بررسي كارايي روش‌هاي عصبي- فازي و مدل‌هاي آماري در شبيه‌سازي فرآيند بارش-رواناب

علي سلاجقه[١]، ابوالحسن فتح آبادي*[٢] و محمد مهدوي[٣]
[١] استاديار دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
[٢] دانشجوي كارشناسي ارشد آبخيزداري، دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
[٣] استاد دانشكده منابع طبيعي، دانشگاه تهران، ايران
(تاريخ دريافت: ٨٦/١٠/٢٢، تاريخ تصويب: ٨٧/٨/٧)

چكيده

يكي از پيچيده‌ترين فرآيندهاي هيدرولوژيكي فرآيند بارش-رواناب است, كه از پارامترهاي مختلف فيزيكي و هيدرولوژيكي تاثير مي‌پذيرد. در اين پژوهش با بهره‌گيري از روش‌هاي آماري ARMAX, شبكه عصبي, عصبي-فازي (ANFIS با جداسازي خوشه‌اي و شبكه‌اي) و دو مدل بدست آمده از تركيب آنها به منظور مدل‌سازي فرآيند بارش-رواناب و پيش‌بيني جريان رودخانه بهره‌گيري شد. به طوري كه درآغاز ساختار بهينه هر يک از مدل‌ها تعيين شده و سپس با بهره‌گيري از مدل برگزيده اقدام به پيش‌بيني جريان رودخانه شد. نتايج اين پژوهش نشان داد كه مدل‌هاي تركيبي عملكرد بهتري نسبت به ديگر مدل‌هاي مورد آزمون به صورت جداگانه داشته و به علت غير خطي بودن فرآيند بارش-رواناب عملكرد مدل‌هاي هوش مصنوعي بهتر از مدل‌هاي خطي ARMAX است. شايان بيان است كه هر چند عملكرد همه نتايج بدست آمده از اين پژوهش نشانگر قابل قبول بودن عملكرد همه مدل‌هاي مورد آزمون بود, اما به دليل قابليت مناسب روش ANFIS با جداسازي خوشه‌اي اين روش براي پيش‌بيني جريان رودخانه و مدل‌سازي فرآيند بارش-رواناب قابل پيشنهاد است.

واژه‌هاي كليدي: شبكه عصبي, فرآيند بارش-رواناب, روش عصبي-فازي (ANFIS), روش‌هاي ARMAX و مدل‌هاي هوش مصنوعي

* نويسنده مسئول: تلفن:٠٢٦١-٢٢٢٣٠٤٤ فاكس: ٠٢٦١-٢٢٤٩٣١٣ E-mai: fathabadi_2006@yahoo.com

