بررسي كارايي روش شبكه عصبي مصنوعي در تخمين رسوب معلق روزانه (بررسي موردي حوزه آبخيز زرد رامهرمز، استان خوزستان)

سادات فيض‌نيا*[۱]، حسين محمدعسگري[۲]، محمد معظمي[۳]
[۱] استاد گروه احياء مناطق خشک و کوهستاني، دانشکده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
[۲] عضو هيئت علمي دانشگاه علوم و فنون دريايي خرمشهر، ايران
[۳] دانشجوي كارشناسي ارشد، دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران

(تاريخ دريافت: ۸۵/۲/۲۷، تاريخ تصويب: ۸۶/۵/۱۵)

چكيده

پديده فرسايش و جابجايي رسوب يكي از پيچيده‌ترين مسايل مديريت حوزه زهكشي رودخانه‌ها مي‌باشد كه در بررسي‌هاي طرح‌هاي آبي اهميت بسياري دارد. اندازه‌گيري غلظت رسوب به روش‌هاي متداول به‌طور عموم مستلزم صرف وقت و هزينه زيادي بوده و گاهي نيز داراي دقت كافي نمي‌باشد. يكي از روش‌هاي نوين در حل مسائل مهندسي منابع آب و رودخانه استفاده از روش شبكه عصبي مصنوعي است كه با الگوبرداري از شبكه عصبي مغز انسان، ضمن اجراي فرايند آموزش روابط دروني بين داده‌ها را استخراج كرده و در موقعيت‌هاي ديگر تعميم مي‌دهد. البته جهت رسيدن به يک مدل مطلوب مراحل آماده سازي داده‌ها، معماري شبكه، آموزش شبكه و اعتبار سنجي بايد به گونه مطلوبي انجام گيرد. در اين بررسي از داده‌هاي همزمان دبي آب و دبي رسوب ايستگاه آبسنجي ماشين واقع بر رودخانه زرد شهرستان رامهرمز جهت مدلسازي رسوب معلق روزانه استفاده شد. به‌اين منظور بعد از رفع نواقص آماري و حذف داده‌هاي پرت، ۸۰ درصد داده‌ها جهت آموزش و ۲۰ درصد جهت آزمون شبكه مورد استفاده قرار گرفت. پس از استاندارد كردن داده‌ها با استفاده از داده‌هاي بسته آموزش، شبكه عصبي با الگوريتم پس انتشار ايجاد شد. همچنين با استفاده از لگاريتم داده‌هاي بسته آموزش رابطه رگرسيوني بين داده‌هاي دبي آب و رسوب برقرار شد. به منظور ارزيابي نتايج اين دو روش از داده‌هاي بسته آزمون و از معيارهاي RMS، MAE و R^2 استفاده شد. نتايج نشان دهنده دقت بالاتر برآوردهاي مدل شبكه عصبي (RMS=۳۱۸۴، MAE = ۱۸۵۴ و R^2=۰/۶۲) در مقايسه با برآوردهاي مدل رگرسيوني (RMS=۳۲۵۱، MAE=۱۹۳۴و R^2=۰/۵۴) مي‌باشد.

واژه‌هاي كليدي: رسوب معلق، شبكه عصبي مصنوعي، مدل‌هاي رگرسيوني، رود زرد، رامهرمز

*نويسنده مسئول: تلفن: ۲۲۴۹۳۱۳-۰۲۶۱ فاكس: ۲۲۴۹۳۱۳-۰۲۶۱ E-mail: sfeiz@chamran.ut.ac.ir

مقدمه

در اغلب رودخانه‌هاي طبيعي بخش اعظم رسوب‌ها به‌صورت بار معلق جابه‌جا مي‌شوند. رسوب‌هاي حمل شده توسط رودخانه‌ها مشكلات زيادي از جمله رسوبگذاري در مخازن سدها و كاهش حجم مفيد آنها، تغيير مسير رودخانه به دليل رسوبگذاري در بستر آنها، كاهش ظرفيت عبور آبراهه‌ها و تاسيسات انتقال آب و تغيير كيفيت آب به لحاظ كاربردهاي آشاميدن و كشاورزي را به وجود مي‌آورند (۱). بار معلق به رسوب‌هايي گفته مي‌شود كه درون آب و بالاتر از لايه بستر در حركت هستند و به‌دليل وزن كم شان، با جريان آب به‌آساني حمل شده و به‌خاطر مولفه‌هاي روبه بالاي جريان‌هاي متلاطم براي مدت زمان قابل ملاحظه‌اي به حالت معلق باقي مي‌مانند (۶).

برآورد دقيق دبي رسوب در مسائلي از جمله طراحي مخازن، جابجايي رسوب، برآورد آلودگي درياچه، طراحي آبراهه‌ها و لايروبي آنها بعد از سيلاب‌ها، تعيين زيان‌هاي ناشي از رسوبگذاري به محيط زيست و تعيين تاثير مديريت آبخيز مورد نياز است. براي برآورد بار معلق رودخانه‌ها اصولا دو روش وجود دارد: الف) استفاده از مدل‌هاي تجربي، كه از مفاهيم فيزيكي و حل معادله‌هاي هيدروديناميك رسوب استفاده مي‌كنند. اين قبيل مدل‌ها به‌طور معمول به داده‌هاي گوناگوني مانند دانه‌بندي مصالح، دماي آب، وزن ويژه و لزجي آب، سرعت جريان، شكل مقطع رودخانه، جنس جداره وشيب كناره نياز دارند. در بيشتر موارد چنين داده‌هايي با دقت كافي وجود ندارد و به‌طور عمده كل داده‌ها به دبي آب و دبي رسوب خلاصه مي‌شود. با توجه به‌اين مشكلات، بسياري از محققان به روش‌هاي دوم رو مي‌آورند. ب) استفاده از روش رگرسيون، كه در اين روش يک يا چند منحني بر داده‌هاي رسوب برازش داده مي‌شود. رايج‌ترين شكل برازش منحني تواني به شكل $Q_s = aQ_w{}^b$ مي‌باشد كه در آن Q_s دبي رسوب، Q_W دبي آب، a وb ضريب‌هاي ثابت مي‌باشند (۱)

