و رقمی $1:25000$ ، تصاویر ماهواره‌ای ETM، عکس‌های هوایی $1:20000$ و اطلاعات به دست آمده از بازدیدهای صحرائی اشاره کرد. ورودی‌های مدل از نظر ویژگی‌های طبیعی به دو بخش قابل تقسیم هستند. بخش اول شامل ورودی‌هایی است که در ارتباط با ویژگی‌های ذاتی حوزه آبخیز هستند و به آن‌ها متغیرها و یا ورودی‌های ثابت گفته می‌شود. این متغیرها شامل مساحت و محیط زیر حوزه‌ها، ارتفاع حداکثر، حداقل و متوسط زیر حوزه از سطح دریا، طول آبراهه اصلی، شیب آبراهه اصلی، شیب حوزه، ضریب شکل و تراکم زهکشی می‌باشند. بخش دوم شامل ورودی‌هایی هستند که تابعی از عوامل اقلیمی بوده و به عنوان متغیرها و یا ورودی‌های متحرک می‌باشند. این متغیرها در مدل شامل فرسایش سالانه و فرسایش ویژه بر حسب متر مکعب در کیلومتر مربع در سال، سیل با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله به مترمکعب در ثانیه هستند. متغیرهای خروجی نیز مقادیر تخمینی رواناب و رسوب می‌باشند. در جدول

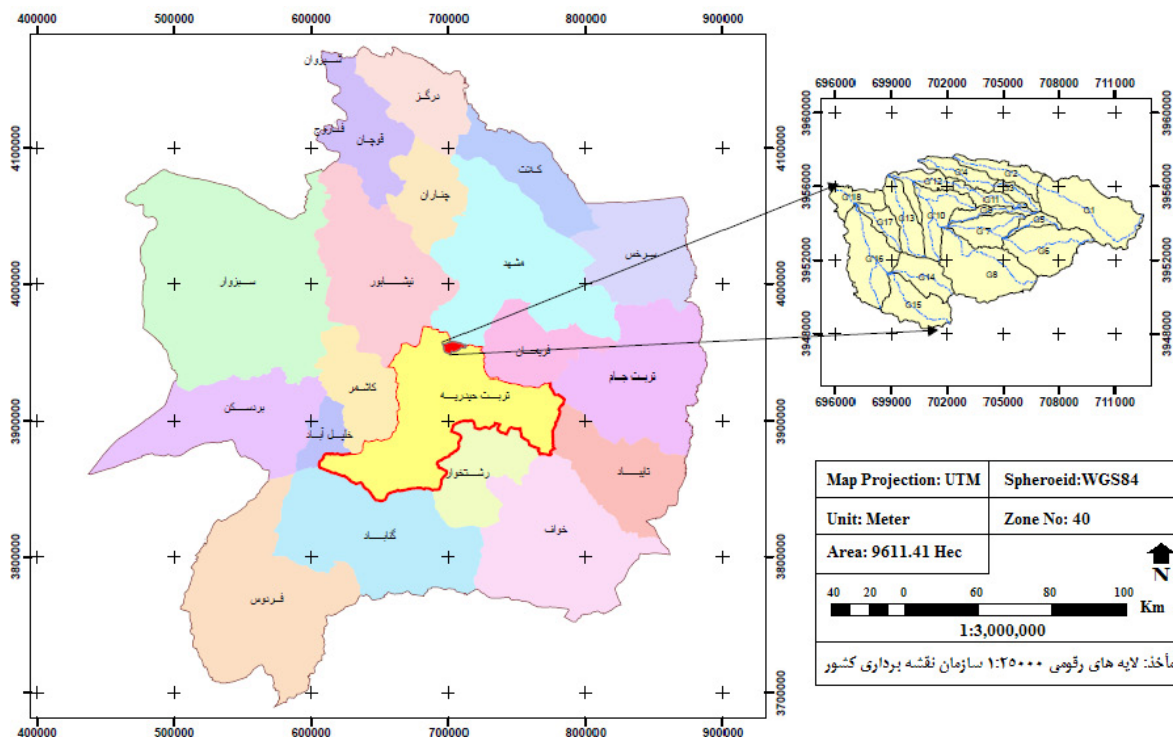
سنجه رسوب بیشتر می‌باشد و همچنین پارامترهای مؤثر در تولید رسوب را ضریب شکل و ضریب فشردگی حوزه معرفی کردند. نگارش و همکاران [۹] در بررسی کاربرد شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی سیلاب در حوزه‌ی آبریز سرباز به این نتیجه رسیدند که شبکه منتخب تابع پایه شعاعی^۱ با همبستگی $0/97$ در مرحله آموزش و $0/71$ در مرحله آزمایش و خطای کمتر نسبت به سایر شبکه‌ها به عنوان بهترین مدل در بین انواع شبکه‌ی عصبی شناخته شد. مقایسه‌ی نتایج این شبکه و مدل رگرسیونی نشان داد که مدل شبکه عصبی پیش‌بینی بهتری نسبت به روش رگرسیونی از سیلاب رودخانه‌ی سرباز ارائه می‌دهد. وفاخواه و سعیدیان [۱۰] نیز به مدل‌سازی رواناب و رسوب به کمک شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره^۲ در مارن‌های آجاجاری پرداختند. نتایج نشان داد که رگرسیون چندمتغیره در شرایطی با داده‌های ورودی زیاد و خروجی کم نتایج مطلوب‌تری در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی نشان می‌دهد. در شدت‌های بالای بارش به علت همگنی داده‌ها عملکرد شبکه عصبی نسبت به شدت‌های پایین بارش بهتر می‌شود. ولی رگرسیون چندمتغیره در همه شدت‌های بارش بالا و پایین عملکرد بسیار قابل قبولی نشان داد. ولی و همکاران [۱۱] نیز کارایی مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و رگرسیونی را برای پیش‌بینی بار رسوب جریان حوزه آبخیز سمندگان مورد مقایسه قرار دادند. نتایج ارزیابی مدل‌های رگرسیونی مبین عملکرد ضعیف‌تر آن‌ها در مقایسه با روش شبکه عصبی مصنوعی بود. آن‌ها نیز فاکتورهای مؤثر در تولید رسوب را ضریب ناهمواری، ضریب گردی و شاخص زهکشی حوزه معرفی کردند. آگاروال و همکاران [۲] در مدل‌سازی رواناب و رسوب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در حوزه رودخانه وامسادها^۳ در هند، سیگیزوگلو و آلپ [۳] در مقایسه‌ی روش رگرسیونی و شبکه‌های عصبی در برآورد بار رسوب رودخانه جونیاتا^۴ در ایالات متحده و الشورباگی و همکاران [۴] در مقایسه‌ی تکنیک شبکه عصبی و روش‌های رگرسیون خطی و رگرسیون غیرخطی در پیش‌بینی رواناب بهاره در دره رودخانه سرخ، جنوب مانیتوبا^۵ در کانادا، افزایش دقت و سرعت شبکه‌های عصبی مصنوعی را در مقابل روش‌های رگرسیونی عامل ارجحیت آن‌ها معرفی نمودند.