مقدمه

مدل‌سازي فرآيند بارش- رواناب[1] و پيش‌بيني دبي رودخانه يك اقدام مهم در مديريت و مهار سيلاب ها, طراحي سازه‌هاي آبي در حوزه‌هاي آبخيز, مديريت خشكسالي و مسائلي از اين گونه است. به علت تغييرهاي زياد مكاني ويژگي‌هاي هيدرولوژيكي حوزه‌هاي آبخيز و الگوهاي بارش, و همچنين شمار زياد متغيير هاي فيزيكي دخيل در فرآيند بارش-رواناب, اين پديده يكي از پيچيده‌ترين فرآيندهاي هيدرولوژيكي به شمار مي آيد. به طوري كه از دير باز پژوهشگران به منظور مدل‌سازي فرآيند بارش- رواناب از مدل‌هاي تعييني[2], مدل‌هاي نظري[3] و جعبه سياه[4] بهره‌گيري مي‌كنند (٦, ٨ و ١٠). از آنجايي كه مدل‌هاي تعييني نياز به ابزار هاي رياضي پيچيده, شمار زيادي داده براي تنظيم و اعتبار سنجي, فرآيند محاسبات گسترده و تا اندازه‌اي تجربه و تخصص كاربران در كار با مدل دارد بنابراين پژوهشگران براي شبيه‌سازي فرآيند- بارش رواناب روي به بهره‌گيري از مدل‌هاي آماري آوردند (٤, ٨ و ١٠). بدين منظور يكي از متداول ترين روش‌هاي آماري براي پيش‌بيني جريان رودخانه و مدل‌سازي فرآيند بارش-رواناب مدل‌هاي سري هاي زماني مي‌باشد كه در مدل‌هاي متداول سري هاي زماني از قبيل مدل‌هاي ARIMA [5] و ARMAX[6] از همبستگي خطي بين مقادير سري زماني به منظور مدل‌سازي و پيش‌بيني جريان رودخانه بهره‌گيري مي‌شود (١٠). اين در حالي است كه فرآيند بارش-رواناب يك فرآيند پويا, غير خطي است كه از عامل‌هاي بيشمار فيزيكي و اغلب مربوط به هم تاثيرپذير است. افزون بر اين تاثير چنين عامل‌ها و تركيب‌هاي مختلفي از آنها باعث ايجاد يك فرآيند پيچده شده كه به آساني قابل شناسايي نمي‌باشد. در طول دهه گذشته شاهد رشد شتابان ابزار شبيه سازي هوش مصنوعي از جمله شبكه عصبي و منطق فازي بوده, اين روش‌ها به عنوان روش‌هاي مبتني بر داده[7] داراي قابليت كار با شمار زيادي داده‌هاي مغشوش از سامانه هاي پويا و غير خطي, بويژه زماني كه رابطه‌هاي فيزيكي مربوطه بخوبي شناخته نشده باشد و سرعت بالاي مدل‌سازي نياز است, مي باشند (٤ و١٠). شبكه عصبي مصنوعي يك روش شبيه سازي مي‌باشد كه ملهم از سامانه مغز شبكه عصبي موجودات زنده است. در منطق فازي با بهره‌مندي از استدلال و دانش بشري در قالب رياضي سعي در حل عدم قطعيت هاي موجود در طبيعت شده است. هر دو روش منطق فازي و شبكه عصبي مي‌توانند فرآيند غيرخطي و غير ايستاي جريان رودخانه را بدون نياز به مدل‌سازي مشخصه‌هاي محيطي و ژئومتري مؤثر بر جريان رودخانه مدل‌سازي كنند. هر يك از روش‌هاي شبكه عصبي و منطق فازي داراي شماري عيب از قبيل نبود امكان آموزش, نبود يک الگوريتم مشخص براي تعيين مشخصه‌ها, (به عنوان مثال شكل توابع عضويت) و مشكل بودن بهينه سازي براي منطق فازي و مشكل بودن طراحي بهينه شبكه, جعبه سياه بودن و نبود روش مستقيم و ساده‌اي براي وارد كردن دانش قبلي و بيرون آوردن قوانين براي شبكه عصبي مي باشند. بدين منظور پژوهشگران به فكر تركيب روش‌هاي شبكه عصبي و منطق فازي براي بهره‌مندي از برتري هاي هر دو روش و پرهيز از معايب آنها افتادند(٣ و١١). بر اين پايه در طي دهه گذشته شاهد ظهور رويكردهاي مختلفي از تركيب اين دو روش با نام نورو فازي بوده‌ايم.

از جمله بررسي‌هايي كه با بهره‌گيري از مدل‌هاي دوره‌هاي زماني و هوش مصنوعي اقدام به شبيه‌سازي فرآيند - بارش رواناب كرده‌اند مي‌توان به موارد زير اشاره كرد.

