Archive of SID

پژوهش های آبخیزداری شماره ۸۴، پاییز ۱۳۸۸
(پژوهش و سازندگی)

مقایسه دقت مدل های شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی (GANNs) و رگرسیونی (RM) در برآورد رسوب طالقان رود

• **محمد طهمورث**، دانشجوی کارشناسی‌ارشد آبخیزداری، دانشگاه تهران (نویسنده مسئول)
• **حسن احمدی**، استادگروه احیاء مناطق خشک و کوهستانی، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه تهران،
• **نفیسه تقوی**، کارشناس ارشد علوم مرتعداری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران
• **حسین محمد عسکری**، دانشجوی کارشناسی ارشد بیابان زدایی، دانشگاه تهران،
تاریخ دریافت: دی ماه ۱۳۸۵ تاریخ پذیرش: بهمن ماه ۱۳۸۷
تلفن تماس نویسنده مسئول: ۰۲۶۱-۲۲۲۳۰۴۴
Email:tahmoures@ut.ac.ir

چکیده

شبیه سازی و ارزیابی آورد رسوب رودخانه از جمله مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب می باشد. اندازه گیری غلظت رسوب به روش های متداول عموماً مستلزم صرف وقت و هزینه زیادی بوده و گاهی از دقت کافی نیز برخوردار نمی باشد. یکی از روش های نوین در حل مسائل مهندسی منابع آب و رودخانه استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی است که با الگو برداری از شبکه عصبی مغز انسان، ضمن اجرای فرایند آموزش، روابط درونی بین داده ها را استخراج کرده و در موقعیت های دیگر تعمیم می دهد. در این مطالعه از داده های هم زمان دبی آب و دبی رسوب ایستگاه گلینک واقع بر رودخانه طالقان، به همراه یکسری از پارامترهای ژئومرفولوژیک حوزه آبخیز طالقان جهت مدلسازی رسوب معلق روزانه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. به این منظور بعد از رفع نواقص آماری و حذف داده های پرت، ۸۰ درصد داده ها جهت آموزش و ۲۰ درصد جهت آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفت. پس از استاندارد کردن داده ها با استفاده از داده های سری آموزش، شبکه عصبی با الگوریتم پس انتشار ایجاد شد. هم چنین با استفاده از لگاریتم داده های سری آموزش رابطه رگرسیونی بین داده های دبی آب و رسوب برقرار گردید. به منظور ارزیابی نتایج این دو روش از داده های سری آزمون و از معیارهای MAE، RMS و R^2 استفاده شد. نتایج نشان دهنده دقت بالاتر برآورد های مدل شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی (RMS=۴۸/۵، MAE =۳۳/۲۵ و R^2=۰/۸۹) در مقایسه با برآورد های مدل رگرسیونی(RMS=۹۳، MAE=۵۴/۲۵ و R^2=۰/۷۴) می باشد. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد که مدل ANN کارایی و قابلیت بالاتری نسبت به مدل رگرسیونی در برآورد رسوب رودخانه دارد. همچنین استفاده از پارامترهای ژئومرفولوژی موثر در تولید رسوب در ساختار شبکه عصبی مصنوعی، به عنوان ورودی مدل، سبب افزایش دقت تخمین آورد رسوب رودخانه می شود.

کلمات کلیدی: رسوب معلق، شبکه عصبی مصنوعی، مدل های رگرسیونی، طالقان، پارامترهای ژئومرفولوژی

www.SID.ir

Archive of SID

Watershed Management Researches (Pajouhesh & Sazandegi) No 84 pp: 19-27

Comparison of the accuracies of Geomorphologic Artificial Neural Networks (GANN) and Regression Model (RM) for estimation of Taleghan river sediment yield

By:M.Tahmoures, Msc student of Tehran University(Corresponding Author, Tel:0982612223044).
H.Ahmadi. Prokssor of Natural Resourus Faculty, University of Tehran
N.Taghavi, Msc in Rangeland Sciences, Natural Resourus Faculty, University of Tehran
H.M.Askari, Msc student of Tehran University.

Evaluating and modeling of volume of sediment yield is one of the most important subjects in water resources management. Estimation of sediment yield based on traditional methods needs a lot of time and money and usually does not have enough accuracy while using new methods like GANN provides needed accuracy. One of the newest methods for solving hydrologic and water engineering problems is using GANN (Geographical Artificial neural network) method. GANN has structure similar human brain which performs training process and extracts internal relationship between data and then generalize them to other situations. In this research water-sediment discharge data of Gelinak Hydrometric Station on Taleghan River and a series of geomorphologic parameters of Taleghan Watershed was used to model suspend Sediment yield by GANN method. For this purpose, after correction of statistical errors and elimination of deviated data, 80 percent of data were used for training and 20 percent for network examination. After standardizing the data, a back-propagation neural network was provided using training data series. Then a regression equation between water and sediment discharge data was generated using logarithmic training data. Output data were evaluated using RMSE, MAE, R2 statistic indices. Results showed that GANN estimations have more accuracy (RMSE = 48.5, MAE = 33.25, R^2 = 0.89) than regression models estimations (RMSE = 93, MAE = 54.25, R^2 = 0.74). It can be concluded that ANN model have more efficiency than regression models in sediment yield estimation. In addition, by using geomorphologic parameters which are effective in sediment production as input of the model, accuracy of sediment yield is increased.

Keywords: Flooding, Temporal prioritization, Hydrological priods, HEC-HMS model, Kooshkabad of Razavi province

مقدمه

بـا توجه به محدودیت منابع آبی در طبیعت، توزیع زمانی و مکانی غیر یکنواخـت منابع آبی، افزایش آلودگی ها، تخریب منابع طبیعی و همچنین افزایش جمعیت، رشـد و توسـعه جوامع شهری و فعالیت های کشاورزی و صنعتـی ضرورت برنامه ریزی و مدیریت صحیـح منابع آبی اجتناب ناپذیر اسـت. بـرآورد مقدار رواناب و تولید رسـوب در یک حـوزه آبخیز به دلیل عدم وجود ایسـتگاه های اندازه‌گیری و رسـوب در تمامی حوزه‌های آبخیز امری اجتناب‌ناپذیر برای برنامه‌ریزی طرح‌های حفاظت خاک و آبخیزداری است. شبیه سـازی و ارزیابی آورد رسوب رودخانه نیز از جمله مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب می باشـد. در اغلب رودخانه های طبیعی بخش اعظم رسـوبات به صورت بار معلق انتقال می یابند. رسـوبات حمل شـده توسط رودخانه ها مشکلات زیادی از جمله رسوب گذاری در مخازن سدها و کاهش حجم مفید آنها، تغییر مسیر رودخانه به دلیل رسوب گذاری در بسـتر آنها، کاهش ظرفیت عبور کانال ها و تاسیسـات انتقال آب وتغییر کیفیت آب به لحاظ مصارف شرب و کشاورزی را به وجود می آورند (۱).