يكي از روش‌هايي كه امروزه در حل مسائل مختلف هيدرولوژي و منابع آب كاربرد زيادي يافته، شبكه‌هاي عصبي مصنوعي[۱](ANNs) مي‌باشند. ساختار كلي شبكه عصبي مصنوعي از شبكه عصبي انسان الگو گرفته شده است و به‌تقريب قادر به انجام عملياتي همانند سامانه‌هاي عصبي انسان ولي در اندازه و ابعاد بسيار ابتدايي مي‌باشد. يک شبكه عصبي مصنوعي يک سامانه پردازش اطلاعات مي‌باشد كه داراي كارايي و ويژگي‌هايي شبيه مغز انسان مي‌باشد (۶). مهم‌ترين دليل استفاده از اين روش جهت مدلسازي فرايندهاي هيدرولوژي قدرت بالاي آن در برقراري روابط غيرخطي بين متغيرهاي ورودي وخروجي است (۹). ارتباط رواناب و بارش به طور موفقيت آميزي با استفاده از اين روش مدل سازي شده است. همچنين به‌عنوان ابزاري نيرومند براي حل مسائل مختلف آبهاي زيرزميني استفاده شده است (۳). و نيز شبكه عصبي به منظور مدلسازي منطقه‌اي دبي‌هاي اوج استفاده شده است (۴). در زمينه كاربرد شبكه‌هاي عصبي مصنوعي جهت برآورد بار معلق رودخانه‌ها بررسي‌هاي گوناگوني صورت گرفته است. آوريده و همكاران (۱۳۸۰)، دبي بار رسوبي رودخانه را با استفاده از شبكه عصبي برآورد كرده و بيان مي‌كنند اين روش مي‌تواند جايگزين مناسبي براي مدل‌هاي متداول رگرسيوني باشد (۱). بايزيدي و همكاران (۱۳۸۴)، عملكرد شبكه عصبي پرسپترون چند لايه را در برآورد بار معلق روزانه بررسي كرده و با مقايسه نتايج اين مدل با رگرسيون چند متغييره و همچنين منحني سنجه رسوب، به برتري شبكه عصبي پرسپترون نسبت به مدل‌هاي ياد شده دست يافتند اما در عين حال بيان مي‌كنند كه اين برتري قابل ملاحظه نبوده و به منظور افزايش دقت مدل نياز به بررسي‌هاي بيشتري وجود دارد (۲). نجفي نيسياني و همكاران (۱۳۸۴)، با استفاده از آمار ماهانه دبي آب و دبي رسوب دو رودخانه از سرشاخه‌هاي زاينده رود و با كاربرد شبكه عصبي توانستند تغييرات رسوب معلق را با دقت بالا