١- Rainfall-runoff

٢- Deterministic

٣- Theoretical

٤- Black box

٥- Autoregressive Integrated Moving Average

٦- Autoregressive Moving Average Model with Exogenous Input

٧- Data base

در پژوهش هسيو[1] و همكاران (١٩٩٥) عملكرد مدل‌هاي شبكه عصبي, مدل‌هاي آماري ARMAX و مدل مفهومي SAC-SMA[2] در شبيه‌سازي فرآيند بارش- رواناب در مقياس روزانه در حوزه لف مي سي سي پي مورد بررسي قرار گرفت. نتايج اين پژوهش نشان داد كه مدل شبكه عصبي بهتر از دو مدل ديگر فرآيند بارش رواناب را شبيه‌سازي كرده است. مندز[3] و همكاران(٢٠٠٤) دبي رودخانه گالاس[4] اسپانيا را در دو مقياس زماني روزانه و ماهانه با بهره‌گيري از مدل‌هاي باكس و جنيكس و شبكه عصبي پرسپترون چند لايه با الگوريتم پس انتشار خطا پيش‌بيني كردند, نتايج اين بررسي نشان داد به علت غير خطي بودن فرآيند بارش- رواناب, عملكرد شبكه عصبي به طور معنا داري بهتر از مدل‌هاي ARX بوده است. اگاروال و سينگ (٢٠٠٤) اقدام به شبيه‌سازي فرآيند بارش- رواناب در سه مقياس زماني هفته‌اي, ده روزه و ماهانه دو زير حوزه رودخانه نارمادا در هند با بهره‌گيري از شبكه عصبي پرسپترون چند لايه و مدل توابع انتقالي كردند نتايج اين بررسي نشان داد كه عملكرد شبكه عصبي بهتر از مدل‌هاي توابع انتقالي مي‌باشد. نوياک و همكاران (٢٠٠٥) عملكرد مدل‌هاي شبكه عصبي, منطق فازي و عصبي- فازي (ANFIS) را در شبيه سازي فرآيند بارش - رواناب در حوزه كولار هند مورد بررسي قرار دادند. نتايج اين بررسي نشان داد روش نورو - فازي به طور معناداري بهتر از دو مدل ديگر فرآيند بارش- رواناب را شبيه‌سازي كرده است همچنين اين مدل در پيش‌بيني ميزان‌هاي دبي كمينه و بيشينه نيز بهتر از دو مدل ديگر عمل كرده است. اكول[5] و همكاران (٢٠٠٧) با بهره‌گيري از شبكه عصبي مصنوعي و روش نورو- فازي(ANFIS با جداسازي خوشه‌اي) اقدام به شبه سازي فرآيند بارش- رواناب در دو مقياس ساعتي و روزانه حوزه سيلالاوي[6] اندونزي كردند. در اين بررسي از آمار دبي و بارش مربوط به سال هاي ٢٠٠١ تا ٢٠٠٣ بهره‌گيري شد كه از اين آمار دو سوم آن براي آموزش شبكه و يک سوم آن براي صحت سنجي گزينش شد. مدل‌هاي مختلف عصبي با دو الگوريتم آموزش لونبرگ - ماركارت و Bayesian regularization algorithm ساخته شد. كه مدل با يک لايه مخفي و چهارگره در لايه مخفي به عنوان بهترين مدل شناخته شد. در مدل‌هاي ANFIS مدل با چهار تابع عضويت گوسي براي ورودي ها و خروجي ها به عنوان بهترين مدل شناخته شد. مقايسه‌اي كه بين مدل‌هاي عصبي و ANFIS انجام شد نشان داد كه مدل ANFIS عملكرد بهتري نسبت به مدل‌هاي شبكه عصبي دارد.

با توجه به اهميت پيش‌بيني مناسب جريان رودخانه و شبيه‌سازي فرآيند بارش- رواناب در مديريت مخازن سد ها كنترل سيلاب و ... در اين پژوهش با بهره‌گيري از روش‌هاي هوش مصنوعي شامل شبكه عصبي مصنوعي و عصبي- فازي اقدام به پيش‌بيني جريان رودخانه و شبيه‌سازي فرآيند بارش - رواناب در مقياس ماهانه شده و عملكرد اين روش‌ها نسبت به مدل‌هاي سري هاي زماني به عنوان مدل‌هاي آماري مورد ارزيابي قرار گرفته است. در قسمتي ديگر از اين پژوهش عملكرد مدل‌هاي تركيبي هوش مصنوعي و سري هاي زماني نسبت به هر يك از مدل‌ها به صورت منفرد مورد بررسي قرار گرفت.