برآورد دقیق میزان رسوب در مسـائلی از جمله طراحی مخازن،انتقال رسـوب،برآورد آلودگـی دریاچه،طراحی کانال ها و لایروبـی آن ها بعد از سیلاب ها، تعیین خسارات ناشی از رسوب گذاری به محیط زیست و تعیین تاثیـرات مدیریت آبخیز، مورد نیاز اسـت. برای برآورد بار معلق رودخانه ها اصولا دو روش وجود دارد: الف) استفاده از مدل های تجربی، که از مفاهیم فیزیکی و حل معادلات هیدرودینامیک رسوب استفاده می کنند. این قبیل مـدل ها معمولا به داده های متنوعی از قبیل دانه بندی مصالح، دمای آب، وزن مخصوص و لزجت آب، سـرعت جریان، شـکل مقطع رودخانه ،جنس جداره وشیب کناره نیاز دارند. در اکثر موارد چنین داده هایی با دقت کافی وجود ندارد و عمدتا کل داده ها به دبی آب و دبی رسوب خلاصه می شود. با توجه به این مشکلات، بسیاری از محققان به روش های دوم رو می آورند. ب) اسـتفاده از تکنیک رگرسـیون، که در این روش یک یا چند منحنی بر داده های رسوب برازش داده می شود. رایج ترین فرم برازش منحنی توانی به فرم $Q_s = aQ_w^b$ می باشـد که در آن Qs دبی رسـوب ،QW دبی آب، a وb ضرایب ثابت می باشـند (۴). در اغلـب روش های موجود علاوه بر حضور پارامترهای مختلفی که در اکثر رودخانه ها اندازه گیری نمی شـود نیاز به حل معادلات پیچیده ریاضی می باشـد. از سـوی دیگر ایجاد روابط رگرسیونی بین دبی آب و دبی رسـوب نیـز از دقت و توانایی لازم برخوردار نیسـتند. بنابراین با توجه به مشـکلات موجود، امروزه بسـیاری از محققین بـه روش های نوین پردازشی برای حل این مسائل روی آورده اند.

یکی از روش های نو ظهور در حل مسائل مهندسی استفاده از شبکه های

www.SID.ir

Archive of SID

عصبی مصنوعی است. این روش بر اساس ساختمان مغز انسان و برای اهداف مختلفی چون شبیه سازی، تشخیص الگو، کلاس بندی و بهینه سازی در علوم مهندسی به کار گرفته شده اند. قابلیت شبکه های عصبی برای نگاشت بین اطلاعات ورودی و خروجی با خطای قابل قبول،این روش را به ابزاری مناسب برای مدل سازی فرایندهای هیدرولوژی و مهندسی تبدیل کرده است. ارتباط رواناب و بارش به طور موفقیت آمیزی با استفاده از ANNs مدل سازی شده است (۳). از روش ANNs برای تخمین شدت جریان رودخانه ها استفاده شده است (۴). CigizoglوMurat(۲۰۰۷) جهت شبیه سازی بار معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی از دو الگوریتم آموزش پس انتشار خطا و توابع شعاعی استفاده کردند، مقادیر شبیه سازی شده را جهت تهیه رسوب گراف ها و مقایسه آنها با رسوب گراف های تهیه شده توسط مدل های متداول رگرسیونی بکار برده و قابلیت های بالای مدل های شبکه عصبی جهت برآورد بار رسوبی را تایید کردند (۱۷). Kerem و همکاران (۲۰۰۶- الف) علاوه بر استفاده از الگوریتم پس انتشار از یک الگوریتم آموزش جدید بنام Generalized regression نیز استفاده کرده و بار دیگر مناسبتر بودن روش شبکه عصبی را در مقایسه با روش های رگرسیونی مرسوم تایید کردند (۱۴). Kerem و همکاران در مطالعه ای دیگر در همان سال (۲۰۰۶-ب) از الگوریتم های جداسازی خاصی برای تقسیم سری داده ها به مقادیر همگن جهت بهبود نتایج مدل های شبکه عصبی و به حداقل رساندن خطای برآورد مدل استفاده کردند و به نتایج قابل قبولی دست یافتند (۱۵). معماریان خلیل آباد و همکاران (۲۰۰۶) رابطه دبی آب و رسوب معلق رودخانه بار نیشابور را با استفاده از یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه مدل سازی کردند. ایشان هم چنین بیان می کنند روش در جایی که سری پیوسته ای از دبی آب و غلظت رسوب وجود ندارد کاربردی نیست (۱۶). Sarangi و همکاران (۲۰۰۵) از مدل شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی جهت شبیه سازی و برآورد رواناب و رسوب و سپس مقایسه نتایج آن ها با رگرسیون در تعدادی از حوزه های آبخیز کانادا استفاده نمودند. SinghوRagonashi (۲۰۰۶) از مدل شبکه عصبی مصنوعی برای مدل سازی رواناب و رسوب در یکی از حوزه های آبخیز هند بهره گرفتند.Agrowal و همکاران (۲۰۰۶) مدل رواناب و رسوب تهیه شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در یک حوزه آبخیز کالیبره کردند و بیان کردند که شبکه عصبی مصنوعی قابلیت بالایی جهت مدل سازی فرآیندهای رواناب-رسوب دارا است.

مرندی و همکاران (۱۳۸۶) از شبکه های عصبی و شبکه های نرو فازی برای پیش بینی دبی حداکثر سیلاب رودخانه تجن شهرستان ساری استفاده کردند. نتایج این تحقیق نشان داد که روش نرو فازی از دقت بالاتری در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی برخوردار است. رهنما و موسوی (۱۳۸۵) پیش‌بینی سیلاب حوزه آبریز قره‌آقاج با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و به وسیله نرم افزار NETS را مورد بررسی قرار دادند. معماری شبکه‌های عصبی با یک، دو و سه لایه پنهان با ترکیب های مختلف از گره‌ها در هر لایه آزمون شده و بهترین ساختمان شبکه برای پیش‌بینی دبی با گام زمانی یک ساعته شامل یک گره در لایه ورودی، چهار گره در لایه پنهان و یک گره در لایه خروجی بوده است.