هدف از انجام این تحقیق پیدا کردن بهترین ارتباط بین میزان رواناب و رسوب و خصوصیات فیزیکی حوزه است تا از طریق آن‌ها بتوان با در دست داشتن اطلاعات مربوط به پارامترهای فیزیکی حوزه، به اطلاعات مربوط به میزان رواناب و رسوب دست یافت. بنابراین با توجه به مطالعات انجام‌شده در این مطالعه به بررسی کارایی روش شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره

- 1- Radial Basis Function (RBF)
- 2- Multivariate Linear Regression (MLR)
- 3- Vamsadhara River
- 4- Juniata
- 5- Manitoba

6- Erosion Potential Method (EPM)

7- Jaroslave Cerni



شکل ۱: موقعیت حوزه مورد مطالعه در استان خراسان رضوی

جدول ۱: مشخصات فیزیوگرافی حوزه آبخیز گرماب تربت حیدریه

تراکم زهکشی (Km/Km ²)	ضریب شکل	شیب حوزه (درصد)	شیب آبراهه اصلی (درصد)	طول آبراهه اصلی (km)	ارتفاع زیر حوزه (m)			محیط (Km)	مساحت (Km ²)	زیر حوزه
					متوسط	حداقل	حداکثر			
۹/۴۹	۰/۳۵	۳۱/۳۵	۳/۶۵	۷/۹۷	۹۰/۱۹۴۱	۱۹۴۱/۹۰	۲۰۹۵	۱۷/۷۲	۱۳/۱۶	G1
۱۲/۲۶	۰/۱۸	۱۳/۱۹	-	۵/۰۲	۲۵/۱۷۴۶	۱۷۴۶/۲۵	۱۹۱۱/۱۶	۱۳/۶۹	۴/۱۶	G'2
۱۳/۲۳	۰/۱۸	۲۰/۱۸	۵/۶۱	۳/۳۹	۳۴/۱۸۰۷	۱۸۰۷/۳۴	۱۹۳۱/۸۸	۷/۴۷	۱/۷۸	G3
۱۰/۵۰	۰/۱۸	۵/۳۰	-	۴/۶۷	۵۵/۱۶۷۳	۱۶۷۳/۵۵	۱۷۷۰/۰۸	۱۱/۱۳	۳/۳۴	G'4
۱۴/۷۵	۰/۱۳	۳۲/۲۷	۷/۵۵	۳/۹۹	۵۵/۱۸۵۸	۱۸۵۸/۵۵	۲۰۶۹/۵۶	۸/۳۴	۱/۵۲	G5
۱۳/۳۷	۰/۳۳	۱۵/۷۵	۵	۵/۹۸	۱۰/۱۸۲۸	۱۸۲۸/۱۰	۲۰۶۹/۳۰	۱۳/۸۱	۸/۶۶	G6
۱۱/۳۵	۰/۴۶	۹/۵۹	-	۳/۱۴	۵۰/۱۷۰۹	۱۷۰۹/۵۰	۱۹۳۵/۷۹	۱۱/۱۶	۴/۷۳	G'7
۱۲/۹۴	۰/۳۵	۷/۸۲	۲/۵۳	۷/۱۹	۲۳/۱۷۱۷	۱۷۱۷/۲۳	۱۸۵۱/۴۰	۱۷/۲۷	۱۲/۴۳	G8
۱۴/۱۹	۰/۰۸	۱۳/۹۰	۴/۷۸	۵/۷۴	۹۶/۱۷۴۰	۱۷۴۰/۹۶	۱۹۲۱/۸۸	۱۱/۶۳	۲/۰۹	G9
۹/۹۸	۰/۲۹	۶/۴۱	-	۳/۵۹	۸۴/۱۶۵۷	۱۶۵۷/۸۴	۱۷۳۱/۳۰	۱۴/۹۸	۶/۲۸	G'10
۱۳/۷۸	۰/۱۳	۹/۵۹	۴/۶۰	۴/۹۰	۲۷/۱۷۳۲	۱۷۳۲/۲۷	۱۸۸۱/۲۰	۱۰/۶۲	۲/۴۴	G11
۹/۱۵	۰/۲۱	۴/۲۸	-	۱/۴۶	۳۷/۱۶۲۳	۱۶۲۳/۳۷	۱۷۰۶/۰۲	۱۴/۲۶	۳/۴۵	G'12
۹/۵۵	۰/۲۰	۶/۰۷	۲/۶۴	۵/۵۶	۱۸/۱۶۳۸	۱۶۳۸/۱۸	۱۷۲۹/۷۱۴	۱۱/۴۱	۵/۱۰	G13
۱۲/۲۸	۰/۴۸	۷/۵۰	۲/۱۹	۴/۳۴	۹۳/۱۶۷۸	۱۶۷۸/۹۳	۱۷۳۲/۰۴۶	۱۱/۰۱	۴/۹۱	G14
۱۲/۹۳	۰/۳۱	۶/۰۶	۲/۲۵	۵/۱۹	۶۶/۱۶۷۱	۱۶۷۱/۶۶	۱۷۴۰/۷۲۵	۱۳/۱۰	۶/۴۸	G15

