بررسي امكان برآورد بار معلق رودخانه كرج با بهره‌گيري از منطق فازي و شبكه عصبي

علي سلاجقه*[١]، ابوالحسن فتح آبادي[٢]
[١] دانشيار دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
[٢] دانشجوي كارشناسي‌ارشد آبخيزداري، دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
(تاريخ دريافت: ٨٦/٨/٢٢ ، تاريخ تصويب: ٨٧/٩/٩)

چكيده

برآورد بار معلق رودخانه يك امر مهم در طراحي سازه‌هاي آبي, مسائل زيست محيطي و كيفيت آب رودخانه‌ها مي‌باشد. يكي از متداول‌ترين روش‌ها براي برآورد بار معلق رودخانه منحني سنجه رسوب مي‌باشد، در منحني سنجه رسوب يك رابطه رگرسيوني كه به‌طور معمول از نوع تواني مي‌باشد بين دبي آب و رسوب بر قرار مي‌شود. با توجه به عدم قطعيت‌ها و غير خطي بودن ارتباط بين دبي آب و رسوب, منحني سنجه رسوب فاقد كارايي لازم براي اين امر مي‌باشد. در اين پژوهش با بهره‌گيري از روش‌هاي هوش مصنوعي (شبكه عصبي مصنوعي و منطق فازي) ميزان بار معلق رودخانه كرج در ايستگاه سيرا برآورد شد. در آغاز مدل‌هاي مختلف شبكه عصبي و منطق فازي ساخته شد, كه در روش شبكه عصبي شبكه با چهار نرون در لايه مخفي و در منطق فازي سيستم استنتاج فازي ممداني با چهار تابع عضويت گوسي به عنوان بهترين مدل‌ها شناخته شدند, در نهايت نتايج اين پژوهش نشان داد كه منطق فازي عملكرد بهتري نسبت به دو روش شبكه عصبي مصنوعي و منحني سنجه رسوب داشته و بهره‌گيري از آن براي برآورد بار معلق رودخانه پيشنهاد مي‌شود.

كلمات كليدي: بار معلق, منحني سنجه رسوب, شبكه عصبي مصنوعي, منطق فازي و رودخانه كرج

* نويسنده مسئول: تلفن:٠٢٦١-٢٢٢٣٠٤٤ فاكس: ٠٢٦١-٢٢٤٩٣١٣ E-mai: salajegh@ut.ac.ir

مقدمه

برآورد و پيش‌بيني بار معلق رودخانه در طيف گسترده‌اي از مسائل مانند مهندسي رودخانه, طراحي سدها, انتقال آلودگي, تأثيرات زيست محيطي, آبخيزداري و بسياري از بخش‌هاي منابع آب كاربرد دارد. به‌طور معمول بار معلق رودخانه از راه اندازه‌گيري مستقيم يا معادله‌هاي انتقال رسوب تعيين مي‌شود. اگر چه‌اندازه گيري مستقيم قابل اعتماد تر مي‌باشد اما در اين روش بايد آمار طولاني مدت از غلظت رسوب (كه معرف تغييرات غلظت در طول زمان مورد نظر باشد) و همچنين دبي آب متناظر در دست باشد. كه در بيشتر موارد به علت كمبود امكانات, نيروي انساني و بالا بودن هزينه امكان برداشت داده دبي و رسوب به‌اندازه كافي مقدور نمي‌باشد. از سوي ديگر بيشتر معادله‌هاي انتقال رسوب نياز به اطلاعات فراوان از ويژگي‌هاي رسوب و جريان داشته، همچنين معادله‌هاي مختلف پاسخ‌هاي متفاوتي داده و گزينش معادله‌اي كه بتواند بهترين پاسخ را بدهد مشكل مي‌باشد علاوه بر آن معادله‌اي كه در سطح جهاني به عنوان يک معادله پايه شناخته شده باشد وجود ندارد (۴ و ۸).

با توجه به وجود مشكل در كاربرد روش‌هاي بالا، پژوهشگران روش‌هاي رگرسيوني بين دبي آب و رسوب را به كار مي‌برند. بدين منظور منحني سنجه رسوب به‌طور گسترده‌اي در برآورد رسوب حمل شده توسط جريان رودخانه به كار مي رود. منحني سنجه ارتباطي را بين آب و رسوب بر قرار كرده چنين ارتباطي با بهره‌گيري از آناليز رگرسيون انجام مي‌شود و به‌طور معمول منحني سنجه به صورت يك معادله تواني نشان داده مي‌شود (۱۰).

اما اين روش نيز داراي معايب چندي مي‌باشد به عنوان مثال در رودخانه‌ها غلظت رسوب براي ميزان معيني از دبي آب در شاخه بالا رونده هيدروگراف بيشتر از غلظت رسوب براي همان ميزان دبي براي شاخه پايين رونده مي‌باشد. كه نوعي رابطه غير خطي ايجاد كرده و روش منحني سنجه نمي‌تواند اين غير خطي بودن را مدل‌سازي كند(۱۰). به هر حال روش‌هاي رگرسيوني و منحني سنجه رسوب براي مدل كردن پيچيدگي‌هاي بين دبي آب و رسوب كافي نبوده و بنابراين بايد به فكر بهره‌گيري از روش‌هايي بود كه قادر به مدل كردن پيچدگي‌هاي بين دبي آب و رسوب باشند. در اين راستا روش‌هاي هوش مصنوعي به طور گسترده‌اي در مدل كردن روابط غيرخطي موجود در محيط و هيدرولوژي بهره‌گيري شده‌اند. اين روش‌ها مي‌توانند يک ارتباط منطقي بين ورودي و خروجي به وسيله داده‌هاي ديده‌اي ايجاد كنند.