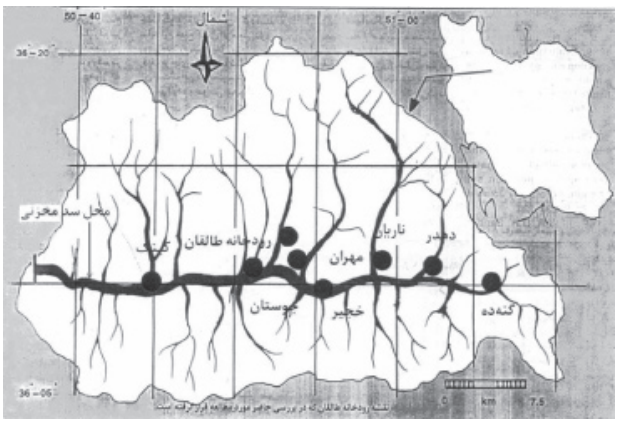
رضائی (۱۳۸۳) و ناظمی (۱۳۸۰) بررسی هایی در ارتباط با کاربرد محاسبات نرم افزاری در فرسایش خاک، شبیه سازی آبنمود حاصل از ذوب برف و مهندسی آب انجام داده‌اند. آنها ابتدا نمونه‌هائی از کاربرد روش های مختلف هوش مصنوعی را در مسائل دشواری از قبیل مدل نمودن مقدار فرسایش خاک و مهندسی آب مطرح کرده و قابلیت آن ها را در مقایسه با روش های سنتی معمول بیان نموده‌اند.

بنابراین با توجه به مطالعات انجام شده هدف این تحقیق بررسی کارایی روش شبکه عصبی جهت برآورد میزان رسوبات معلق روزانه با استفاده از مقادیر دبی هم زمان آنها می باشد. بدین منظور از این روش جهت مدل سازی تغییرات بار معلق استفاده شده و نتایج آن با روش های متداول (رگرسیون خطی) مقایسه گردیده است.

مواد و روش ها

الف) مشخصات منطقه مورد مطالعه :

حوزه آبخیز طالقان یکی از سر شاخه های سفید رود است که در ۱۱۰ کیلومتری شامل غرب تهران واقع گردیده و بین عرضهای ۱۹ ´ ۵ ° ۳۶ و ۳۰ ´ ۲۱ ° ۳۶ شمالی و طول های ۵ ´ ۲۰ ° ۵۰ و ۲۲ ´ ۱۱ ° ۵۱ شرقی قرار دارد.



شکل۱ - موقعیت حوزه آبخیز طالقان در ایران

زهکشی اصلی این حوزه آبخیز طالقان رود است که در بخش پایاب به الموت رود پیوسته و شاهرود را تشکیل می دهد. این رودخانه پس از طی ۷۰ کیلومتر به سد سفید رود می پیوندد. حوزه آبخیز طالقان در ارتفاعات البرز مرکزی قرار گرفته و مساحتی بالغ بر ۱۳۲۵۰۰ هکتار دارد که ۲/۳٪حوزه آبخیز سفیدرود و ۰/۸٪ مساحت کل کشور را شامل می شود.

از مشخصات مهم این حوزه آبخیز ارتفاع بالا و شیب زیاد آن می باشد. ارتفاع متوسط حوزه ۲۶۶۵ متر از سطح دریا (ارتفاع حداکثر ۴۴۰۰ متر و ارتفاع حداقل ۱۰۸۰ متر) می باشد. هم چنین ۵۰٪ حوزه آبخیز طالقان دارای شیب بالای ۴۰٪ است جهت کلی حوزه آبخیز شرقی-غربی است و پراکندگی نزولات آسمانی در نقاط مختلف آن متفاوت و بین ۲۵۰ تا بیش از ۱۰۰۰ میلی متر در سال متغیر است. طول رودخانه طالقان ۸۵ کیلومتر است. در فصل بهار دارای حداکثر دبی است بخشی از حوزه آبخیز که از سازندهای حساس میوسن تشکیل شده رسوب زایی زیادی داشته و باعث انباشت رسوب زیاد در مخزن سد سفید رود می شود.

www.SID.ir

Archive of SID

ب) روش تحقیق

برای اجرای هر تحقیقی لازم است روشی برای رسیدن به اهداف تحقیق طراحی شود. هر اندازه روش طراحی شده متناسب با ویژگی های ذاتی و قابل حصول بودن داده‌ها باشد، موجب رسیدن به نتایج بهتر و دقیق‌تر نیز می‌شود. متغیرهای ورودی مد نظر قرار گرفته علاوه بر مؤثر بودن بر متغیر خروجی از نظر اندازه‌گیری و جمع‌آوری نیز در حد امکان آسان و قابل دسترس هستند. روش اجرای این تحقیق بطور خلاصه به صورت زیر دنبال شده است:

اقدامات کتابخانه ای و مطالعات دفتری، مرور منابع و بررسی پژوهش های انجام شده

جمع آوری اطلاعات، گزارش های مطالعاتی، داده های هوا و اقلیم و هیدرومتری (آبسنجی و رسوبسنجی)

استخراج و طبقه بندی اطلاعات، مشخص کردن طول آمار و اطلاعات، تعیین کمبودهای اطلاعاتی و آماری

تهیه نقشه های توپوگرافی (۱:۵۰۰۰۰) (سازمان جغرافیایی نیروهای مسلح) ، عکس های هوایی ۱:۲۰۰۰۰ و تصاویر ماهواره ای لندست ETM+ سال ۲۰۰۰ منطقه و سپس محدوده مورد نظر در روی نقشه مشخص گردید. برای انجام مطالعات در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی نقشه توپوگرافی منطقه بصورت رقومی تهیه شد. برای تهیه نقشه های مختلف مورد نیاز از سیستم اطلاعات جغرافیایی و نرم افزار ILWIS استفاده شد. برای رسم نمودارها و محاسبات، نرم افزار Excel مورد استفاده قرار گرفت

تهیه نقشه های پایه موجود منطقه تحقیق

تفکیک و مرزبندی آبخیزهای مربوط به هر یک از ایستگاه های هیدرومتری. از آنجایی که در این مطالعه از داده های آبسنجی و رسوبسنجی ایستگاه گلینک استفاده شده است و این ایستگاه ۱۳ زیر حوزه از حوزه آبخیز طالقان را پوشش می دهد، لذا این ۱۳ زیرحوزه تفکیک و مبنای مطالعات قرار گرفتند.

با استفاده از نقشه های زمین شناسی ۱:۱۰۰۰۰ سازمان زمین شناسی کشور (ورقه شکران) نقشه زمین شناسی منطقه تهیه و در میط GIS رقومی شد.

با استفاده از مدل ارتفاعی (DEM) طالقان ، نقشه های شیب، جهت و هیپسومتری منطقه تهیه شد.

با استفاده از تصاویر ماهواره ای و ابزار GIS نقشه واحدهای هیدرولوژیک زیرحوزه های منطقه مطالعاتی تهیه گردید.