شماره (۱) کلیه مشخصات فیزیوگرافی ۱۵ زیرحوزه مورد مطالعه آورده شده است.

در این پژوهش به منظور تعیین میزان همبستگی بین پارامترهای فیزیکی حوزه و رواناب و رسوب از نرم افزار SPSS نسخه ۲۲ استفاده شد. با توجه به حداکثر میزان ضریب همبستگی و معنی دار بودن متغیرها (در سطح اعتماد ۹۵ و ۹۹ درصد)، میزان تأثیر پارامترهای فیزیوگرافی (متغیرهای مستقل) بر روی رواناب و رسوب (متغیرهای وابسته) برآوردی تعیین گردید و ارتباط خطی بین متغیرهای مستقل با رواناب و رسوب محاسبه و با استفاده از آنالیز رگرسیون از بین پارامترهای به کار گرفته شده، پارامترهای تأثیرگذار انتخاب شده است. در ادامه، همراه با روش آماری رگرسیونی از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه^۱ (MLP) و تابع پایه شعاعی (RBF) جهت شبیه سازی و پیش بینی رواناب و رسوب حوزه گرماب استفاده شد. در شبکه عصبی، ساختار شبکه شامل تعداد لایه های مخفی، تعداد نرون های هر یک از لایه های مخفی، نوع تابع فعال سازی^۲ و ورودی های مدل که بر روی خروجی مدل تأثیر گذاشته، باید تعیین گردد. به منظور طراحی شبکه عصبی مصنوعی نیز از نرم افزار SPSS نسخه ۲۲ استفاده شد.

رگرسیون خطی چندمتغیره (MLR): از رگرسیون خطی چندمتغیره نیز جهت شبیه سازی و پیش بینی رواناب و رسوب استفاده می شود. در این روش مقادیر α و β تحت عنوان شیب خط و عرض از مبدأ و متغیر(های) مستقل (X) برای تخمین متغیر وابسته (Y) می باشند. مدل رگرسیونی چندمتغیره به صورت رابطه (۱) محاسبه می شود:

$$Y = \beta + \alpha x_1 + \alpha x_2 + \dots + \alpha x_n \quad (1)$$

شبکه عصبی مصنوعی (ANN): این شبکه تقلید بسیار ساده ای از مغز انسان بر اساس یک پیکربندی ریاضی است که قادر به پردازش روی داده های تجربی و کشف قوانین یا دانش نهفته در پشت داده ها است، به گونه ای که از چند لایه و در هر لایه از چند گره (نرون) تشکیل شده است [۸]. یک شبکه عصبی مصنوعی شامل مجموعه ای از نرون های متصل به هم می باشد که به هر مجموعه از این نرون ها یک لایه گفته می شود. نقش نرون ها در شبکه های عصبی پردازش اطلاعات است. این امر در شبکه های عصبی مصنوعی به وسیله یک پردازش گر ریاضی که همان تابع فعال سازی است، انجام می شود. یک تابع انتقال (فعال سازی)، بر اساس نیاز خاص مسأله ای که قرار است به وسیله شبکه عصبی حل شود، از سوی طراح انتخاب می شود. ساده ترین شکل شبکه، فقط دولایه دارد. لایه ورودی^۳ و لایه خروجی^۴ شبکه شبیه یک سیستم ورودی- خروجی عمل می کند و ارزش نرون های ورودی را برای محاسبه ارزش نرون های خروجی مورد استفاده قرار می دهد. شبکه های عصبی با لایه های پنهان^۵ دارای

توانایی های بیشتری نسبت به شبکه های عصبی دولایه هستند [۷].