دوغان و همكاران (۲۰۰۵)كارايي منطق فازي با سيستم استنتاج سوگنو را در برآورد رسوب معلق رودخانه لاور ساكار نسبت به شبكه عصبي بررسي كردند, نتايج اين بررسي نشان داد منطق فازي به‌طور معني‌داري بهتر از شبكه عصبي و منحني سنجه رسوب عمل كرده است. كيسي و همكاران (۲۰۰۶) با بهره‌گيري از منطق فازي ميزان رسوب معلق را در ايستگاه روبردا بلانس متعلق به USGS آمريكا برآورد نمودند. در اين بررسي مدل‌هاي فازي با توابع عضويت مثلثي و ۸ تابع عضويت براي ورودي‌ها و خروجي‌ها را براي برآورد رسوب معلق توسعه داده شد. به منظور بهبود كارايي مدل مشخصه‌هاي هر يک از توابع عضويت را تغيير داده شد. نتايج اين پژوهش نشان داد همه مدل‌هاي فازي مورد بررسي در شرايط يكسان عملكرد بهتري در برآورد بار معلق رودخانه نسبت به منحني سنجه رسوب دارند.

اكبرپور و حامد افتخار (۱۳۸۵)عملكرد مدل‌هاي شبكه عصبي مصنوعي و رگرسيون را در پيش‌بيني آورد رسوب درحوزه اهرچاي آذربايجان شرقي بررسي كردند. نتايج اين بررسي نشان داد كه مدل شبكه عصبي پرسپترون چند لايه پيشخور با الگوريتم پس انتشار خطا, با ضريب تعيين ۰/۸، بازده مدل ۰/۷ و مجموع مربعات خطا ۰/۵۵ در مقايسه با مدل رگرسيوني (ضريب تعيين ۰/۵۲ بازده مدل ۰/۶۲ و مجموع مربعات خطا ۰/۰۶۸) از كارايي بهتر و دقت بالايي برخوردار است.

سيگزوگلو (۲۰۰۵) با بهره‌گيري از شبكه عصبي مصنوعي بار معلق روزانه را در دو ايستگاه مربوط به رودخانه شولكيل در پنسيلوانياي آمريكا برآورد نمود. در اين بررسي ميزان رسوب معلق ايستگاه پايين دست با بهره‌گيري از شبكه عصبي با چهار ورودي متفاوت شامل ۱- ميزان گذشته بار معلق در همان ايستگاه ۲ - ميزان بار معلق در ايستگاه

بالادست ٣ - ميزان دبي در همان ايستگاه و ۴ - ميزان دبي در ايستگاه بالادست برآورد شد. نتايج اين بررسي نشان داد در حالتي كه از ورودي ١ بهره‌گيري شد عملكرد شبكه عصبي بهتر از مدل‌هاي استوكاستيك AR بوده است. در حالتي كه از ورودي ٢ بهره‌گيري شد عملكرد شبكه عصبي بهتر از مدل‌هاي رگرسيون چند متغييره بوده و در حالتي كه از ورودي ٣ و ۴ بهره‌گيري شد شبكه عصبي مصنوعي نسبت به منحني سنجه رسوب بهتر عمل كرده است. در كل بهترين عملكرد نيز با بهره‌گيري از ورودي ٣ بدست آمد.

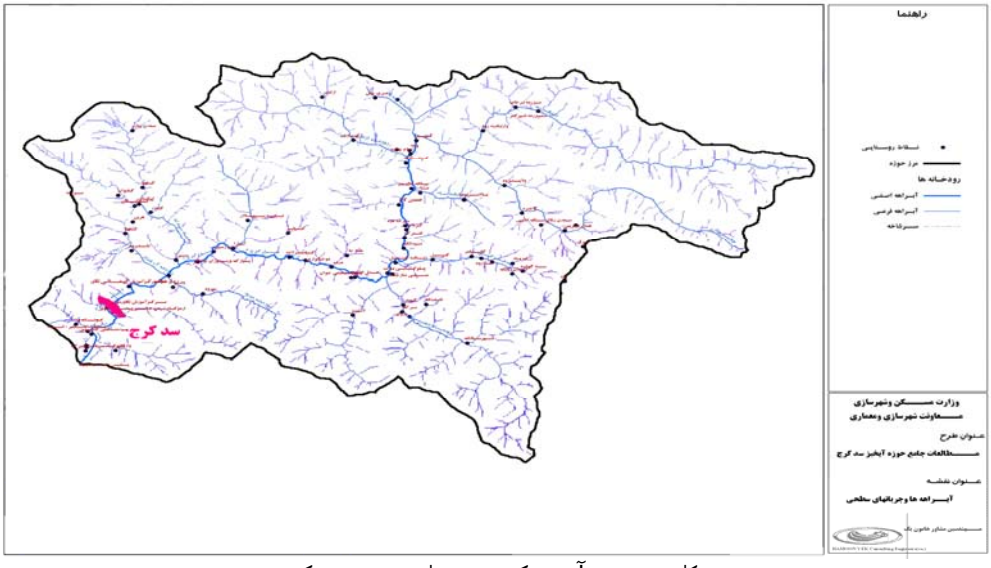
آلپ و سيگزوگلو (٢٠٠٧) عملكرد دو مدل شبكه عصبي چند لايه پيشخور و شبكه پايه شعاعي را نسبت به رگرسيون چند متغييره در برآورد بار معلق روزانه حوزه جانيتا در پنسيلوانياي آمريكا مورد بررسي قرار دادند. در اين بررسي ورودي مدل‌هاي شبكه عصبي و رگرسيون چند متغييره ميزان دبي و بارندگي در گام هاي زماني قبل بوده است. نتايج اين پژوهش نشان داد كه روش شبكه عصبي عملكرد بهتري نسبت رگرسيون چند متغييره داشته است.