مشخصات فیزیوگرافی تمام زیر حوزه‌های انتخابی شامل ارتفاع متوسط حوزه، مساحت، طول مستطیل معادل، عرض مستطیل معادل، طول آبراهه اصلی و شیب استخراج گردیده است.

تخمین آورد رسوب رودخانه طالقان

الف- تخمین آورد رسوب رودخانه طالقان با بررسی رابطه بین دبی آب و دبی رسوب و تعیین بهترین مدل رگرسیونی بین این دو پارامتر بر اساس داده های آماری ایستگاه هیدرومتری گلینک.

ب تخمین آورد رسوب رودخانه طالقان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی که به ترتیب مراحل زیر طی شد:

*کنترل صحت داده ها وآزمون داده های پرت

*تقسیم داده ها به دو سری آموزش و تست به این منظور بعد از رفع نواقص آماری و حذف داده های پرت، ۸۰ درصد داده ها جهت آموزش و ۲۰ درصد جهت آزمون شبکه مورد استفاده قرار گرفت.

*تعیین پارامترهای ژئومرفولوژی موثر در رواناب و تولید رسوب جهت استفاده به عنوان پارامترهای ورودی به شبکه عصبی مصنوعی.

*تعیین بهترین مدل برای شبکه عصبی جهت برآورد رواناب - رسوب بر اساس پارامترهای ژئومورفولوژی

*ساختمان شبکه عصبی مصنوعی بصورت یک شبکه عصبی ساده پیشخور طراحی شده است. برای انجام آن از جعبه ابزار شبکه عصبی نرم افزار ریاضی MATLAB ۶ استفاده شده است. در نرم افزار مزبور شبکه عصبی پیشخور به نام newff می‌باشد.

* داده‌های موجود به سه دسته شامل داده‌هایی برای آموزش شبکه، داده‌هایی برای آزمون رسیدن به حداقل خطای کلی و جلوگیری از تناسب بیش از حد در توزیع وزنها و یا افزایش بی‌دلیل نرونها و تعداد لایه‌های مخفی و داده‌هایی برای اعتبار سنجی مدل، تقسیم شده است. داده‌هایی که در آزمون و اعتبارسنجی و مدل مورد استفاده قرار گرفته در آموزش شبکه شرکت داده نشده است.

* نحوه تقسیم‌بندی داده‌ها برای آموزش، آزمون و اعتبارسنجی بر اساس استفاده از روش تصادفی بوده است.

* شبکه عصبی مصنوعی توسط دسته داده‌هایی که بیشترین حجم را به خود اختصاص داده مورد آموزش قرار گرفته است. ضمناً آموزش شبکه به روش ناظر انجام شده است.

* از آنجا که مدل سازی با شبکه عصبی قادر است روابط پنهان بین داده‌ها را آشکار نماید، لذا باید آن دسته از بردارهای ورودی به مدل تعریف گردند که هر یک بیانگر ویژگی فیزیکی و ژئومرفولوژی خاص از حوزه آبخیز و اثرگذار در بزرگی و میزان بردار خروجی باشند. به اجمال دلایل انتخاب هر یک از بردارهای ورودی برای تهیه مدل به شرح ذیل است:

۱- مساحت هر یک از زیرحوزه های دخیل در تولید رسوب خروجی: ساحت حوزه آبخیز یکی از عامل های بسیار مؤثر در ایجاد دبی اوج سیلاب است و به عنوان عامل شیطانی در ارتباط با تولید سیل محسوب می‌شود (مهدوی، ۱۳۸۰). شدت افزایش دبی اوج دارای رابطه خطی با افزایش مساحت حوزه نیست، چرا که هر چه مساحت زیادتر شود، وقوع بارندگیهای شدید در تمامی سطح حوزه نامحتمل‌تر شده و دبی اوج کاهش می‌یابد (عرب خدری، ۱۳۶۸).

۲- تراکم زهکشی: تراکم زهکشی از تقسیم طول کل شبکه هیدروگرافی شامل رودخانه های فرعی و آبراهه ها به مساحت حوزه بدست می آید و با دبی های حداکثر حوزه ها همبستگی دارد. میزان تراکم زهکشی در یک حوزه می تواند نشان دهنده وضعیت شدت و ضعف رواناب و فرسایش در قسمت های مختلف آن باشد.

۳- ارتفاع: در حوزه‌های آبخیز کوهستانی عموماً ویژگیهای اقلیمی تابعی از ارتفاع متوسط هر حوزه می‌باشند (Barry، ۱۹۹۲). عاملهای مهم و تعیین کنندهٔ انواع اقلیمها، عموماً دما و بارندگی هستند. این عاملها دارای همبستگی معنی‌دار و خطی با ارتفاع از سطح دریا در سرتاسر حوزه آبخیز طالقان می‌باشند.

۴- طول آبراهه اصلی: این طول به عنوان معرفی از زمان تمرکز حوزه و روندیابی سیل در مسیر می‌باشد، بطوریکه در شرایط مساوی با طولانی‌تر

www.SID.ir

Archive of SID

شـدن این مسـیر دبی اوج کاهش می‌یابد. بر این اساس فرمولهای تجربی برآورد زمان تمرکز متعددی از قبیل کرپیچ، چاو، ویلیامز، برانسی و ویلیامز پیشنهاد شده است (مهدوی، ۱۳۷۸ و ضیائی، ۱۳۸۰).

۵- شـیب آبراهه اصلی: این شیب به عنوان معرفی از وضعیت شیب در کل حوزه می‌باشـد. بر اسـاس قوانین هورتن می‌توان روابط ریاضی را بین شـیب رده‌های مختلف شبکه زهکشـی بیان نمود. در نتیجه شیب آبراهه اصلی می‌تواند نماینده شیب دامنه‌ها نیز باشد.

۶- تعیین و طبقه بندی حساسـیت سنگها و سازندهای زمین شناسی به فرسایش:

پس از تهیه نقشـه سـنگ شناسـی منطقه با توجه بـه اینکه، منطقه تحقیق از نظر سـنگ شناسی متنوع می‌باشد، جهت تهیه نقشه واحد کاری واحدهای سنگ‌شناسی مشابه از نظر حساسیت به فرسایش بر اساس روش فیض‌نیا (۱۳۷۴) در ۶ گروه طبقه‌بندی و واحدهای سنگ شناسی مشابهی که در هر گروه قرار گرفتند امتیازدهی شدند (جدول۱).