شاخص های ارزیابی مدل ها:

جهت ارزیابی نتایج حاصل از مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره و مقایسه نتایج نهایی با مقادیر مشاهده شده از سه پارامتر آماری استفاده گردید که معادلات مربوط به این پارامترها شامل ضریب تبیین^۶ (R^2)، جذر میانگین مربعات خطی^۷ (RMSE) و قدر مطلق خطای نسبی^۸ (Re) به ترتیب در روابط ۲، ۳ و ۴ گزارش داده شده است.

$$R^2 = \frac{\sum(Q_w - \bar{Q}_w)(Q_s - \bar{Q}_s)}{\sqrt{\sum(Q_w - \bar{Q}_w)^2 \sum(Q_s - \bar{Q}_s)^2}} \quad (2)$$

که در رابطه بالا Q_w دبی جریان، \bar{Q}_w متوسط دبی های جریان، Q_s دبی رسوب و \bar{Q}_s متوسط دبی های رسوب برای داده های برازش شده است. بیشترین ضریب تبیین، بهترین رابطه را معرفی می کند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (3)$$

n تعداد نمونه های مورد بررسی برای هر واقعه، P_i مقدار برآورد شده از مدل برای هر واقعه و O_i مقدار اندازه گیری شده برای هر واقعه است. به طور کلی هر چه قدر مقدار جذر میانگین خطاها به صفر نزدیک تر باشد مدل مطلوب تر خواهد بود. برای یک مدل ایده آل، این مقدار صفر است.

$$Re = \left(\frac{P_i - O_i}{O_i} \right) \quad (4)$$

هر مدلی که قدر مطلق خطای نسبی کمتری داشته باشد برآورد دقیق تر و بهتری دارد.

نتایج

جدول شماره ۲ مقادیر آماره های مربوط به متغیرهای رواناب و رسوب و جدول شماره ۳ نتایج همبستگی پارامترهای فیزیکی حوزه با رواناب و رسوب را نشان می دهد.

در جدول شماره ۴ نیز، ثابت ها و ضرایب مربوط به متغیرهای معنی دار در مدل های رگرسیونی عامل رواناب و رسوب همراه با سطح معنی داری و ضریب تشخیص ارائه گردیده است.

مشخصات ساختاری مدل های شبکه عصبی به دو روش پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی به ترتیب در جداول ۵ و ۶ نشان داده شده است.

در جدول شماره ۷ نیز شاخص های ارزیابی مدل ها برای مقادیر پیش بینی شده فرسایش ویژه، فرسایش سالانه تخمینی، سیل ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله به روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، شبکه عصبی پایه شعاعی و رگرسیون چندمتغیره گزارش داده شده است.

- 1- Multi-Layer Perceptron
- 2- Activation Function
- 3- Input Layer
- 4- Output Layer
- 5- Hidden Layer

6- Coefficient of determination

7- Root Mean Square Error

8- The absolute value of the relative error

جدول ۲: مقادیر آماره‌های مربوط به متغیرهای رواناب و رسوب حوزه گرماب

پهنای	میانگین	بیش‌خورد	میانگین	واریانس	انحراف استاندارد	حداقل	حداکثر	دامنه تغییرات	دامنه میان	چارگی	چرخگی ۱	کشیگی ۲
فرسایش ویژه	۱۰/۳۹	۱۰/۳۲	۱۰	۲/۳۲	۱/۵۲	۸/۳۰	۱۳/۸۰	۵/۵۰	۰/۹۰	۱/۱۸	۱/۰۶	
فرسایش سالانه	۵۷۱۴/۷۰	۵۲۹۴/۰۹	۴۸۸۹/۳۰	۱۹۰۵۳۲۷۲/۶۳	۴۳۶۵/۰۰	۱۵۲۹/۵۰	۱۷۴۷۱/۰۰	۱۵۹۴۱/۵۰	۳۹۸۶/۲۰	۱/۷۰	۲/۹۲	
سیل ۲ ساله	۱/۸۷	۱/۸۲	۱/۸۰	۱/۰۷	۱/۰۳	۰/۶۰	۴/۰۰	۳/۴۰	۱/۳۰	۰/۹۱	۰/۱۹	
سیل ۵ ساله	۴/۵۰	۴/۳۸	۴/۲۰	۶/۱۶	۲/۴۸	۱/۵۰	۹/۶۱	۸/۱۱	۳/۱۰	۰/۹۵	۰/۲۷	
سیل ۱۰ ساله	۶/۶۲	۶/۴۴	۶/۲۰	۱۳/۳۷	۳/۶۵	۲/۳۰	۱۴/۱۴	۱۱/۸۴	۴/۶۰	۰/۹۴	۰/۲۳	
سیل ۲۵ ساله	۸/۶۸	۸/۴۵	۸/۲۰	۲۲/۹۴	۴/۷۸	۳/۰۰	۱۸/۵۳	۱۵/۵۳	۶/۰۰	۰/۹۴	۰/۲۳	
سیل ۵۰ ساله	۱۰/۲۳	۹/۹۶	۹/۶۰	۳۱/۸۸	۵/۶۴	۳/۵۰	۲۱/۸۳	۱۸/۳۳	۷/۱۰	۰/۹۵	۰/۲۴	
سیل ۱۰۰ ساله	۱۲/۷۹	۱۲/۴۵	۱۲/۰۰	۴۹/۷۸	۷/۰۵	۴/۴۰	۲۷/۲۶	۲۲/۸۶	۸/۹۰	۰/۹۴	۰/۲۳	