با توجه به عدم قطعيت‌ها و غير خطي بودن رابطه بين دبي آب و رسوب و در نتيجه نداشتن كارايي روش‌هاي سنتي منحني سنجه رسوب در اين بررسي سعي شد با بهره‌گيري از روش‌هاي هوش مصنوعي (شبكه عصبي و منطق فازي) بار معلق رودخانه كرج در ايستگاه سيرا برآورد شده و مقايسه‌اي بين اين روش‌ها و روش سنتي, منحني سنجه رسوب انجام شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد بررسي

حوزه آبخيز رودخانه كرج بين ´٥٣ °٣٥ تا ´١١ °٣٦ عرض شمالي و ´٣ °٥١ تا ´٣٥ °٥١ طول شرقي با مساحت ٨٤٠٠٠ هكتار در فاصله ٣٠ تا ٦٠ كيلومتري شمال و شمال غرب استان تهران واقع شده است. اين حوزه متشكل از نقاط بسيار مرتفع, نقاط ميان بند و نقاط كوهپايه‌اي مي‌باشد كه از ارتفاع ٤٥٠٠ متري كهار تا ديواره سد كرج كه حدود ١٧٠٠٠ متر از سطح دريا مي‌باشد, متغيير است. و به طور كلي ٩٦/٥ درصد حوزه در ارتفاع بيش از٢٠٠٠ متر واقع است. خاك‌هاي منطقه داراي ضخامتي متغيير بوده و شامل خاك‌هاي جوان و تكامل نيافته آنتي‌سول تا خاك‌هاي با تكامل ميانگين اينسپتي‌سول با مواد مادري مختلف مي‌باشند. در شكل (١) حوزه آبخيز سد كرج را آورده شده است. آمار مورد بهره‌گيري در اين بررسي شامل ميزان دبي لحظه آب و رسوب از سال ١٣٥٨ تا سال



شكل ١- حوزه آبخيز كرج در محل ورودي سد كرج

۱۳۸۱ مي‌باشد. كه از اين آمار ۸۰ درصد براي آموزش و ۲۰ درصد براي آزمون روش‌هاي مختلف به كار برده شد.

منطق فازي

منطق فازي توسط عسكرزاده (۱۹۶۵) معرفي شد. پايه منطق فازي تعلق جزئي يک شئ يا عنصر نسبت به يك مجموعه مي‌باشد, برخلاف مجموعه‌هاي كلاسيک كه يک عنصر مي‌تواند به يک مجموعه تعلق داشته يا نداشته باشد در مجموعه‌هاي فازي درجه عضويت يک عنصر به يک مجموعه مي‌تواند به صورت باندي در محدوده [۰و۱] باشد. و به نوعي هر عنصر مي‌تواند به طور جزئي به يک مجموعه تعلق داشته باشد. در مجموعه‌هاي فازي درجه عضويت هر عنصر نسبت به يک مجموعه توسط تابع عضويت آن بيان مي‌شود و در واقع به تابعي كه درجه عضويت هر عنصر را نسبت به يک مجموعه نشان مي‌دهد تابع عضويت گفته مي‌شود. توابع عضويت مختلفي وجود دارد كه از جمله مي‌توان به توابع عضويت مثلثي, ذوذنقه‌اي, گوسي, زنگوله و غيره اشاره كرد. كه در هر يک از آنها توابع عضويت بر پايه مشخصه‌هايي كه مي‌گيرند شكل آنها فرق مي‌كند.

به طور كلي منطق فازي را مي‌توان در دو براي اصلي بكار برد ۱- در مدل سازي رفتار انسان متخصص و ۲- ارتباط دادن مجموعه‌اي از ورودي‌ها به مجموعه از خروجي‌ها (۱۰). براي بهره‌گيري از منطق فازي در امر ارتباط دادن ورودي‌ها و خروجي‌ها از سيستم استنتاج فازي[۱] بهره‌گيري مي‌شود. يک سيستم استنتاج فازي از سه قسمت اصلي فازي سازها, پايگاه دانش و غير فازي سازها تشكيل شده است. پايگاه دانش خود از پايگاه داده‌ها, قواعد و موتور نتيجه‌گيري تشكيل شده است (شكل ۳).

فازي سازها[۲]

عمل فازي سازي اطلاعات ورودي را انجام مي‌دهد.

پايگاه قواعد[۳]

راهبرد كنترل به‌طور عموم در قالب يک مجموعه قوانين شرطي به شكل (اگر و آنگاه) فازي بيان مي‌شود. اين قواعد كه از تجربيات عملگر ماهر(كارشناس خبره) استخراج شده‌اند به صورت يک پايگاه قواعد مبين راهبرد كنترلي فازي بوده و يكي از بخش‌هاي مهم كنترل فازي به شمار مي‌رود.

پايگاه داده‌ها[٤]

قواعد شرطي فازي كه در بخش پايگاه قواعد وجود دارند بر پايه مفاهيم مبهم و متغييرهاي زباني كه در قالب اعداد فازي مي‌باشند استوارند. شكل تعلق اين متغييرها و فضاهاي مرجع آنها همگي به صورت يک پايگاه داده در كنترل كننده فازي وجود دارد.

موتور نتيجه‌گيري فازي[۵]

موتور نتيجه‌گيري فازي كه هسته اصلي كنترل كننده فازي است با توجه به قوانين شرطي فازي موجود در پايگاه قواعد و اطلاعات موجود در پايگاه داده‌ها و دريافت ورودي از بخش فازي سازه عمل نتيجه‌گيري فازي را انجام داده و خروجي نهايي را كه ورودي كنترلي به سامانه اصلي مي‌باشد در قالب يک مجموعه فازي تعيين مي‌شود.

غيرفازي سازها[٦]

نتيجه بدست آمده از مراحل بالا يک مجموعه فازي مي‌باشد كه در اين مرحله با بهره‌گيري از روش‌هاي متفاوتي مي‌توان اين مجموعه فازي را به اعداد حقيقي متناظر آن تبديل كرد.