۱- Artificial Neural Networks

براي منطقه موردنظر مدل‌سازي كنند و استفاده از اين روش را در بررسي‌هاي آتي توصيه نمودند (۹). نوري و همكاران (۱۳۸۴)، دبي جريان رودخانه غازان چاي را با كاربرد شبكه عصبي مدل سازي نمودند و به‌اين نتيجه رسيدند كه اين روش قابليت بالايي در مدلسازي تغييرات جريان دارد (۱۰). كرم (۲۰۰۲- الف)، شبكه عصبي مصنوعي را براي پيش بيني غلظت رسوب رودخانه‌اي در تركيه بكار برد و به‌اين نتيجه رسيد كه روش شبكه عصبي، روشي مناسب جهت برآورد رسوب معلق رودخانه مي‌باشد (۱۲). وي در بررسي ديگري در همان سال (۲۰۰۲-ب)، دبي رسوب پيش بيني شده با شبكه را با پيش بيني‌هاي منحني سنجه رسوب براي رودخانه‌اي در انگلستان مقايسه كرد و نتايج مشابهي بدست آورد(۱۳). زانگ و همكاران (۲۰۰۳) با استفاده از شاخص‌هاي ژئومرفولوژي در دو حوزه آبخيز در امريكا اقدام به برآورد رواناب مستقيم نمودند. آنان براي اين منظور از روش شبكه عصبي مصنوعي استفاده كرده و نتايج آنرا با هيدروگراف واحد ژئومرفولوژي مقايسه نمودند. نتايج اين بررسي نشان داد كه روش شبكه عصبي مصنوعي مدل مناسبي براي برآورد رواناب سطحي است(۱۹). سارنگي و همكاران (۲۰۰۵) به منظور پيش بيني بار رسوبي حوزه‌اي در ايالت كبک كانادا از روش شبكه عصبي استفاده كرده و نتايج آن را با برآوردهاي رگرسيون مقايسه نمودند. آنان در اين بررسي از ويژگي‌هاي ژئومرفولوژي حوزه آبخيز مانند نسبت انشعاب، ضريب مساحت، ضريب طول آبراهه و ضريب پستي و بلندي در برآورد بار رسوبي استفاده كرده و بيان مي‌كنند استفاده از اين دادها موجب افزايش دقت برآوردها در هر دو روش شبكه عصبي مصنوعي و رگرسيون شده است (۱۸). آگروال و همكاران (۲۰۰۵)، دبي رسوب معلق رودخانه‌اي در هندوستان را با استفاده از يک شبكه عصبي مصنوعي با الگوهاي يادگيري متفاوت مدلسازي كرده و به‌اين نتيجه رسيدند كه پس انتشار خطا، بهترين الگوي يادگيري شبكه عصبي در مسائل هيدرولوژي است (۱۱). سارانگي و باتاچاريا (۲۰۰۵)، از دو مدل شبكه عصبي براي برآورد دبي رسوب معلق و مقايسه نتايج آنها با همبستگي استفاده نمودند. آنان در مدل اول فقط از دبي به‌عنوان ورودي مدل استفاده نمودند و در مدل دوم شاخص‌هاي ژئومرفولوژي منطقه را نيز به همراه دبي در ورودي مدل بكار بردند و نتيجه گرفتند كه شبكه عصبي برآورد مناسبي از رسوب معلق ارائه مي‌دهد و نيز استفاده از شاخص‌هاي ژئومرفولوژي مي‌تواند نتايج مدل را بهبود ببخشد (۱۸). كرم و همكاران (۲۰۰۶- الف) علاوه بر استفاده از الگوريتم پس انتشار از يک الگوريتم آموزش جديد بنام Generalized regression نيز استفاده كرده و بار ديگر مناسب‌تر بودن روش شبكه عصبي را در مقايسه با روش‌هاي همبستگي مرسوم تاييد نمودند (۱۴). كرم و همكاران در بررسي ديگري در همان سال (۲۰۰۶-ب)، از الگوريتم‌هاي جداسازي ويژه‌اي براي تقسيم شمار داده‌ها به مقادير همگن جهت بهبود نتايج مدل‌هاي شبكه عصبي و به كمينه رساندن خطاي برآورد مدل استفاده نمودند و به برآوردهايي با دقت بالاتر دست يافتند (۱۵). معماريان خليل آباد و همكاران (۲۰۰۶)، رابطه دبي آب و رسوب معلق رودخانه بار نيشابور را با استفاده از يک شبكه عصبي پرسپترون چند لايه مدلسازي نمودند. آنان اظهار نموده‌اند اين روش در جايي كه شمار پيوسته‌اي از دبي آب و غلظت رسوب وجود ندارد، قابل استفاده نيست (۱۶). يان مي‌زو و همكاران (۲۰۰۶) به منظور تخمين رسوب معلق ماهانه بخشي ازحوزه آبخيز يانگ‌تسه چين از روش شبكه عصبي استفاده كردند. آنان در اين بررسي از ميانگين بارش، دما، شدت بارندگي و دبي آب به منظور برآورد رسوب استفاده نمودند. نتايج اين بررسي نشان داد كه روش شبكه عصبي روشي مناسب جهت برآورد دبي بار رسوبي بوده و نيز استفاده از شاخص‌هاي ژئومرفولوژي نقش مهمي در افزايش دقت برآوردها داشته است (۲۱). مورات و سي گي زگلو (۲۰۰۷)، جهت شبيه سازي بار معلق با استفاده از شبكه عصبي مصنوعي از دو الگوريتم آموزش پس انتشار خطا و توابع شعاعي استفاده نمودند، آنان از

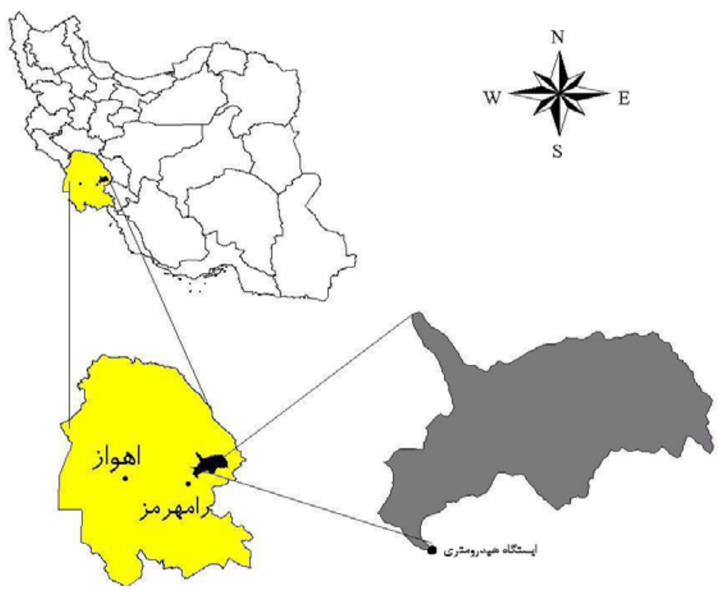
مقادير بدست آمده در اين دو روش به منظور رسم گراف‌هاي رسوب استفاده كرده و دريافتند كه الگوريتم پس انتشار خطا دبي بار رسوبي رودخانه را با دقت بهتري برآورد مي‌كنند (۱۷).