جدول ۳: نتایج همبستگی پارامترهای فیزیکی حوزه با رواناب و رسوب

فرسایش ویژه	فرسایش سالانه	سیل ۲ ساله	سیل ۵ ساله	سیل ۱۰ ساله	سیل ۲۵ ساله	سیل ۵۰ ساله	سیل ۱۰۰ ساله
مساحت	۰/۲۵	**۰/۹۷	**۰/۹۹	**۰/۹۹	**۰/۹۹	**۰/۹۹	**۰/۹۹
محیط	۰/۱۸	**۰/۸۳	**۰/۸۶	**۰/۸۶	**۰/۸۶	**۰/۸۵	**۰/۸۵
ارتفاع حداقل	*۰/۵۷	۰/۴۳	۰/۲۳	۰/۲۴	۰/۲۴	۰/۲۴	۰/۲۴
ارتفاع حداکثر	۰/۴۱	۰/۳۰	۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۵	۰/۱۵
ارتفاع متوسط	*۰/۵۸	۰/۴۳	۰/۲۳	۰/۲۳	۰/۲۳	۰/۲۳	۰/۲۳
طول آبراهه اصلی	۰/۴۳	**۰/۷۴	**۰/۶۸	**۰/۶۷	**۰/۶۷	**۰/۶۷	**۰/۶۷
تراکم زهکشی	۰/۰۰	-۰/۳۰	-۰/۳۲	-۰/۳۲	-۰/۳۲	-۰/۳۲	-۰/۳۲
ضریب شکل	-۰/۱۱	۰/۵۰	*۰/۶۱	*۰/۶۱	*۰/۶۱	*۰/۶۱	*۰/۶۱
شیب آبراهه اصلی	۰/۱۰	-۰/۰۶	-۰/۱۷	-۰/۱۷	-۰/۱۷	-۰/۱۶	-۰/۱۷
شیب حوزه	۰/۴۹	۰/۲۵	۰/۰۴	۰/۰۴	۰/۰۵	۰/۰۵	۰/۰۵

* همبستگی در سطح اطمینان ۰/۰۵، ** همبستگی در سطح اطمینان ۰/۰۱

جدول ۴: ثابت‌ها و ضرایب مربوط به متغیرهای معنی‌دار در مدل‌سازی رگرسیونی

متغیر وابسته	شماره مدل	متغیرها	ضرایب	سطح معنی‌داری	ضریب تبیین
فرسایش ویژه	۱	ثابت معادله	-۵/۱۷۹	۰/۰۰	۰/۳۶
	۱	ارتفاع متوسط	۰/۰۰۹		
فرسایش سالانه	۱	ثابت معادله	-۴۸۸/۱۱	۰/۰۰	۰/۹۳
		مساحت	۱۱۲۹/۵۳		
	ثابت	-۱۹۰۱۸/۴۴			
	۲	مساحت	۱۰۷۸/۷۳		
	ارتفاع حداقل	۱۱/۴۹			
	ثابت	-۲۳۹۴۷/۹۸			
۳	مساحت	۱۰۲۶/۷۹			
	ارتفاع حداقل	۱۶/۹۱			
	تراکم زهکشی	-۳۱۵/۱۲			
	ثابت	-۲۰۸۰۷/۱۲			
۴	مساحت	۹۲۳/۶۱	۰/۰۰	۰/۹۸	
	ارتفاع حداقل	۱۵/۰۰			
	تراکم زهکشی	-۴۰۱/۵۳			
	طول آبراهه	۳۳۵/۷۷			
سیل ۲ ساله	۱	ثابت	۰/۳۲۷	۰/۰۰	۰/۹۹
	۱	مساحت	۰/۲۸۸		
	ثابت	۰/۳۹۵			
۲	مساحت	۰/۲۹۰	۰/۰۰	۰/۹۹	
	شیب حوزه	-۰/۰۰۷			
	ثابت	۰/۷۸۶			
سیل ۵ ساله	۱	مساحت	۰/۶۹۳	۰/۰۰	۰/۹۹
	۲	ثابت	۰/۹۳۵		
	مساحت	۰/۶۹۷			
۱	شیب حوزه	-۰/۰۱۵	۰/۰۰	۰/۹۹	
	ثابت	۱/۱۵۵			
	مساحت	۱/۰۱۹			
سیل ۱۰ ساله	۲	ثابت	۱/۳۶۳	۰/۰۰	۰/۹۹
	مساحت	۱/۰۲۵			
	شیب حوزه	-۰/۰۲۱			
۱	ثابت	۱/۵۲۲	۰/۰۰	۰/۹۹	
	مساحت	۱/۳۳۵			
	ثابت	۱/۷۹۸			
سیل ۲۵ ساله	۲	مساحت	۱/۳۴۳	۰/۰۰	۰/۹۹
	شیب حوزه	-۰/۰۲۷			
	ثابت	۱/۷۹۰			
سیل ۵۰ ساله	۱	مساحت	۱/۵۷۳	۰/۰۰	۰/۹۹
	ثابت	۲/۱۱۲			
	مساحت	۱/۵۸۳			
سیل ۱۰۰ ساله	۱	شیب حوزه	-۰/۰۳۲	۰/۰۰	۰/۹۹
	ثابت	۲/۲۳۵			
	مساحت	۱/۹۶۷			
۲	ثابت	۲/۶۴۶	۰/۰۰	۰/۹۹	
	مساحت	۱/۹۷۹			
	شیب حوزه	-۰/۰۴۱			