۱- Fuzzy inference system

۲- fuzification

۳- Rulebase

۴- Database

۵- Decision making

٦-Deffuzification

شبكه عصبي مصنوعي[1]

شبكه عصبي مصنوعي يک روش شبيه‌سازي مي‌باشد كه از بررسي سامانه مغز و شبكه عصبي موجودات زنده الهام گرفته است (١). شبكه عصبي بر روي متغيرهاي ورودي پردازش را به صورت موازي انجام داده و انتقال اطلاعات از يک لايه به لايه ديگر به صورت مجموعه پشت سر هم انجام مي‌شود. يكي از متداول‌ترين شبكه‌هاي عصبي مورد بهره‌گيري در زمينه هيدرولوژي شبكه عصبي پرسپترون چند لايه مي‌باشد. اين شبكه از يك لايه ورودي, يك لايه خروجي و يك يا چند لايه بين آنها كه به‌طور مستقيم به داده‌هاي ورودي و نتايج خروجي متصل نيستند تشكيل يافته است. واحدهاي لايه ورودي وظيفه توزيع ميزان ورودي‌ها به لايه بعد و لايه خروجي نيز پاسخ سيگنال‌هاي خروجي را ارائه مي‌دهد. در اين دو لايه شمار نرون‌ها برابر با شمار ورودي‌ها و خروجي‌ها مي‌باشد و لايه يا لايه‌هاي پنهان وظيفه ارتباط لايه‌هاي ورودي به لايه‌هاي خروجي را بر عهده دارند. در يك شبكه عصبي ارتباط بين I امين و j نرون با ضريب وزن w_{ij} نشان داده مي‌شود در يك شبكه عصبي وزن‌ها نشان دهنده درجه اهميت هر ارتباط در شبكه مي‌باشد. ميزان خروجي در i امين نرون (x_i)(شكل ٣) به صورت رابطه (١) مي‌باشد.

$$x_i = f(w_{ij}\, p + b) \qquad (١)$$

در اين رابطه p ورودي نرون, b جمله متمايل كننده مي‌باشد كه در ميزان ثابت ١ ضرب مي‌شود و f تابع محرك مي‌باشد كه براي اين امر توابع مختلفي مانند سيگموئيد, تانژانت سيگموئيد, خطي و غيره وجود دارد. كه تابع سيگموئيد به صورت رابطه (٢) مي‌باشد.

$$f(\varsigma) = \frac{1}{1+e^{-\varsigma}} \qquad (٢)$$

در اين پژوهش براي آموزش شبكه از الگوريتم آموزش لونبرگ - مارگارت به علت سادگي و سرعت بالاي آن بهره‌گيري شد (٧ و ٩).

روش پژوهش

در ابتدا داده‌ها به دو قسمت آموزش و آزمون تقسيم‌بندي شد كه شامل ٨٠ درصد آموزش و ٢٠ درصد آزمون مي‌باشد. به طور معمول شبكه عصبي در محدوده داده‌هاي مورد بهره‌گيري براي آموزش قادر به پيش‌بيني بوده و توان پيش‌بيني آن براي محدوده‌هاي خارج از آموزش ضعيف مي‌باشد. بنابراين در صورت وجود اختلاف زياد دامنه تغييرات داده‌هاي آزمون با داده‌هاي آموزش پيش‌بيني ضعيف خواهد بود (٣). بدين منظور براي گزينش داده‌هاي آموزش و آزمون سعي شد داده‌ها به شيوه سعي و خطا طوري گزينش شد كه از نظر معيارهاي آماري, ميانگين و انحراف معيار همانند يكديگر باشند, كه نتايج آن در جدول(١) آورده شده است. با توجه به جدول (١) ديده مي‌شود داده‌هاي رسوب و دبي داراي انحراف معيار بالايي بوده كه بيانگر اغتشاش و نوسان‌هاي بالاي آن است و همچنين ضريب همبستگي بين دبي آب و رسوب نيز پايين مي‌باشد. به منظور جلوگيري از تاثير اضافي وزن‌ها داده‌ها را معيارسازي كرده بدين منظور از رابطه (٣) براي معيارسازي داده‌ها بهره‌گيري شد.

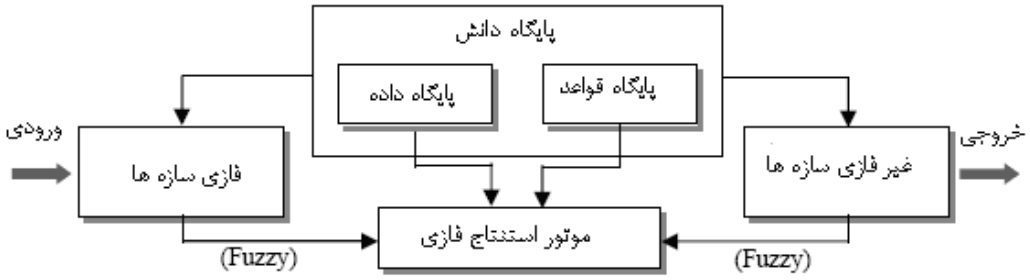
$$y = .8 * \frac{X_1 - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + .1 \qquad (٣)$$

در اين رابطه $X_{\min}$ كوچكترين داده و $X_{\max}$ بزرگترين داده مجموعه داده‌هاي مي‌باشد. با بهره‌گيري از اين رابطه داده‌هاي ورودي به شبكه بين ٠/١ و ٠/٩ قرار مي‌گيرند.

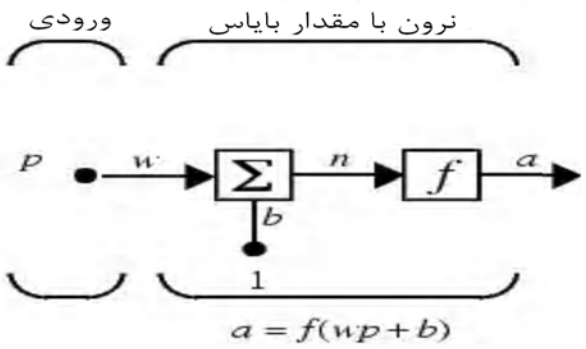
در اين پژوهش براي مدل‌سازي فازي و عصبي از جعبه ابزارهاي شبكه عصبي و فازي نرم‌افزار مطلب بهره‌گيري شد. در جعبه ابزار فازي دو سامانه فازي سوگنو و ممداني وجود دارد كه به خاطر راحت بودن و ساده بودن تفسير از سيستم استنتاج ممداني بهره‌گيري شده است. به منظور

١- Artificial neural networks

مقايسه مدل‌ها مختلف در هر مرحلـه از معيارهـاي آمـاري
ضريب همبستگي بين داده‌هاي مشاهده‌اي و داده‌هاي



شكل ۲- سيستم استنتاج فازي



شكل ۳- نرون با يك ورودي

برآورد شده و RMSE خطا (رابطه ۴) بهره‌گيري شد.

$$RMSE = \frac{1}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Qs^{*} - Qs)^{2}} \qquad (۴)$$

كه در اينجا Qs^{*} ميزان بار معلق برآورد شـده و Qs بـار معلق مشاهداتی مي‌باشند.