جدول۱ - طبقه بندی واحدهای سنگ شناسی مشابه از نظر حساسیت به فرسایش بر اساس روش فیض نیا (۱۳۷۴)

سن	نام رده	تشریح رده از نظر	ضریب حساسیت	واحدهای دربرگیرنده
سازندها و سنگ های ماقبل کواترنر	A	مقاومت به فرسایش	۳-۴	Ngm ,gy۲ ,gy۱
	B	حساس به فرسایش	۵-۶	Ektm, ds, pЄk, Js
	C	نسبتاً حساس به فرسایش	۷-۹	Ngc, L, Pr, Cm, ЄOm, pЄz, Jk, Kl, Pd, pЄs, Ekv, Dv
	D	حساسیت متوسط به فرسایش	۱۰-۱۳	Єl, b, vp, agb, v, bg, va, Ekta
	E	نسبتاً حساس به فرسایش	<۱۳	gd, im, gp, a
سازندهای کواترنر	I	مقاوم به فرسایش	۳	Q۲al, Q۲af, Q۲t, Q۲s, Q۱s
	II	نسبتاً حساس به فرسایش	۶	Q۱g

مقایسـه دقت تخمین های انجام شـده با روش رگرسـیونی و شبکه عصبی مصنوعـی ژئومرفولوژی با اسـتفاده از پارامترهای آماری MAE، RMSE و R^2.

ج) شبکه عصبی مصنوعی:

- معماری شبکه

مهم ترین دلیل انتخاب شـبکه عصبی مصنوعی جهت مدل سـازی فرآیند رسوب در تحقیـق حاضر، قدرت بالای این شـبکه ها در برقراری نگاشـتی غیرخطی بین متغیرهـای چندگانه ی ورودی، بدون نیاز بـه برقراری و ارائه ی رابطه ای فیزیکی می باشد. به علاوه مطالعات مختلف نشان داده است که از بین ساختارهای مختلف ANNs شـبکه های چندلایه ی پیشخور (FF)با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) بهترین عملکرد را در زمینه ی هیدرولیک، هیدرولوژی و منابع آب داشته اند.

د) بررسی و آماده سازی داده ها

داده های اسـتفاده شـده در این مطالعه مربوط به سال های ۱۳۵۰ تا۱۳۸۰ ایستگاه گلینک طالقان می باشد. جهت آماده سازی داده ها، وجود داده های پرت با استفاده از روابط۶ و ۷ که توسط انجمن منابع آب امریکا در سال ۱۹۸۱ (۷) ارائه شده است، مورد بررسی قرار گرفت و پس از رفع نواقص آماری، ۲۸۰ داده همزمان دبی آب و رسوب روزانه انتخاب گردید.

$$y_H = \bar{y} + K_N S_y \qquad (۶)$$

$$y_H = \bar{y} - K_N S_y \qquad (۷)$$

که در آنها: y_H و y_L : لگاریتم آسـتانه های بالا و پایین داده های پـرت، $\bar{y}$: میانگین لگاریتم داده ها و K_N : ضریب روش داده های پرت می باشـد. جدول (۲) مشـخصات آماری داده های مورد بررسی را نشان می دهد.

جدول۲ - مشخصات آماری داده های مورد بررسی اخذ شده از ایستگاه گلینک طالقان

پارامتر آماری	دبی آب m^3/s	دبی رسوب ton/day
حداکثر	۳۵/۸۸	۵۴۵۵/۳
حداقل	۴/۳۵	۱۲۰/۷
میانگین	۱۳/۴۴	۴۳۳/۹۹
انحراف معیار	۱۰/۰۸	۹۰۲/۵

ه) تعیین متغیرهای ورودی، خروجی مدل، پالایش و تقسیم‌بندی داده‌ها

در انتخاب متغیرهای ورودی مدل مورد نظر سعی گردیده است بر اساس دانش و منطق علم هیدرولوژی آب های سطحی متغیرهای نسبتاً مستقل، اثرگذار و قابل دسترس تعیین شوند. بدین وسیله انتظار می‌رود ضمن جلوگیری از افزایش بدون دلیل عامل ها (ورودی ها) و افزودن بر پیچیدگی های مدل، با داده‌های جمع‌آوری شده موجود مدل مناسبی ساخته شود. به عبارت دیگر با افزایش تعداد ورودی ها، لزوماً تعداد بیشتری داده نیز مورد نیاز است.

ورودی های مدل از نظر ویژگی طبیعی به دو بخش قابل تقسیم هستند.

www.SID.ir

Archive of SID

بخش اول شـامل ورودی هایی است که در ارتباط با ویژگی های ذاتی حوزه آبخیز هستند و به آنها متغیرها و یا ورودیهای ثابت گفته می‌شود. این متغیرها شامل مساحت زیر حوزه‌ها به کیلومتر مربع (A) ، ارتفاع متوسط زیر حوزه از سطح دریا به متر (H)، طول آبراهه اصلی به کیلومتر (L) ، شیب آبراهه اصلی (درصد)، سـطح پوشش هر یک از سـازندها و واحدهای سنگی از نقطه نظر میزان حساسیت به فرسـایش در سه گروه (I)، (II) ،(III) به کیلومتر مربع در هر زیر حوزه (با قبول اینکه (I) بیانگر میزان حساسـیت زیاد تا متوسـط، (II) بیانگر حساسیت متوسط تا کم و (III) بیانگر حساسیت کم تا خیلی‌کم می‌باشند) هستند. بخش دوم شامل ورودی هایی هستند که تابعی از عوامل اقلیمی بوده و بعنوان متغیرها و یا ورودی های متحرک گفته می‌شـوند. این متغیرها در مدل شـامل بارندگی های ۲۴ ساعته (P1) به میلیمتر، بارندگی پنج روز قبل نظیر سـیلاب ها (P5) به میلیمتـر و دبی روزانه (Qb) به متر مکعب بر ثانیه می‌باشـد. متغیر خروجی مدل تنها دبی رسـوب (Qs) به تن در روز است.

داده‌ها بر اسـاس رویه معمول برای آموزش، آزمون و اعتبارسنجی مدل به سـه بخش مجزا از هم تقسیم می‌شوند. قسـمت اعظم آنها برای آموزش منظور شـده و بخش کوچکی نیز برای آزمون و اعتبارسنجی مدل اختصاص داده می‌شوند. داده‌های منظور شـده برای آزمون و اعتبارسنجی در آموزش شبکه شرکت داده نمی‌شوند. بطور معمول شبکه عصبی در محدوده داده‌های مورد استفاده برای آموزش قادر به پیش‌بینی بوده و قدرت پیش‌بینی آن برای محدوده‌ای خارج از محدوده آموزش یافته ضعیف می‌باشد (۲ ، ۱۴).

در صـورت وجـود اختلاف زیاد در دامنـه تغییرات داده‌هـای آزمون با داده‌های آموزش نتایج پیش‌بینی ضعیف خواهد بود.