بنابراين با توجه به بررسي‌هاي انجام شده هدف اين پژوهش بررسي كارايي روش شبكه عصبي جهت برآورد دبي رسوب‌هاي معلق روزانه با استفاده از مقادير دبي همزمان آنها مي‌باشد. بدين منظور از اين روش جهت مدلسازي تغييرات بار معلق استفاده شده و نتايج آن با روش‌هاي متداول (رگرسيون خطي) مقايسه شده است.

مواد و روش‌ها

- موقعيت جغرافيايي منطقه مورد بررسي

حوزه آبخيز زرد با مساحت ۸۷۵ كيلو متر مربع در شمال شهرستان رامهرمز و شرق استان خوزستان، بين مختصات "۳۳ '۳۹ °۴۹ تا "۲۳ '۱۰ °۵۰ طول جغرافيايي و "۵۸ '۲۱ °۳۱ تا "۵۳ '۴۱ °۳۱ عرض جغرافيايي واقع شده است.داده‌هاي مورد استفاده مربوط به سالهاي ۱۳۵۵ تا ۱۳۷۵ ايستگاه هيدرومتري ماشين با مختصات "۲۶ '۴۳ °۴۹ طول شرقي و "۵۶ '۲۱ °۳۱ عرض شمالي مي‌باشد كه در ارتفاع ۳۸۰ متري از سطح دريا واقع شده است (شكل۱).



شكل ۱- موقعيت حوزه آبخيز زرد رامهرمز

- روش بررسي

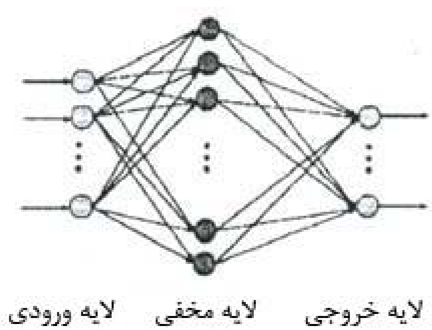
روش‌هاي متداول رگرسيوني

يكي از متداول ترين روش‌هاي برآورد بار معلق رودخانه‌ها استفاده از منحني سنجه رسوب مي‌باشد. در اين منحني رابطه دبي آب و رسوب به‌طور معمول به صورت يک رابطه نمايي ($Qs = a\ Q_w^{\ b}$) تعريف مي‌شود. شاخص‌هاي منحني سنجه (a وb) را مي‌توان از چندين روش شامل مدل‌هاي خطي و غيرخطي بدست مي‌آورد. برآورد بدست آمده از مدل غيرخطي بر پايه روش سعي و خطا بدست مي‌آيد كه هميشه به پاسخ نميرسد. مقدار خطاي باقي‌مانده نيز قابل محاسبه نمي‌باشد كه همين امر باعث كاهش درستي كار مي‌شود (۸). به همين دليل در محاسبه شاخص‌هاي منحني سنجه از

روش خطي استفاده مي‌شود. از مدل‌هاي خطي مي‌توان به مدل لگاريتمي و مدل ميانگين دسته‌ها اشاره كرد. در روش خطي بايستي داده‌ها به حالت لگاريتمي تبديل شوند. اين تبديل لگاريتمي باعث ايجاد اريبي در خط ترسيمي بر پايه كمينه مربعات مي‌شود كه به برآورد كمتر از واقعيت منجر مي‌شود. براي رفع اين مشكل افراد و سازمان‌هاي مختلف ضريب‌هاي تصحيحي مختلفي را ارائه داده‌اند كه هر كدام نتايج متفاوتي داشته و هيچ‌يک از آنها قطعي نيستند و براي استفاده از آنها، بررسي‌هاي بيشتري نياز است (٨).

روش شبكه عصبي مصنوعي

يک شبكه عصبي مصنوعي داراي چند لايه است كه هر لايه از شماري نرون تشكيل شده و ارتباط ميان اين نرون ها بواسطه تنظيم وزن‌ها در طي فرايند آموزش[1] برقرار مي‌شود. شكل (٢) ساختار يک شبكه عصبي پرسپترون را نمايش مي‌دهد.



شكل ٢- ساختار شبكه عصبي پرسپترون چند لايه

يک شبكه عصبي مصنوعي چند لايه پيش خور[2] كه از يک لايه ورودي،يک يا چند لايه مخفي و يک لايه خروجي تشكيل شده كه به آن به طور معمول شبكه عصبي چند لايه پرسپترون[3] (MLP) گفته مي‌شود. در اين شبكه ارتباط ميان نرون‌ها و تنظيم وزن‌ها درآن از قانون‌هاي يادگيري[4] پيروي مي‌كند. روش‌هايي كه جهت تنظيم وزن‌ها و باياس‌ها[5] (دبي ثابتي كه با وزن‌ها جمع مي‌شوند) براي دستيابي به مقدار معلوم اعمال مي‌شوند قانون‌هاي يادگيري نام دارند. اين قانون‌ها در واقع الگوريتم‌هاي رياضي پيچيده مي‌باشند كه در نهايت وزن‌هاي شبكه را جهت توليد خروجي بهينه، تنظيم مي‌كنند. هر شبكه براي به‌وجود آمدن به دو بسته داده نيازمند است، بسته آموزش و بسته آزمون. در حدود ٨٠ درصد از داده‌ها صرف آموزش و مابقي صرف آزمون شبكه مي‌شود.