نتايج

در اين پژوهش از شبكه پرسپترون چند لايه بـا الگـوريتم آموزش لونبرگ - مارگارت به لحاظ كاربرد گـسترده آن در امر مدل سازي بهره‌گيري شد. مسئله اصلي در اين شبكه‌ها تعيين شمار لايه‌هاي مخفي و شمار نرون هاي هـر يـک از اين لايه‌ها مي‌باشد. كه بـراي ايـن امـر راه حـل مشخـصي وجود ندارد و با بهره‌گيري از سعي و خطا بهتـرين سـاختار مدل تعيين مي‌شود. بدين منظور در هر مرحله با بهره‌گيري از داده‌هاي آموزشي شبكه را آموزش داده و با بهره‌گيري از معيارهـاي RMSE و ضـريب همبـستگي بـين داده‌هـاي مشاهده‌اي و برآورد شده بهترين ساختار شبكه تعيين كرده كه نتايج آن در جدول (۲) آورده شده است. در اين جـدول اعداد درون پرانتز نشان دهنده شمار نرون‌هـا در لايـه‌هـاي مخفي بوده كه عدد اول مربوط به اولين لايه مخفي و عـدد دوم مربوط به دومين لايـه مخفـي اسـت. همـان‌طـور كـه ملاحظه مي‌شود شبكه با يک لايه مخفي و چهار نرون (كـه ميزان ضـريب همبـستگي و RMSE بـه ترتيـب ۶۵/۶ و

٨٣١/٧٩ بدست آمده است) در لايه مخفي بهترين عملكرد را داشته و به عنوان بهترين شبكه شناخته شده است.

در منطق فازي در آغاز براي ورودي و خروجي‌ها سه تابع عضويت از نوع گوسي, مثلثي و زنگوله‌اي كه به سه قسمت تقسيم شده بودند در نظر گرفته كه هركدام داراي شكل يكنواخت بودند (شكل ۴). در مرحله بعد شمار توابع عضويت از سه به هشت افزايش و تاثير آن را در كارايي مدل بررسي شد و با بهره‌گيري از معيار RMSE خطا و ضريب همبستگي بين داده‌هاي مشاهده‌اي و برآورد شده بهترين مدل گزينش شد. در حالتي كه براي هر ورودي و خروجي سه تابع عضويت داشته و شمار ورودي‌ها يک باشد سه قانون اگر..آنگاه داشته كه به صورت زير مي‌باشند.

اگر دبي پايين باشد, آنگاه بار رسوب معلق پايين مي‌باشد.

اگر دبي ميانگين باشد, آنگاه بار رسوب معلق ميانگين مي‌باشد.

اگر دبي بالا باشد, آنگاه بار رسوب معلق بالا مي‌باشد.

در حالتي كه ۵ تابع عضويت براي ورودي‌ها و يک خروجي‌ها وجود داشته باشد شمار قوانين با يک ورودي ۵ و با دو ورودي ۳۲ قانون مي‌شود. همان‌طور كه ملاحظه مي‌شود با افزايش توابع عضويت شمار قوانين به صورت تواني افزايش پيدا كرده كه اين امر مي‌تواند در پيچيدگي و كارايي مدل تاثير منفي بگذارد. در مرحله بعد براي بهبود كارايي مي‌توان قوانين و يا شكل توابع عضويت را تغيير داد. كه در اين پژوهش هر دو رويكرد مورد بررسي قرار گرفت. بدين منظور با توجه به‌اين امر كه بيشتر ميزان دبي و رسوب پايين(٧٨ درصد ميزان دبي و رسوب بين ٠/١ تا٠/٢ و٩٠ درصد بين٠/١ تا ٠/٣) مي‌باشند براي حالتي كه شكل توابع عضويت تغيير داده عرض توابع عضويت را براي ميزان رسوب و دبي هاي كمتر گرفته شد(شكل۵). البته غير از حالتي كه در شكل نشان داده شده حالت هاي ديگر نيز مورد بررسي قرار گرفت به‌عنوان مثال حالتي كه در آن عرض توابع عضويت براي داده‌هاي ميانگين كمتر بوده است. در حالتي كه شمار توابع عضويت كم(۳،۴،۵ تابع عضويت) بود تغيير توابع بر روي كارايي مدل مؤثر بوده و در حالتي كه شمار توابع عضويت بالا بوده (۶،۷،۸ تابع عضويت) تغيير قوانين باعث بهبود عملكرد مدل گشته است. نتايج مربوط به بهترين مدل‌هاي فازي براي هر سه نوع تابع عضويت در جدول (۲) آورده شده است. با توجه به‌اين جدول ملاحظه مي‌شود در مدل‌هاي فازي نوع تابع عضويت تاثيري كمتري بر روي عملكرد مدل‌ها داشته است در صورتي كه تاثير شمار تابع عضويت بر روي عملكرد مدل‌ها زياد بوده است. به طوري كه براي هر سه تابع عضويت بهترين عملكرد مربوط به حالتي است كه شمار توابع عضويت ۵ مي‌باشد.