جدول ۵: ساختار مدل‌های برگزیده شبکه‌ی پرسپترون چندلایه

شاخص ورودی	لایه‌های پنهان عددی	تابع فعال	تغییر مقیاس متغیرهای مستقل
فرسایش ویژه	یک	تانژانت هایپربولیک	نرمال
فرسایش سالانه	یک	تانژانت هایپربولیک	نرمال تعدیل شده
سیل ۲ ساله	دو	تانژانت هایپربولیک	نرمال
سیل ۵ ساله	یک	تانژانت هایپربولیک	نرمال تعدیل شده
سیل ۱۰ ساله	یک	سیگموئیدی	استاندارد
سیل ۲۵ ساله	یک	تانژانت هایپربولیک	استاندارد
سیل ۵۰ ساله	یک	سیگموئیدی	بدون تغییر
سیل ۱۰۰ ساله	یک	سیگموئیدی	نرمال تعدیل شده

جدول ۶: ساختار مدل‌های برگزیده شبکه‌ی تابع پایه شعاعی

شاخص ورودی	تابع فعال‌سازی برای لایه‌های پنهان	تغییر مقیاس متغیرهای مستقل	تابع فعال‌سازی برای لایه‌های پنهان
فرسایش ویژه	استاندارد	استاندارد	تابع پایه شعاعی معمولی
فرسایش سالانه	بدون تغییر	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۲ ساله	استاندارد	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۵ ساله	بدون تغییر	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۱۰ ساله	نرمال تعدیل شده	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۲۵ ساله	استاندارد	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۵۰ ساله	بدون تغییر	نرمال	تابع پایه شعاعی نرمال
سیل ۱۰۰ ساله	بدون تغییر	استاندارد	تابع پایه شعاعی نرمال

بحث و نتیجه‌گیری

در این پژوهش جهت مدل‌سازی رابطه خصوصیات فیزیکی حوزه گرماب با رواناب و رسوب از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و رگرسیون چندمتغیره استفاده شد. ورودی مدل‌ها شامل پارامترهای سیلاب، رسوب و پارامترهای فیزیکی حوزه بودند. با توجه به نتایج همبستگی از بین ۱۰ پارامتر فیزیکی حوزه، پارامترهای مساحت، محیط و طول آبراهه اصلی در سطح اطمینان ۹۹ درصد با فرسایش سالانه و سیل با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله، ارتفاع حداقل و متوسط حوزه در سطح اطمینان ۹۵ درصد با فرسایش ویژه و ضریب شکل حوزه در سطح اطمینان ۹۵ درصد با سیل با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله رابطه معنی‌دار و مستقیمی دارند. بررسی ورودی‌های مؤثر در روش رگرسیون چندمتغیره نشان داد که پارامترهای مساحت و شیب حوزه پارامترهای مؤثر در تولید سیلاب و پارامترهای مساحت، ارتفاع حداقل و متوسط حوزه و طول آبراهه اصلی پارامترهای مؤثر در تولید رسوب حوزه گرماب می‌باشند. حیات‌زاده و همکاران [۵] در

مطالعه خود پارامترهای ضریب شکل و ضریب فشردگی و ولی و همکاران [۱۱] نیز پارامترهای ضریب ناهمواری، ضریب گردی و شاخص زهکشی را فاکتورهای مؤثر در تولید رسوب معرفی کردند. آموزش شبکه عصبی به روش پرسپترون چندلایه پس از تعداد تکرارهای متوالی، با سه لایه (یک نرون در لایه اول، ۱۸ نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی، با ۱۶ تکرار) و در مدل شبکه عصبی به روش تابع پایه شعاعی نیز پس از تعداد تکرارهای متوالی، با سه لایه (یک نرون در لایه اول و ۱۸ نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی، با ۳۲ تکرار) آغاز شد. افزایش نرون‌ها در لایه میانی شبکه‌های پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی توانایی این شبکه‌ها را افزایش داده و پیش‌بینی مناسب‌تری از رسوب حوزه گرماب ارائه داده است.