يكي از متداول‌ترين الگوريتم‌هاي يادگيري شبكه‌هاي عصبي الگوريتم پس انتشار خطا مي‌باشد كه بويژه در بررسي‌هاي هيدرولوژي كاربرد زيادي دارد. (كرم،٢٠٠٢ الف و ب، آگراوال و همكاران،٢٠٠٤ ، معماريان خليل آباد و همكاران،٢٠٠٦). دراين روش ابتدا وزن‌هاي تصادفي به هر نرون داده شده و بر پايه آنها خروجي محاسبه مي‌شود. سپس بر پايه اختلاف ميان خروجي بدست آمده و خروجي واقعي، وزن‌ها به سمت عقب (ازخروجي به سمت ورودي) تنظيم مي‌شوند (٦). در اين الگوريتم ارتباط ميان نرون ها با ماتريس وزن ها (W_i) برقرار مي‌شود. ورودي خالص هر نرون تابعي از ماتريس وزن ها و اطلاعات رسيده به آن نرون (x_i) مي‌باشد و از رابطه (١) بدست مي‌آيد(٧):

$$nn = \sum_{i=1}^{n} Wixi + \theta \qquad (١)$$

كه در آن:

θ: وزن باياس، nnخروجي هر نرون است كه با استفاده از تابع تبديل سيگموئيد كه رايج‌ترين تابع تبديل در الگوريتم آموزش پس انتشار مي‌باشد (رابطه٢) بدست مي‌آيد (٦):

$$f(nn) = \frac{1}{1 + Exp(-nn)} \qquad (٢)$$

1- Training
2 -Feed forward
3-Multi Layer Preceptron
4 -Training rules
5 -bias

عمـل تنظـيم وزن هـا طـي فراينـد يـادگيري آنقـدر تكـرار مي‌شود تايكي از عامل‌هاي محدود كننده چرخه به‌دست آيد. از جمله‌اين عامل‌ها مي‌توان به بيشـينه تعـداد تكـرار، كمينـه خطاي مطلوب و بيشينه زمان يادگيري اشاره كرد (۶).

- معيارهاي ارزيابي

به منظور ارزيابي نتايج مدل شبكه عصبي و مقايسـه آن بـا برآوردهاي رگرسيوني، از معيارهـاي ميـانگين مربعـات خطـا (RMSE)، ميـانگين قـدر مطلـق خطـا (MAE) و ضـريب تعيين (R^2) استفاده مي‌شود (روابط ۳ و۴ و۵).

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Q_{Si}-\widetilde{Q}_S)^2} \qquad (۳)$$

$$\text{MAE}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|(Q_{si})-(Q_s)\right| \qquad (۴)$$

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

كه در آنها: Q_{si} مقدار رسوب مشاهده شده، Q_s مقـدار رسـوب بـرآورد شـده، $\overline{Q}_S$ ميـانگين رسـوب مشـاهده شـده و $\widetilde{Q}_S$: ميـانگين رسوب برآورد شده است.

نتايج

داده‌هاي استفاده شده در ايـن بررسـي مربـوط بـه سـالهاي ۱۳۵۵ تا۱۳۷۵ ايستگاه آبسنجي ماشين شهرسـتان رامهرمـز مي‌باشد. جهت آماده سازي داده‌ها، وجـود داده‌هـاي پـرت بـا استفاده از روابط ۶ و ۷ كه توسط انجمن منابع آب امريكـا در سال ۱۹۸۱ (۷) ارائه شده است، مورد بررسـي قـرار گرفـت و پس از رفع نقص‌هاي آمـاري، ۲۴۰ داده همزمـان دبـي آب و رسوب روزانه گزينش شد.

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

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

كه در آنها: y_H و y_L: لگاريتم آسـتانه‌هـاي بـالا و پـايين داده‌هاي پرت، $\bar{y}$ ميـانگين لگـاريتم داده‌هـا و K_N: ضـريب روش داده‌هاي پرت مي‌باشد. جدول (۱) ويژگـي‌هـاي آمـاري داده‌هاي مورد بررسي را نشان مي‌دهد.

جدول ۱- ويژگي‌هاي آماري داده‌هاي مورد بررسي

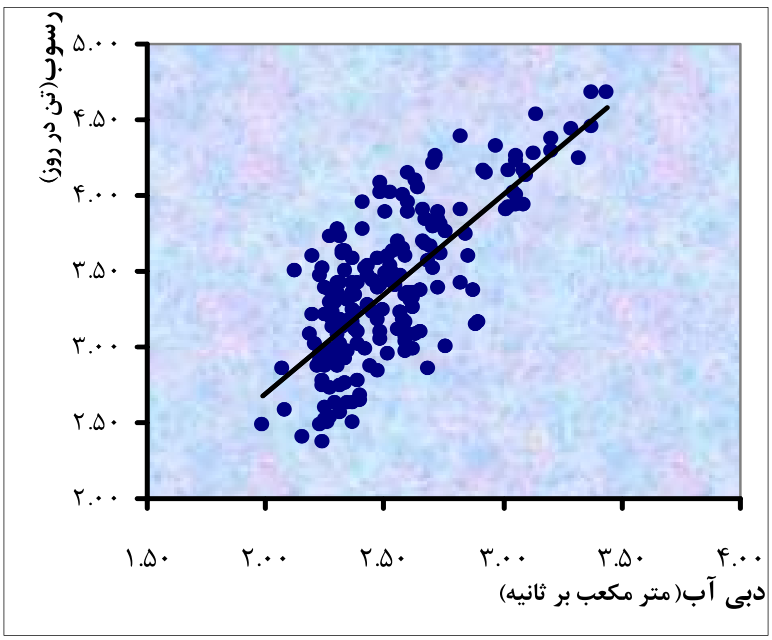
شاخص آماري	دبي آب (متر مكعب برثانيه)	دبي رسوب (تن در روز)
بيشينه	۲۷۱۷	۴۸۲۰۴
كمينه	۶۶	۹۷
ميانگين	۴۲۶	۴۷۴۲
انحراف معيار	۴۰۱	۶۹۸۳