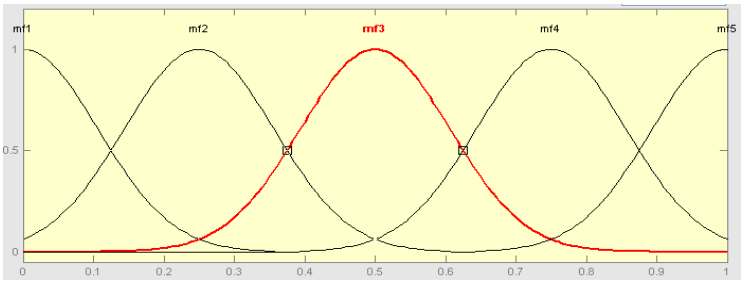
براي منحني سنجه رسوب يک رابطه رگرسيوني از نوع تواني بين بار معلق و دبي رودخانه برقرار كرده كه بهترين رابطه بدست آمده به صورت رابطه (۵) مي‌باشد.

$$S = 0/5745 * Q^{0/8174} \qquad (۵)$$

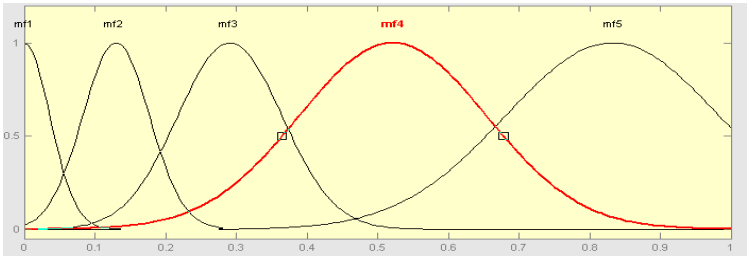
كه در اين معادله S بار معلق و Q دبي رودخانه مي‌باشد.

جدول ۱- ويژگي‌هاي آماري داده‌ها

	ميانگين	انحراف معيار	ميزان بيشينه	ميزان كمينه
دبي (آموزش)	١٧/٨٣	١٦/٧٢	١٣٦/١٧	٠/٢٤
دبي(آزمون)	٢٢/٣	١٩/٥٤	١٠٩/٢٤	٠/٥٢
بار معلق(آموزش)	٥٨٤/٦٦	٩٧١/٩٩	٧٢٣٥/٣٣	٠/٩٣
بار معلق (آزمون)	٦٥٨/٨٤	٩٨١/٥	٥٦١٥/٣٣	٣٢/٣٣
همبستگي آب و رسوب	٠/٧٤			



شكل ۴- تابع عضويت گوسي با عرض باند يكسان



شكل ۵- تابع عضويت گوسي با عرض باند متفاوت

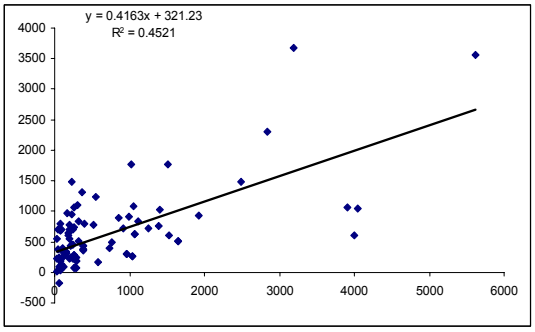
جدول ۲- عملكرد بهترين مدل‌هاي مختلف فازي و شبكه عصبي

ساختارمدل	RMSE	ضريب همبستگي
ANN(1)	۸٦٥/۸۹	٦٥/١
ANN(4)	۸۳١/۷۹	٦٥/٦
ANN(4,3)	۸٥۲/۳	٦٤/۹
مثلثي (٥)	۷٥٤/۲٤	٦٦/۷
گوسي (٥)	۷۲۷/٥۳	٦۷/۲
زنگوله‌اي (٥)	۷٤٥/۳٤	٦٦/۸

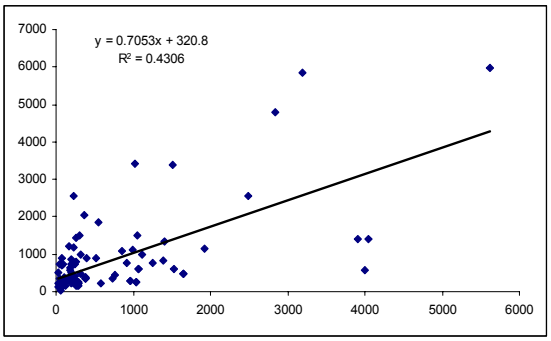
براي مقايسه نهايي سه مدل از معيارهاي RMSE و ضريب همبستگي بين داده‌هاي مشاهده‌اي و برآورد شده بهره‌گيري شد. كه نتايج آن در جدول(۴) آورده شده است. همان‌طور كه ملاحظه مي‌شود روش‌هاي هوش مصنوعي عملكرد بهتري نسبت به روش منحني سنجه رسوب داشته, و در روش‌هاي هوش مصنوعي نيز منطق فازي عملكرد بهتري نسبت به شبكه عصبي دارد.

در شكل‌هاي ۶ تا ۸ دياگرام پراكنش براي هر سه مدل آورده شده است. همان‌طور كه ملاحظه مي‌شود براي منطق فازي شمار داده‌هاي پرت نسبت به دو مدل ديگر كمتر بوده و همچنين خط رگرسيون برازش داده شده برازش بهتري به داده‌ها نسبت به دو مدل ديگر دارد. در شكل‌هاي ۹ تا ۱۱ ميزان رسوب مشاهده اي و برآورد شده براي هر سه مدل آورده شده است. همان‌گونه كه ملاحظه مي‌شود روش منطق فازي عملكرد بهتري در برآورد ميزان بيشينه بار معلق داشته, شبكه عصبي ميزان خيلي بالا برآورد نموده و منحني سنجه رسوب نيز پايين برآورد نموده است. برتري منطق فازي در پيش‌بيني ميزان حدي را مي‌توان در اين امر دانست كه در منطق فازي بهره‌گيري از توابع عضويت براي نمايش كلاس هاي مختلف رسوب معلق اين امكان را فراهم مي كند كه ميزان رسوب معلق در يك دامنه بدست آيد تا يك عدد قطعي اين امر به مدل اين امكان را مي‌دهد كه ميزان حدي با يك تابع عضويت ويژه

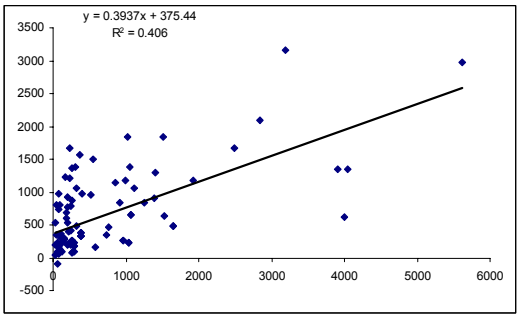
نشان داده شوند. و در نتيجه مدل مي‌تواند ميزان حـدي را به خوبي تشخيص دهد.