ارزیابی عملکرد مدل‌های مختلف نیز با استفاده از فاکتورهای R^2 ، RMSE و Re انجام گرفت. از بین مدل‌های شبکه عصبی، شبکه تابع پایه شعاعی برای مقادیر پیش‌بینی شده فرسایش ویژه و شبکه پرسپترون چندلایه برای مقادیر پیش‌بینی شده فرسایش تخمینی

جدول ۷: شاخص‌های ارزیابی مدل‌ها برای مقادیر پیش‌بینی شده

مقادیر پیش‌بینی شده	مدل	جذر میانگین مربعات خطا	قدر مطلق خطای نسبی	ضریب تبیین
فرسایش ویژه	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۱۷	۰/۲۱	۰/۹۸
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۱۶	۰/۱۲	۰/۹۸
	رگرسیون چندمتغیره	۱/۱۸	۰/۲۲	۰/۳۴
فرسایش سالانه	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۲۵۳/۶۳	۰/۹۰	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۳۶۰/۵۶	۰/۸۳	۰/۹۹
	رگرسیون چندمتغیره	۵۱۶/۱۹	۰/۳۲	۰/۹۸
سیل ۲ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۰۸	۰/۵۷	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۱۱	۰/۹۱	۰/۹۸
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۰۰	۰/۰۰	۰/۹۹
سیل ۵ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۰۸	۰/۳۴	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۱۲	۰/۲۶	۰/۹۹
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۱۳	۰/۰۱	۰/۹۹
سیل ۱۰ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۲۵	۰/۴۹	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۳۹	۰/۷۲	۰/۹۸
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۱۹	۰/۰۲	۰/۹۹
سیل ۲۵ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۴۷	۰/۸۵	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۳۳	۰/۴۴	۰/۹۹
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۲۵	۰/۰۳	۰/۹۹
سیل ۵۰ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۷۲	۱/۰۹	۰/۹۸
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۳۶	۰/۵۸	۰/۹۹
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۳۰	۰/۰۳	۰/۹۹
سیل ۱۰۰ ساله	شبکه‌های پروسپترون چندلایه	۰/۲۷	۰/۲۷	۰/۹۹
	شبکه‌های پایه شعاعی	۰/۳۳	۰/۴۷	۰/۹۹
	رگرسیون چندمتغیره	۰/۳۷	۰/۰۴	۰/۹۹

خطای نسبی به‌عنوان برترین مدل برگزیده شد، که با نتایج وفاخواه و سعیدیان [۱۰] مطابقت دارد، نتایج آن‌ها بیانگر این بود که مدل‌های آماری نتایج دقیق‌تری را نسبت به مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی رواناب ارائه می‌دهند. اما با نتایج نگارش و همکاران [۹] و الشورباگی و همکاران [۴] مغایرت دارد. در نتایج آن‌ها مدل شبکه عصبی پیش‌بینی بهتری نسبت به روش رگرسیونی از سیلاب ارائه داد. نتایج به‌دست آمده نشان می‌دهد که در زیر حوزه‌های مختلف و هر دو مدل، نوع، ترتیب و اهمیت پارامترهای تأثیرگذار (ورودی‌ها) برای پیش‌بینی رواناب و رسوب در مقایسه با یکدیگر متفاوت است که ویژگی‌های فیزیکی حوزه می‌تواند در این زمینه نقش مؤثری داشته باشد.

پیشنهادات

هرچند شبکه‌های عصبی تاحدودی کارایی مناسبی را در برآورد رسوبات معلق رودخانه‌ها ایفا می‌کنند اما نوع شبکه عصبی و

سالانه به‌ترتیب با حداکثر ضریب تبیین ۰/۹۸ و ۰/۹۹ و حداقل میانگین مربعات خطایی برابر با ۰/۱۶ و ۲۵۳/۶۳ به‌عنوان کارآمدترین مدل انتخاب شد، که با نتایج سیگیزوگلو و آلپ [۳] و ژو و همکاران [۱۳] مطابقت دارد. آن‌ها در برآورد بار رسوب رودخانه افزایش دقت و سرعت شبکه‌های عصبی مصنوعی را در مقابل روش رگرسیونی عامل ارجحیت آن معرفی نمودند. علت تفاوت بین عملکرد بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی در مقایسه با روش‌های آماری در برآورد رسوب را می‌توان در قابلیت تخمین و پیش‌بینی شبکه‌های عصبی مصنوعی برای تقریب غیرخطی با حجم کم داده‌ها جستجو نمود. این در حالی است که عملکرد و دقت روش‌های رگرسیونی به شدت از حجم نمونه تبعیت می‌کند و حجم کم نمونه‌ها می‌تواند عامل محدودیت مدل‌های آماری گردد.

در این پژوهش برای مقادیر پیش‌بینی شده دبی با دوره بازگشت‌های ۲، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰ و ۱۰۰ ساله، مدل رگرسیون چندمتغیره باتوجه به حداکثر ضریب تبیین، حداقل میانگین مربعات خطا و قدر مطلق

7. Menhaj, M. B. 2006. Computational Intelligence (Foundations of Neural Networks). Vol 1. University of Technology of Amirkabir Press. Tehran. Iran. (In Persian)

8. Menhaj, M. B. 1998. Computational Intelligence (Foundations of Neural Networks). Vol 1. Publication Center of Professor Hesabi. Tehran. Iran. (In Persian)

9. Negaresh, H., Ajdari Maghaddam, M. and Armesh, M. 2013. Application of artificial neural network at simulation and flood forecasting at Sarbas Basin. Journal of Geography and Development. 1: 15-28. (In Persian)

10. Vafakhah, M. and Saeidian, H. 2013. Prediction of runoff and sediment by using artificial neural network and multivariate regression at Aghajari Marls of part of a Morgha Watershed in the city Izeh. Journal of Natural Resources of Iran, Range and Watershed Management. 67 (3): 487-499. (In Persian)

11. Vali, A., Ramesht, M. H., Saif, A. and Ghazavi, R. 2011. Compare the efficiency of artificial neural networks and regression models to sediment flow load predict of Samandegan Watershed. Journal of Geography and Environmental Planning. 22 (4): 19-34. (In Persian)

12. Verstraeten, G., Poesen, J., de Vente, J., and Koninckx, X. 2003. Sediment yield variability in Spain: a quantitative and semiquantitative analysis using reservoir sedimentation rates. Geomorphology. 50 (4): 327-348.