- روش رگرسيون

به منظور مقايسه تخمين‌هاي شبكه عصبي با مدل‌هاي متداول و برآورد دقت آنها، رابطه رگرسيوني بين داده‌ها برقرار شد (جدول۲). به‌دليل اختلاف به‌نسبت زياد در مقادير كمينه و بيشينه و چولگي بالا در داده‌ها، لگاريتم آنها در محاسبات مورد استفاده قرار گرفت. نمودار (۱) رابطه بين دبي آب و رسوب را نشان مي‌دهد.

جدول ۲- ويژگي‌هاي رابطه رگرسيوني

Log Q_s=۱/۳۱۲۹ Log Q_w +۰/۰۷۶۵	R^2=۰/۵۴
α =۰,۰۱	



- روش شبكه عصبي

همان گونه كه بيان شد در روش شبكه عصبي ابتدا بايد داده‌ها به دو بسته آموزش و آزمون تقسيم شوند. نكته مهم در انتخاب اين داده‌ها آن است كه بايد سعي شود اين دو بسته به لحاظ شاخص‌هاي ميانگين و انحراف معيار به هم نزديك باشند كه‌اين مورد با سعي و خطا به دست مي‌آيد. با در نظر گرفتن اين نكته، ۸۰ درصد داده‌ها به‌عنوان داده‌هاي آموزش و ۲۰ درصد باقي مانده به‌عنوان داده‌هاي آزمون شبكه گزينش شدند. نكته مهم ديگر عادي كردن داده‌ها قبل از ورود به شبكه مي‌باشد. به‌طور اصولي وارد كردن داده‌ها به صورت خام باعث كاهش سرعت و دقت شبكه مي‌شود (۱۶). به منظور پرهيز از چنين شرايطي وبه منظور يكسان كردن ارزش داده‌ها براي شبكه و نيز به دليل طبيعت تابع تبديل سيگموئيد كه در محدوده بين ۰ و ۱ دبيي مناسبي دارد(۱۸)، عادي‌سازي داده‌ها بر پايه رابطه ۸ انجام شده است.

$$X_N = \frac{X_{max} - X_i}{X_{max} - X_{min}} \quad (۸)$$

كه در آن

X_N : داده عادي شده، x_{max} داده بيشينه، x_i داده مورد نظر و x_{min} داده كمينه است.

پس از آماده سازي داده‌ها، از نرم افزار MATLAB[1] جهت ساخت شبكه استفاده شد. مهم‌ترين مساله در ساخت شبكه تعداد لايه‌ها و نرون ها در هر لايه مي‌باشد. به‌طور اصولي تعداد نرون ها در لايه اول برابر با ورودي ها و در لايه خروجي برابر با تعداد خروجي ها است. مشكل عمده، انتخاب تعداد لايه‌هاي مخفي و تعداد نرون ها در هر يک از آنهاست. روش عمومي‌براي به دست آوردن آنها روش سعي و خطا و البته تجربيات ديگر محققان است (۴). در هيدرولوژي با توجه به وجود بهم‌خوردگي و پراكندگي در داده‌ها و انعطاف پذيري شبكه عصبي پيشخور با دو لايه مخفي، به‌طور معمول شروع پردازش داده‌ها با دو لايه مخفي آغاز مي‌شود.

بنابراين آموزش شبكه با يک نرون در لايه ورودي، سه نرون در لايه مخفي اول، يک نرون در لايه مخفي دوم و يک نرون در لايه خروجي آغاز شد وبرآوردهاي شبكه با معيارهاي MAE، RMSE و R^2 مورد ارزيابي قرار گرفت. در آموزش شبكه بايد به‌اين نكته توجه داشت كه هميشه كمينه خطا بيانگر بهترين آموزش شبكه نبوده و امكان دارد كه وزن‌هاي شبكه در يک حالتِ فوق تناسب تنظيم شده باشد(۴). بنابراين به منظور انتخاب مدل مناسب بايد تعداد بار آموزش[2] شبكه بهينه شود. به‌اين منظور رابطه تعداد تكرار با خطا هم براي داده‌هاي آموزش و هم آزمون برقرار شد و بر پايه رابطه بدست آمده تعداد تكرار بهينه بدست آمد و در ادامه مدل مطلوب با ويژگي‌هاي زير مورد تأييد قرار گرفت (جدول۳).

جدول ۳- ويژگي‌هاي ساختار بهينه شبكه

تعداد نرون لايه ورودي	۱
تعداد نرون لايه مخفي اول	۵
تعداد نرون لايه مخفي دوم	۳
تعداد نرون لايه مخفي سوم	۲
تعداد نرون لايه خروجي	۱
تابع محرک نرون‌ها	سيگموئيد
نرخ يادگيري	۰/۰۰۱
ضريب گشتاور	۰/۹۴
تعداد تكرار	۵۰۰۰۰

در نهايت اين مدل با داده‌هاي بسته آزمون مورد ارزيابي قرار گرفت. به منظور بررسي توانايي شبكه عصبي در برآورد رسوب معلق رودخانه در مقايسه با مدل‌هاي متداول رگرسيوني نتايج هر دو مدل و شاخص‌هاي آماري مورد مقايسه در جدول۴ ارائه شده است.