شكل ۶- دياگرام پراكنش براي روش منطق فازي



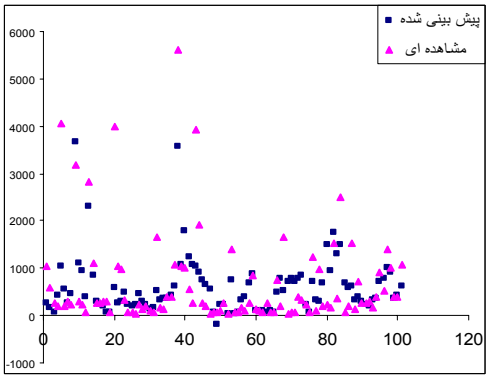
شكل ۷- دياگرام پراكنش براي روش شبكه عصبي



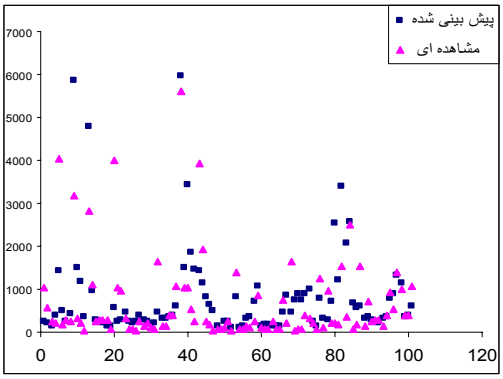
شكل ۸- دياگرام پراكنش براي روش سنجه رسوب

جدول ۴- مقايسه عملكرد سه روش در برآورد بار معلق رودخانه

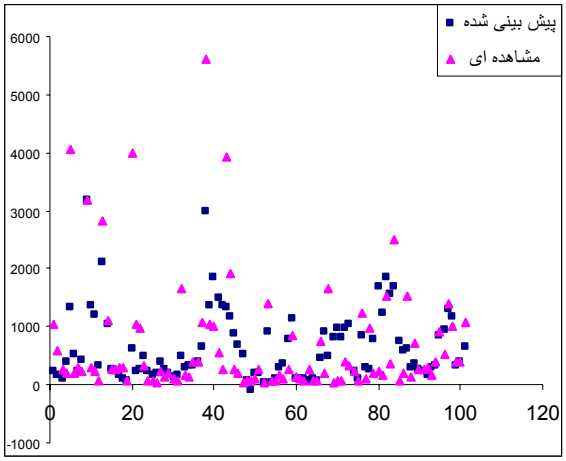
مدل	RMSE	ضريب همبستگي
منحني سنجه رسوب	٨٥٣/٣٢	٦٤
منطق فازي	٧٢٧/٥٣	٦٧/٢
شبكه عصبي	٨٣١/٧٩	٦٥/٦



شكل ۹- ميزان برآورد شده با منطق فازي در برابر ميزان مشاهداتی



شكل ۱۰- ميزان برآورد شده با شبكه عصبي در برابر ميزان مشاهداتی



شكل ۱۱- ميزان برآورد شده با منحني سنجه رسوب در برابر ميزان مشاهداتی

بحث و نتيجه‌گيري

در اين پژوهش با بهره‌گيري از منطق فازي, شبكه عصبي و منحني سنجه رسوب بار معلق رودخانه كرج برآورد شد.

شبكه عصبي همچون جعبه سياهي است كه ارتباط بين ورودي و خروجي را بر قرار مي‌كند. در اين فرآيند فهم سازوكار دروني شبكه عصبي بسيار مشكل مي‌باشد. اگر اين سازوكار فهميده شود كمک شاياني در آسان‌سازي فرآيند يادگيري مي‌شود. در حالي كه منطق فازي با بهره‌گيري از قوانين ساده اگر-آنگاه يک ارتباطي بين فضاي ورودي و خروجي ايجاد كرده كه به آساني قوانين آن قابل تفسير مي‌باشد. نتايج اين بررسي نشان داد كه منطق فازي نسبت به شبكه عصبي و روش سنتي منحني سنجه رسوب عملكرد بهتري در برآورد بار معلق رودخانه داشته و توانسته عدم قطعيت‌ها و روابط غير خطي موجود مابين دبي آب و رسوب را بخوبي مدل سازي كند كه مشابه همين نتايج را دوغان و همكاران (۲۰۰۵) در برآورد رسوب معلق رودخانه لاور ساكار و كيسي و همكاران (۲۰۰۶) در برآورد رسوب معلق ايستگاه روبردا بلانس با بهره‌گيري از منطق فازي بدست آوردند. در اين بررسي بهترين نتايج براي هر دو روش شبكه عصبي و منطق فازي مربوط به حالتي است كه شمار توابع عضويت (براي منطق فازي) و شمار نرون‌ها و لايه مخفي (براي شبكه عصبي) كمتر باشند. افزايش شمار نرون‌ها و توابع عضويت باعث پيچيدگي مدل گشته كه‌اين امر باعث تاثير منفي بر روي كارايي مدل مي‌شود. در اين بررسي عملكرد شبكه عصبي بهتر از مدل منحني سنجه رسوب بوده است همانند همين نتايج را اكبرپور و حامد افتخار (۱۳۸۵) در برآورد رسوب حوزه اهرچاي آذربايجان شرقي, سيگزوگلو (۲۰۰۴) در برآورد بار معلق روزانه در دو ايستگاه مربوط به رودخانه شولكيل در پنسيلوانياي آمريكا با بهره‌گيري از شبكه عصبي مصنوعي, مدل‌هاي استوكاستيك AR , رگرسيون چند متغييره و منحني سنجه و آلپ و سيگزوگلو (۲۰۰۷) در برآورد بار معلق روزانه حوزه جانيتا در پنسيلوانياي آمريكا با بهره‌گيري از مدل شبكه عصبي چند لايه پيشخور و رگرسيون چند متغييره بدست آوردند. در اين بررسي با توجه به‌اينكه داده‌هاي داراي اغتشاش بالايي بوده (ضريب همبستگي ۷۳ درصد بين دبي آب و ميزان بار رسوب و همچنين ميزان بالاي انحراف دبي آب و بار رسوب) ميزان ضريب همبستگي بدست آمده براي هر سه روش پايين مي‌باشد. با توجه به نتايج اين بررسي ديده مي‌شود دو روش شبكه عصبي و منطق فازي با توجه به روابط غير خطي ميان دبي آب و رسوب عملكرد بهتري نسبت به منحني سنجه رسوب داشته‌اند, همچنين منطق فازي عملكرد بهتري نسبت به شبكه عصبي مصنوعي داشته است. از مزاياي منطق فازي نسبت به شبكه عصبي مي‌توان به سادگي بودن تفسير, نطاف پذيري و جعبه سياه نبودن[1] آن اشاره كرد كه‌اين