13. Zhu, Y. M., Lu, X. X., and Zhou, Y. 2007. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: An example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology. 84 (1): 111-125.

14. Zhou, G., Goel, N. K. and Bhatt, V. K. 2002. Stochastic modelling of the sediment load of the upper Yangtze River (China). Hydrological sciences journal. 47 (1): 93-105.

خصوصیات داده‌های ورودی مدل خصوصاً داده‌های آموزشی نیز پارامترهای مهمی هستند که روی خروجی‌های مدل تأثیر می‌گذارند. چنانچه داده‌های آموزشی پوشش مناسبی از پدیده موردنظر نداشته باشند و ناپایداری داده‌ها بالا باشد شبکه عصبی ابزار بسیار ضعیفی نسبت به مدل رگرسیونی در برآورد بار معلق خواهد بود. پس به‌منظور برآورد بهتر شبکه لازم است داده‌ها قبل از ورود به شبکه استانداردسازی شوند. همچنین برای بهتر شدن نتایج حاصله بهتر است داده‌هایی که میانگین و انحراف معیار نزدیک به هم دارند برای آموزش شبکه مورد استفاده قرار گیرند.

منابع

1. Ahmadi, A. 2009. Applied Geomorphology. Vol 1: Water Erosion. University of Tehran Press. Tehran. Iran. 545 p. (In Persian)

2. Agrowal, A., Singh, R. D., Mishra, S.K., and Bhung, P. K. 2006. ANN based sediment yield models for Vamsadhara River Basin (India). Water Saving Techniques for Plant Growth (Water SA). 31(1): 85-100.

3. Cigizoglu, H. K., and Alp, M. 2006. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield. Advances in Engineering Software. 37 (2): 63-68.

4. Elshorbagy, A., Simonovic S. P., and Panu, U. S. 2000. Performance evaluation of artificial neural networks for runoff prediction, Red River Valley, southern Manitoba, Canada. Journal of Hydrologic Engineering. 5 (4): 424-427.

5. Hayatzadeh, M., Chezgi J. and Dastoorani, M. T. 2015. Evaluation of Sediment estimation by using rating curves and neural network methods with the combination of morphological parameters of Bagh Abbas Basin. Journal of Science and Technology of Agriculture and Natural Resources, Water and soil sciences. 19 (72): 217-227. (In Persian)

6. Hakimkhani, Sh. and Arabkhedri, M. 2006. Regression analysis between suspended sediment and Hydrogeomorphological characteristics of Urmia Lake Basin. Journal of Agriculture Science of Iran. 37 (2): 223-231. (In Persian)



Abstract

Modelling the Relationship between Physical Characteristics of Watershed and the Runoff and Sediment (Case Study: Garmab Watershed, Razavi Khorasan Province)

K. Kazempoor¹, M. Bashiri*² and M. Akbari¹

Received: 2017/04/05 Accepted: 2017/11/26

Achieving the detailed information about flood and sediment, due to practical problems and the lack of hydrometric and sediment gaging stations is very costly and difficult. Therefore, the present research is sought to determine the significant relationships between the physical parameters of Garmab watershed and various components of flood and sediment. For this purpose, all input information such as area and perimeter of watershed, the watershed maximum, minimum and average altitudes of sea level, main stream length, main stream slope, watershed slope, form factor and drainage density variables, annual erosion and special erosion ($m^3/km^2/y$) and flood with the return periods of 2, 5, 10, 25, 50 and 100 years (m^3/s) collected. Then, the relationship between 8 estimated parameters of flood and sediment and 10 physical parameters of watershed performed using the multivariate regression analysis and neural network methods. The study of the effective inputs in the multivariate regression method showed that the area and slope variables of watershed are the effective parameters in flood production and the area, minimum and average height of watershed and the main stream length variables are the effective parameters in the sediment production at Garmab watershed. Also the radial basis function network (RBF) for the predicted values of specific erosion and multi-layer perceptron network (MLP) for the predicted values of the estimated annual erosion, respectively, with the maximum values in the coefficient of determination equal to 0.98 and 0.99 and the minimum values in the root mean squared error equal to 0.16 and 253.56, selected as the most efficient models. But for the predicted values of flood with the return periods of 2, 5, 10, 25, 50 and 100 years, the multivariate regression model according to the maximum value of the coefficient of determination, the minimum values in the root mean squared error and the absolute relative error, selected as the best model.

Keywords: Artificial neural network, Garmab watershed, Multivariate regression, Multi-Layer perceptron, Radial basis function

1- M.Sc. Student, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, University of Torbat Heydarieh

2- Assistant Professor, Department of Range and Watershed Management, Faculty of Natural Resources, University of Torbat Heydarieh, Corresponding Author, Email: m.bashiri@torbath.ac.ir