جدول ٤- مقايسه نتايج بدست آمده از شبكه عصبي و مدل رگرسيوني

شاخص‌هاي ارزيابي	RMSE	MAE	R^2
مدل رگرسيوني	۳۲۵۱	۱۹۳۴	۰/۵۴
شبكه عصبي	۳۱۸۴	۱۸۵۴	۰/۶۲

بحث

همانگونه كه در اين بررسي نشان داده شده است، برآوردهاي شبكه عصبي در مقايسه با مدل‌هاي رگرسيوني دقت به‌نسبت بالاتري داشته و توانسته است تغييرات بار رسوبي رودخانه را بر پايه دبي روزانه، بهتر از مدل رگرسيوني (منحني سنجه)، برآورد كند.

۱- Matrix Laboratory

۲- Epoch

در مدلسازي با شبكه عصبي مصنوعي در مقايسه با مدل رگرسيوني مي‌توان در زمان كوتاهتر و با دقت به‌نسبت بالاتري به روابط ميان دبي آب و رسوب دست يافت. برتري ديگر اين روش حساس نبودن آن به وجود تعداد معدودي خطا در داده‌هاي آماري است كه همين امر باعث برآورد بهتر مدل شبكه عصبي در مقايسه با مدل رگرسيوني شده است. رضايي (۱۳۸۳) نيز در بررسي خود به‌اين مورد اشاره كرده است (۴). همچنين توانايي يادگيري از راه ارائه مثال بدون نياز به معادلات حاكم بر پديده از برتري‌هاي ديگر اين روش مي‌باشد (۹) كه در اين بررسي نشان داده شده است. ليكن جهت رسيدن به يک مدل مطلوب مراحلي شامل آماده سازي داده‌ها، معماري شبكه، آموزش شبكه و اعتبارسنجي آن ضروري است. چگونگي انجام اين موارد مي‌تواند تا حد قابل ملاحظه‌اي نتايج مدل را تحت تأثير قرار دهد.به طور مثال با تغيير اندک در تعداد نرون ها در هر لايه دقت برآورد تا حد قابل ملاحظه‌اي تحت تاثير قرار مي‌گيرد. در اين زمينه رضايي (۱۳۸۳) بيان مي‌كند در معماري شبكه با افزايش تعداد نرون ها بايد فراواني داده‌ها افزوده شود و هيچگاه نبايد تعداد وزن‌هاي ارتباطي بيش از تعداد داده‌هاي آموزش باشد (۴). همچنين در اين بررسي در ارتباط با دبي آموزش شبكه نكاتي مدنظر قرار گرفت كه از آن جمله مي‌توان به موارد زير اشاره كرد كه توسط معماريان خليل آباد و همكاران (۲۰۰۶) نيز بيان شده‌اند (۱۶). در آموزش شبكه براي جلوگيري از گرفتار شدن در يک كمينه محلي كه باعث توليد نتايج نادرست مي‌شود دو راه حل وجود دارد. در روش اول نرخ يادگيري مقدار كوچكتري گزينش مي‌شود. البته در اين حالت سرعت يادگيري كاهش پيدا مي‌كند. در مقابل در روش دوم با افزودن بر مقدار يادگيري، سرعت آموزش افزايش يافته ولي دبي يادگيري كاهش مي‌يابد. براي حل اين تناقض يک مقدار گشتاور[1] به شبكه اعمال مي‌شود كه موجب افزايش سرعت يادگيري در صورت پايين بودن ضريب يادگيري مي‌شود.

نتايج بدست آمده از اين بررسي با نتايج بررسي‌هاي ديگر از جمله كرم و همكاران (۲۰۰۴و۲۰۰۶) و نيز مورات و همكاران (۲۰۰۷) كه با استفاده از الگوهاي مختلف شبكه عصبي و الگوريتم‌هاي آموزش متفاوتي از جمله پس انتشار خطا و توابع شعاعي، روابط ميان دبي آب و رسوب را مدلسازي كرده‌اند، مطابقت دارد و با وجود اختلاف‌هاي جزئي در نتايج آنها، در تمام اين موارد دقت بالاي اين روش در مقايسه با روش‌هاي متداول از جمله مدل‌هاي رگرسيوني تاييد شده است (۱۷).

همانگونه كه بيان شد در اين بررسي تنها از شاخص‌هاي دبي آب و رسوب استفاده شده است كه به‌طور معمول در دسترس هستند ولي ممكن است به دليل عامل‌هايي چون تعداد كم برداشت‌ها و برداشت‌هاي كم در سيلابهاي بيشينه، داده‌ها دقت مناسبي نداشته باشند. بديهي است عامل‌هاي ديگري مانند بارندگي، درصد پوشش گياهي و شاخص‌هاي ژئومرفولوژي نيز تأثير بسزايي در دبي رسوب خروجي از حوزه دارند (۹). بنابراين با استفاده از اين عامل‌ها به عنوان ورودي‌هاي مدل مي‌توان دقت برآوردها را افزايش داد و اطلاعات مفيدتري را جهت مديريت مناسب‌تر حوزه‌هاي آبخيز در اختيار قرار داد.

۱- Momentum

منابع

۱- آوريده، فرهاد، مهدي بني حبيب و طاهر شمسي ،۱۳۸۰، كاربرد شبكه‌هاي عصبي مصنوعي جهت تخمين دبي رسوب رودخانه‌ها ،سومين كنفرانس هيدروليک، تهران، ۳۶۶ تا ۳۶۷.