۱- Transparent

امر به کاربر امکان تعدیل و اصلاح مدل براي افزايش کارايي مي‌دهد. از معايب منطق فازي نيز مي‌توان به عدم آموزش و عدم وجود يک الگوريتم مشخص براي تعيين پارامترها, بعنوان مثال شکل توابع عضويت.اشاره کرد. در اين پژوهش به روش سعي و خطا مشخصه‌هاي توابع عضويت و قوانين فازي بهينه شد پيشنهاد مي‌شود در بررسي‌هاي آينده از مدل‌هايي که در آنها مشخصه‌هاي توابع عضويت با از بهره‌گيري الگوريتم‌هاي آموزش شبکه عصبي و الگوريتم ژنتيک بهينه مي شوند بهره‌گيري شد. به‌علت بهره‌گيري از ميزان لحظه‌اي دبي آب و بار رسوب که در فواصل زماني متفاوت برداشت شده در اين بررسي تنها از ورودي دبي براي برآورد رسوب معلق رودخانه بهره‌گيري شده است لذا پيشنهاد مي‌شود در بررسي هاي آينده از داده‌هاي که در فواصل زماني يکسان مثل روزانه يا ماهانه برداشت شده, بهره‌گيري شود که‌اين امر امکان بهره‌گيري از ميزان قبلي دبي و رسوب را به عنوان ورودي مدل مي‌دهد.

منابع

١- البرزي, م., ١٣٨٠ . آشنايي با شبکه عصبي. انتشارات علمي شريف.

٢- اکبرپور . ا., حامد افتخار .ح ., ١٣٨٥. مقايسه مدلهاي شبکه عصبي مصنوعي و رگرسيون در پيش‌بيني آورد رسوب درحوزه اهرچاي آذربايجان شرقي . اولين همايش ملي مديريت شبکه‌هاي آبياري و زهکشي.

٣- رضايي, ع.,١٣٨٣. مدلسازي منطقه‌اي دبي هاي اوج زير حوزه‌هاي آبخيز سد سفيد رود با بهره‌گيري از شبکه عصبي مصنوعي. پايان نامه دکتري.دانشگاه تهران. دانشکده منابع طبيعي.

٤- عرب خدري, م. حکيم خاني, ش و وروانی, م. ١٣٨٢. روشهاي برون يابي در برآورد ميانگين رسوب دهي معلق سالانه ١١٧ ايستگاه هيدرومتري کشور. مجله علوم کشاورزي و منابع طبيعي. شماره٣. ص١٣٣-١٣٠.

5- Alp, M., Cigizoglu, H. K., 2007. Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydrometeorological data. Environmental Modelling & Software 22 (PP 2e13).

6- Cigizoglu, H. K, 2004. Estimation and forecasting of daily suspended sediment data by multi-layer perceptrons. Advances in Water Resources (27) 185-195.

7- Demuth, H. and Beale, m., 1998. Neural Network Toolbox For Use with MATLAB. MathWorks, Inc.

8 - Dogan, E., Sasal, M., and Isik, S., 2005. Suspended Sediment Load Estimation in Lower Sakarya River by Using Soft Computational Methods. Proceeding of the International Conference on Computational and Mathematical Methods in Science and Engineering, CMMSE 2005, Alicante, Spain; 2005, p. 395-406.

9- Eberhart, R. C., Dobbins, R. W., 1990. Neural Network PC Tools: A Practical Guide. Academic Press: San Diego; 414pp.

10 - Kisi, O., Karahan, M. E., and Sen, Z., 2006. River suspended sediment modeling using a fuzzy logic approach. Hydrological processes. 20, 4351-4362 (2006).

Estimation of the suspended sediment loud of Karaj River using fuzzy logic and neural networks

A. Salajegheh [*1] and A. Fathabadi[2]
[1] Associate Prof., Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I.R.Iran
[2] M.Sc. Graduate, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, I.R.Iran
(Received 13 November 2007, Accepted 29 November 2008)

Abstract

Correct estimation of suspended sediment transported by a river is an important practice in water structure design, environmental problems and water quality issues. Conventionally, sediment rating curve used for suspended sediment estimation in rivers. In this method discharge and sediment discharge or concentration related using regression relation that generally is exponential model. Respect to uncertainty and nonlinear relation between discharge and sediment concentration, sediment rating curve has not enough efficiency for this purpose. In this study using Artificial Intelligent (Fuzzy Logic and Artificial Neural Network), suspended sediment in Karaj River was estimated. First, various neural network and fuzzy logic models established. For neural network and fuzzy logic, models with four neuron in hidden layers and FIS (Fuzzy Inference System) with four Gaussian membership functions, respectively were selected as the best structure. Finally, the results showed that fuzzy logic estimates the suspended sediment loud better than the other techniques and therefore is suggested for estimation of suspended sediment load.

Keywords: Suspended sediment, Sediment rating curve, Artificial neural network, Fuzzy logic, Karaj River

*Corresponding author: Tel: +98 261 2223044 , Fax: +98 261 2249313 , E-mail: salajegh@ut.ac.ir