ز) پارامترهای آماری مورد استفاده جهت ارزیابی

پارامترهای آماری مورد استفاده در این بررسی عبارتند از میانگین مربعات خطا (RMSE) ، ضریب تعیین (R۲) و میانگین قدر مطلق خطا(MAE)که بصورت ذیل تعریف می شوند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Q_{Si} - \widetilde{Q}_S)^2} \qquad (۴)$$

$$R2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_{Si} - \widetilde{Q}_S)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_{Si} - \overline{Q}_S)} \qquad (۵)$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|(Q_{si}) - (Q_s)\right| \qquad (۶)$$

که در آنها: Q_{si} : رسـوب مشـاهداتی، Q_s : رسـوب بـرآوردی، $\overline{Q}_S$: میانگین رسوب مشاهداتی، $\widetilde{Q}_S$: میانگین رسوب برآوردی است.

نتایج

پس از انجام مراحل تشریح شده در بخش روش تحقیق نتایج به صورت زیر بدست آمد:

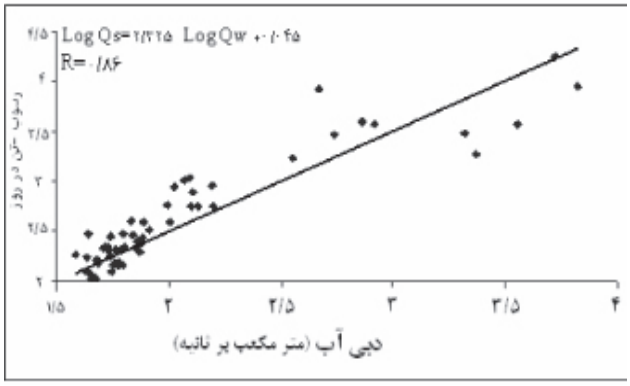
الف) روش رگرسیونی

مسئله تخمین آورد رسوب رودخانه طالقان، با استفاده از مدل رگرسیونی تخمین و ارزیابی گردید. نتایج حاصله در زیر آورده شده است (رابطه ۱). البته لازم به ذکر است که بدلیل اختلاف نسبتا زیاد در مقادیر کمینه و بیشینه و چولگی بالا در داده ها، لگاریتم آنها در محاسبات مورد استفاده قرار گرفت.

جدول۳-مشخصات رابطه رگرسیونی

R=۰/۸۳	Log Qs=۲/۳۲۵ Log Qw+۰/۰۴۵
رابطه مذکور بر اساس آزمون فیشر در سطح ۹۹ درصد معنی دار می باشد.	

نمودار (۱) دیاگرام پراکنش برای مقادیر دبی پیش بینی شـده با مدل رگرسیونی برای ایستگاه گلینک را نشان می دهد.



نمـودار۱ -دیاگـرام پراکنـش بـرای مقادیر دبی رسوب پیش بینی شـده با مدل رگرسیونی برای ایستگاه گلینک

ب) روش شبکه عصبی

در شـبکه عصبی ساختار شبکه شـامل تعداد لایه های مخفی, تعداد نرون های هر یک از لایه های مخفی, نوع تابع فعال سـازی و ورودی های مـدل که بر روی خروجی مدل تاثیر گذاشـته, باید تعیین گردد. به منظور طراحی شـبکه عصبی مصنوعی از کدنویسـی در نـرم افزار MATLAB اسـتفاده شد.نرم افزار (MATrix LaBoratory) یک برنامه نرم افزار ی قوی جهت دانشـجویان و محققین رشته های ریاضی و مهندسی است که اولین نگارشهای آن در دانشگاه نیومکزیکو و استانفورد در سا ل های ۱۹۷۰ میلادی در جهت حل مسـائل تئوری ماتریس ها، جبرخطی و آنالیز عددی به وجود آمده اسـت. به علت ویژگی های منحصر به فرد این نرم افزار از آن جهت طراحی شـبکه های عصبی و عصبی موجکی استفاده گردید. لازم به ذکر است که وجود TOOLBOXهای ANN وغیره کاربرد این نرم افزار را در سطح دنیا جهت به کارگیری آن رونق بیشتری داده است (۱۷،۱۸).

به منظور برآورد دقیق و آماده سازی داده های مورد نیاز جهت آموزش و تسـت شـبکه از نرمالیزه کردن با استفاده از رابطه (۷) و تقسیم کردن داده ها به دو سری (۸۰٪) و (۲۰٪) به ترتیب جهت آموزش و تست شبکه بهره گرفته

www.SID.ir

Archive of SID

شـد. لازم به ذکر اسـت پس از طی فرایند آموزش و تسـت شبکه، داده ها نرمال شده و سپس مورد ارزیابی آماری قرار گرفتند.

$$XN = \frac{X_{max} - X_i}{X_{max} - X_{min}} \quad (۷)$$

قرار گرفت. در آموزش شـبکه باید به این نکته توجه داشت که همیشه حداقل خطا بیانگر بهترین آموزش شـبکه نبـوده و امکان دارد که وزنهای شـبکه در یک حالت فوق تناسب تنظیم شده باشد (۴). بنابراین به منظور انتخاب مدل مناسب باید تعداد بار آموزش شبکه(Epoch) بهینه گردد. به این منظور رابطه تعداد تکرار با خطا هم برای داده های آموزش و هم آزمون برقرار گردید و بر اسـاس رابطه بدسـت آمده تعداد تکرار بهینه بدست آمد و در ادامه مدل مطلوب با مشـخصات زیر مورد تأیید قرار گرفت (جداول۴ و ۵).

جدول۴ -مشخصات ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی

تعداد نرون لایه ورودی	۱
تعداد نرون لایه مخفی اول	۳
تعداد نرون لایه مخفی دوم	۲
تعداد نرون لایه مخفی سوم	۱
تعداد نرون لایه خروجی	۱
تابع محرک نرون ها	سیگموئید
نرخ یادگیری	۰/۰۱
ضریب گشتاور	۰/۹
تعداد تکرار	۷۳۰۰

جدول۵ -مشخصات ساختار بهینه شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی

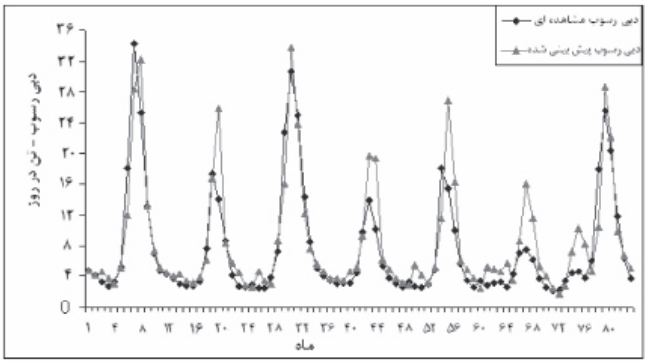
نوع تابع انتقال	PURELIN
نوع تابع عملکرد (اجرا)	MSE
نوع تابع یادگیری	LERNGD
نوع ساختار شبکه	Feed-Forward Backporp
نوع تابع یادگیری شبکه	TRAINLM
میزان خطا (RMSE)	۴۸،۵

بعد از بدست آوردن الگوی بهینه شبکه، رسوبات معلق برای ۲۰٪ داده های دبی (سـری تسـت) با استفاده از این الگو تخمین زده شـد. با استفاده از مدل رگرسـیونی نیز تخمین رسوب به دست آمد و به منظور بررسی دقت و مقایسه مدل های ANN و رگرسیونی پارامترهای RMSE و R^2 وMAE بدست آمد که نتایج آن در جدول (۶) آمده است.

جدول۶-مقایسه نتایج بدست آمده از شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی و مدل رگرسیونی

پارامترهای مقایسه	برآورد شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی(GANNs)	برآورد مدل رگرسیونی
RMSE	۴۸/۵	**۹۳**
R^2	۰/۸۹	**۰/۷۴**
MAE	۳۳/۲۵	**۵۴/۲۵**

مقایسـه مقادیر دبی رسـوب مشاهداتی و شبیه سـازی شده با شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی برای ایسـتگاه گلینک نیز در شکل (۳) آورده شده است.



شکل۳-مقادیر دبی رسوب مشاهداتی و شبیه سازی شده با شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی برای ایستگاه گلینک طالقان

بحث و نتیجه گیری

در ایـن تحقیـق به منظور تخمین آورد رسـوب رودخانـه طالقان از شـبکه عصبی مصنوعی استفاده شـد. با توجه به کاربرد روز افزون شبکه عصبی مصنوعی در منابع آب و هیدرولوژی، با استفاده از مدل پرسپترون چندلایه(MLP) با الگوریتم پس انتشـار خطـا(BP)،و با در نظر گرفتن برخی از پارامترهای ژئومرفولوژی موثر در تولید رسـوب به عنوان ورودی مدل ارائه شـده، اقدام به تخمین رسـوب معلق روزانه و مقایسـه با روش رگرسیون خطی در رودخانه طالقان شد. نتایج حاصل از این مقایسه نشان داد تخمین های روش شـبکه عصبی مصنوعی درمقایسـه با تخمین های مدل رگرسـیون خطی از دقت بالاتری برخوردار اسـت.

نتایـج ایـن تحقیق با نتایج حاصلـه از تحقیق صورت گرفته توسـط Agrowal و همـکاران (۲۰۰۶) انطباق دارد. آنهـا در تحقیق خود مدل رواناب و رسـوب تهیه شده با استفاده از شـبکه عصبی مصنوعی در یک

www.SID.ir

Archive of SID

حـوزه آبخیـز کالیبره کردند و بیـان کردند که شـبکه عصبی مصنوعی قابلیت بالایی جهت مدل سـازی فرآیندهای رواناب-رسـوب دارا اسـت. Kumar (۲۰۰۵) در بررسـی خود به این نتیجه رسـیده بود که شـبکه عصبی برای تخمین رسـوب معلق با اسـتفاده از داده های اشـل مناسب اسـت ولی این روش در جایی که سـری پیوست های از دبی آب و غلظت رسـوب وجـود ندارد، کاربردی نیسـت. هـم چنین نتایج حاصـل از این بررسـی با نتایج Sarangi و همکاران (۲۰۰۵) که از مدل شبکه عصبی مصنوعی ژئومرفولوژی جهت شـبیه سـازی و برآورد رواناب و رسـوب و سـپس مقایسـه نتایج آنها با رگرسـیون در تعدادی از حوزه های آبخیز کانادا استفاده نمودند، انطباق دارد. محققان مذکور در مطالعه خود به این نتیجه رسـیدند که تخمین های روش شـبکه عصبی مصنوعی درمقایسه با تخمین های مدل رگرسـیون خطی از دقت بالاتری برخوردار است هم چنین آن ها بیان کردند که اسـتفاده از پارامترهای ژئومرفولوژی موثر در تولید رسـوب در ساختار شـبکه عصبی مصنوعی، به عنوان ورودی مدل، سـبب افزایش دقت تخمین آورد رسـوب رودخانه می شـود.

در مدل سازی با شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل رگرسیونی مـی توان در زمان کوتاهتر و با دقت نسـبتا بالاتری بـه روابط میان دبی آب و رسـوب دسـت یافت. دیگر مزیت این روش حسـاس نبودن آن به وجود تعداد معدودی خطا در داده های آماری اسـت که همین امر باعث برآورد بهتر مدل شـبکه عصبی در مقایسـه با مدل رگرسیونی شده است. رضایی(۱۳۸۳) نیز در مطالعه خود به این مورد اشـاره کرده اسـت.

از مهم ترین معایب روش های مختلف برآورد رسـوب این اسـت که هنوز رابطه های جهانی که قادر باشـد در تمام حالات و شـرایط به خوبی پاسخگو باشد وجود ندارد . در مورد روش مذکور نیز از آنجایی که حوزه های مختلف دارای ویژگی های متفاوت اعم از شیب حوضه، میزان و نو ع پوشش گیاهی، جنس خاک و ...بوده و نیز از لحاظ مدیریتی در سطوح مختلفی قرار دارند بهتر اسـت در مطالعه ای وسـیع تر، با جمع آوری آمار حوزه های متعـددی که از لحاظ فاکتورهای مذکـور تفاوت معنی داری با هم دارند، عـلاوه بر ورودی های به کار رفته، فاکتورهای فوق نیز به نحوی به عنوان ورودی به شـبکه تعریف شـوند.

از دیگـر پارامترهایی که می توان در تخمین رسـوب معلق وارد کرد دبی و رسـوب در گام های زمانی قبلی می باشـد که ابتدا باید آنالیزهای آمـاری بر روی این داده هـا انجام گرفته و در صورت وجود همبسـتگی مناسـب و نرمال بـودن داده ها از آنها در تعیین رسـوب معلق روزانه نیز اسـتفاده کـرد. هم چنیـن می توان از قواعـد فازی به دلیـل اینکه عدم قطعیت در داده ها را در نظر می گیرد ، اسـتفاده کرد تا علاوه بر استفاده از قواعـد فازی از شـبکه های عصبـی نیز به منظـور یادگیری و تصحیح خطاها در تخمین رسـوب معلق اسـتفاده شـود.