۲- بايزيدي، شوبر، مهدي ياسي، روح اله فتاحي و عباس كارگر، ۱۳۸۴، پيش بيني و برآورد رسوب معلق روزانه با استفاده از شبكه‌هاي عصبي مصنوعي – مدل پرسپترون چند لايه، پنجمين كنفرانس هيدروليک ايران، كرمان، ص ۵۵۵ تا۵۶۱.

۳- جورابيان، محمود و رحمت اله هوشمند، ۱۳۸۱، منطق فازي و شبكه‌هاي عصبي(مفاهيم و كاربردها)، دانشگاه شهيد چمران اهواز، اهواز، ۳۰۰ص.

۴- رضايي، علي، ۱۳۸۳، مدلسازي منطقه‌اي دبي‌هاي اوج زير حوزه‌هاي سد سفيدرود با استفاده از شبكه عصبي مصنوعي، پايان نامه دكتري آبخيزداري دانشكده منابع طبيعي دانشگاه تهران، كرج، ۲۱۵ص.

۵- كوچک زاده، صادق و امير يوسفي، ۱۳۸۱، تئوري و كاربرد انتقال رسوب، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، ۲۴۶ص.

۶- منهاج، محمد باقر،۱۳۸۱، مباني شبكه‌هاي عصبي مصنوعي، انتشارات دانشگاه صنعتي اميركبير، تهران،۷۱۵ص.

۷- مهدوي، محمد، ۱۳۸۱، هيدرولوژي كاربردي، جلد دوم،، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، ۳۹۷ص.

۸- ميرزايي، محمد رضا، محمود عرب خدري، سادات فيض نيا و حسن احمدي،۱۳۸۴، مقايسه روش‌هاي آماري برآورد رسوب معلق رودخانه‌ها، مجله منابع طبيعي ايران، جلد۵۸(۲)، ۳۰۱-۳۱۳.

۹- نجفي نيسياني، نعيمه، منوچهر حيدرپور و حسن گلمايي،۱۳۸۴، برآورد بار رسوب معلق با استفاده از شبكه عصبي مصنوعي، مجموعه مقالات دومين كنفرانس آبخيزداري و مديريت منابع آب و خاک،كرمان ،ص۲۴۹۳ تا۲۵۰۰.

۱۰- نوري، مجتبي، محمد باقر رهنما و علي رضا پيره، ۱۳۸۴، مقايسه مدل جديد NWN و مدلANN در فرايند شبيه سازي جريان رودخانه غازان چاي، پنجمين كنفرانس هيدروليک ايران، ص۳۶۷ تا ۳۷۶ .

11- Agrowal,A., R.D. Singh, S.K. Mishra, P.K. Bhung,2004, ANN-based sediment yield models for Vamsadhara River Basin(India), Water SA, Vol. 31(1), 95-100.

12- Kerem, H., 2002a, Suspended sediment estimation and forecasting using artificial neural network, Engineering Environment Science, Vol. 26(4), 15-25.

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

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

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

16- 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.

17- Murat, A., H.K. Cigizoglu, 2007, Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data, Environmental Modelling Software Vol. 22, 2-13.

18- 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.

19- 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 watersheds, Current Science, vol. 89, 12-25.

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

21- Zhu, Y., X.X. Lu and Y. zhou, Suspended sediment flux modeling with artificial neural network, an example of Longchunjiang river in upper Yangtze Catchment, China, Jornal of Geomorphology (2006) , doi: 10.1016

Investigating the applicability of Neural Network method for estimating daily suspended sediment yield (Case study: Zard Drainage Basin, Khozestan Province)

S. Feiznia[*1], H. Mohammad Asgari[2] and M. Moazzami[3]
[1] Professor, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I. R. Iran
[2] Member of Scientific board of marine Science and Technology of Kdoramshahr University, I. R. Iran
[3] Graduate Student of Watershed Management, University of Tehran, I. R. Iran
(Received 17 May 2006, Accepted 6 August 2007)

Abstract
In this study, to drawn the model of daily suspended sediment yield, simultaneous water and sediment discharge data of Machine Hydrometric Station, which is located on Zard River, Ramhormoz, Iran, were used. For this purpose, after elimination of statistical deficiency and exclusion of deviated data, the data were divided into two parts: 80% of the data were allocated for training and the other 20% of data were used for the examination of neural network. After standardization of the data, by using training data series, neural network with back propagation error algorithm was developed. Furthermore, by using the training data series, regression equation was developed between water and sediment discharges. For evaluating these two methods, the examination data series and the statistical parameters of R^2, MAE and RMS were used. The amounts of R^2, MAE and RMS for the neural network method are as follows: R^2=0.62, MAE=1854 and RMS=3184. The amounts of the mentioned parameters for estimation using regression equation are: R^2=0.54, MAE=1934 and RMS=3251. The results have shown that the estimation of suspended sediment yield using neural network model is more accurate in comparison to the regression equation estimates. But for reaching an optimum model, the processes of the data preparation, network architecturing and network training should be performed carefully and accurately. It is concluded that for the estimation of river suspended sediment yield, this model should be considered and used.

Keyword: Suspended sediment yield, Neural network model, Back propagation Error algorithm, Zard River, Ramhormoz, Iran

* Corresponding author: Tel: 0261-2249313 , Fax: 0261-2249313 ,E-mail: sfeiz@chamran.ut.ac.ir