در پایان موارد پیشـنهادی زیر مطرح می گردد:

۱- در سال های اخیر استفاده از روش شبکه عصبی – فازی (نروفازی) کاربرد زیادی در حل مسـائل مختلـف هیدرولوژی و منابع آب پیدا کرده اسـت، که مهمترین مزیت آنها توان یادگیری روابط بین متغیرها می باشـد. پیشنهاد می گردد که در مطالعات بعدی از این سیستم ها جهت مدل سازی آورد رسـوب رودخانه اسـتفاده شـده و دقت آنها مورد ارزیابی قرار گیرد.

۲- اسـتفاده از روش هایـی کـه در آنها پارامترهای شـبکه عصبی و عصبی – فازی با اسـتفاده از الگوریتم ژنیتک بهینه سـازی شـوند.

۳- اسـتفاده از سـایر مدل های شـبکه عصبی از قبیل شـبکه های رگرسـیونی و پایه شـعاعی[1] و برگشـتی[2]

۴- اسـتفاده از متغییر های هواشناسـی به عنوان پارامترهای ورودی در روش های هوش مصنوعی که عموما سـبب بهبود عملکرد مدل ها می شـود.

پاورقی‌ها

1-Radial baisic function

2-Recurrent Network

منابع مورد استفاده

۱- آوریـده، فرهـاد، مهـدی بنی حبیب و طاهر شمسـی (۱۳۸۰) کاربرد شـبکه هـای عصبی مصنوعی جهت تخمین دبی رسـوب رودخانه ها ،سـومین کنفرانس هیدرولیک، تهران،ص ۳۶۶ و ۶۷.

۲- البرزی ,م.(۱۳۸۰) آشنایی با شبکه عصبی. انتشارات علمی شریف.

۳- بایزیدی، شـوبر، مهدی یاسـی، روح اله فتاحی و عباس کارگر، (۱۳۸۴) پیش بینـی و بـرآورد معلق روزانه با اسـتفاده از شـبکه های عصبـی مصنوعی – مدل پرسپترون چند لایه، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، کرمان، ص ۵۵۵-۵۶۱.

۴- جورابیان، محمود و رحمت اله هوشـمند،(۱۳۸۱) منطق فازی و شـبکه های عصبی(مفاهیم و کاربردها)، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ۳۰۰ص.

۵- رضایـی، علـی،(۱۳۸۳) مدل سـازی منطقه ای دبی هـای اوج زیر حوزه های سـد سفیدرود با استفاده از شـبکه عصبی مصنوعی، پایان نامه دکتری آبخیزداری دانشکده منابع طبیعی دانشگاه تهران، کرج، ۲۱۵ص.

۶- فیض نیا، سادات(۱۳۷۴) مقاومت سنگ ها در مقابل فرسایش در اقالیم مختلف ایران. مجله منابع طبیعی ایران، شماره ۴۷ ، صفحه ۹۵-۱۱۶.

۷- کوچـک زاده، صـادق و امیر یوسـفی(۱۳۸۱) تئوری و کاربرد انتقال رسـوب، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، ۲۴۶ص.

۸- منهاج، محمد باقر،۱۳۸۱، مبانی شبکه های عصبی مصنوعی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران،۷۱۵ص.

۹- مهدوی، محمد (۱۳۸۱) هیدرولوژی کاربردی، جلد دوم،، انتشـارات دانشـگاه تهران، تهران، ۳۹۷ص.

۱۰- میرزایی، محمد رضا، محمود عرب خدری، سـادات فیض نیا و حسن احمدی (۱۳۸۴) مقایسـه روش های آماری برآورد رسـوب معلق رودخانه ها، مجله منابع طبیعی ایران، جلد۵۸(۲)، ۳۰۱-۳۱۳.

۱۱- نجفی نیسـیانی، نعیمه، منوچهر حیدرپور و حسن گلمایی (۱۳۸۴) برآورد بار رسوب معلق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجموعه مقالات دومین کنفرانس آبخیزداری و مدیریت منابع آب و خاک،کرمان ،ص۲۴۹۳ تا ۲۵۰۰.

۱۲- نوری، مجتبی، محمد باقر رهنما و علی رضا پیره (۱۳۸۴) مقایسه مدل جدید NWN و مدلANN در فرایند شبیه سازی جریان رودخانه غازان چای، پنجمین کنفرانس هیدرولیک ایران، ص۳۶۷ تا ۳۷۶ .

13-Agrowal,A., R.D. Singh, S.K. Mishra, P.K. Bhung,(2006) ANN-based sediment yield models for Vamsadhara River Basin(India), *Water SA*, Vol. 31(1), 95-100.

14-Kerem,H.(2002a) Suspended sediment estimation and forecasting

www.SID.ir

Archive of SID

hydrometeorological data, Environmental Modelling , Software Vol. 22, 2-13.

20-Sarangi, A., A.K. Bhattacharya(2005) Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha Watershed in India, *Agricultural Water Management*, Vol. 78, 195–208.

21-Sarangi, A., C.A. Madramootoo, P. Enright, S.O. Prasher and R.M. Patel (2005) Performance Evaluation of ANN and geomorphology based models for runoff and sediment yield prediction for Canadaian watershed, Current Science, vol. 89, 12-25

22- Zhang, B., R. Govindaraja (2003) Geomorphology based artificial neural network for estimating of direct runoff over watershed, *Journal of Hydrology* vol. 273, 18-34.

23- Zhu, Y., X.X. Lu and Y.Zhou (2006) suspended sediment flux modeling with artificial neural network : an example of longchunjiang river in upper Yangtze catchment, china, *Jornal of Geomorphology* ,Doi: 10.1016.

using artificial neural network, *Engineering Environment Science*, Vol. 26(4), 15-25.

15-Kerem, H.(2002b) Suspended sediment estimation for river using artificial neural networks and sediment rating curve, *Engineering Environment Science*, Vol. 26, 27-36.

16-Kerem, H.,(2006a) Generalized regression neural network in modeling river sediment yield, *Advances in Engineering Software* Vol. 37, 63–68.

17-Kerem, H., (2006b) Methods to improve the neural network performance in suspended sediment estimation, *Journal of Hydrology* Vol. 317, 221–238.

18-Memarian Khalilabad, H., S. Zakikhani, S. Feiznia(2006) River suspended sediment yield investigation by MLP neural network, a case study of the Bar River, Neyshaboor, Iran, *International Symposium on Sediment Dynamics and the Hydromorphology of Fluvial Systems*, poster report Booklet, p.65-70, Dundee, Scotland.

19-Murat, A., H.K. Cigizoglu (2007) Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using

www.SID.ir