معرفي اجمالي مدل‌ها

مدل ARMAX

يكي از محدوديت هايي كه در مدل‌هاي ARMA و ARIMA وجود دارد در نظر گرفتن تنها همبستگي موجود بين متغيير ها و خطا ها در پيش‌بيني است. اين در حالي است كه در مواقع زيادي بهره‌گيري از يک يا چند پيش‌بيني كننده ديگر مي‌تواند دقت پيش‌بيني را افزايش

١- Hsu

٢- Sacramento soil moisture accounting

٣- Mendez

٤- Xallas

٥- Aquil

٦- Cilallawi

دهد(١). بر اين پايه مدل‌هاي ARMAX به همين منظور گسترش داده شده و مورد بهره‌گيري قرار گرفته‌اند. ساختار كلي اين مدل‌ها به شكل رابطه (١) است.

(١)

$$y\ (t) + a_t y(t-1) + ... + a_{na} y(t-na) = \sum_{i=1}^{p} b_{1,i} u_i (t-nk) + ... + b_{nb,i} u_i (t-nk-nb+1) + e + c_t e(t-1) + ... + c_{nc} e(t-nc)$$

كه در آن, y_t: دوره زماني مورد تحليل, $\mu_i(t)$: دوره زماني متغيير كمكي i ام, e(t): خطاي مدل‌سازي و c, b و a مشخصه‌هاي مدل هستند. Na, nb, nc و nk مرتبه‌هاي مدل ناميده مي شوند, و نشان دهنده ميزان تاخير زماني براي در نظر گرفتن هر يک از متغيير ها در ساختار مدل مي باشند. برحسب شمار تاخيرهاي در نظر گرفته شده‌اين مدل به صورت ARMAX(na, nb, nc, nk) شناخته مي‌شود.

شبكه عصبي مصنوعي[١]

يكي از متداول ترين شبكه‌هاي عصبي مورد بهره‌گيري در هيدرولوژيكي شبكه عصبي پرسپترون چند لايه است. اين شبكه از يك لايه ورودي, يك لايه خروجي و يك يا چند لايه بين آنها كه به طورمستقيم به داده‌هاي ورودي و نتايج خروجي متصل نيستند, تشكيل يافته‌اند كه واحد هاي لايه ورودي تنها وظيفه توزيع ميزان‌هاي 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 شبكه عصبي پرسپترون چند لايه الگوريتم مشخصي براي تعيين شمار لايه‌هاي پنهان و شمار نرون‌ها وجود ندارد و اين امر اغلب به روش سعي و خطا انجام مي گيرد. در اين پژوهش شبكه‌ها با يك لايه مخفي كه داراي تابع فعال سازي سيگموئيد در لايه مخفي و تابع فعال سازي خطي در لايه خروجي بوده, و شمار نرون‌هاي آن از ١ تا ١٠ نرون متغيير بوده و شمار نرون بهينه به صورت صحيح و خطا تعيين شد مورد بررسي قرار گرفت و همچنين به علت كارايي, سادگي و سرعت بالا در اين پژوهش الگوريتم آموزشي لونبرگ ماركوارت بهره‌گيري شد.

عصبی- فازي (**ANFIS**)

يكي از متداول ترين سيستم‌هاي عصبي- فازي سيستم ANFIS است كه توسط ژانگ (١٩٩٣) معرفي شده است. اين مدل يک سيستم فازي سوگنو[٢] را در يک ساختار عصبي اجرا مي‌كند و براي فرآيند آموزش از تركيبي از روش‌هاي آموزش پس انتشار خطا و كمينه مربعات خطا بهره‌گيري مي‌كند.

اگر فرض شود كه يک سيستم فازي با دو ورودي x و y و يک خروجي z باشد در اين صورت با بهره‌گيري از سيستم تاكاگي سوگنو قوانين اگر- آنگاه آن به صورت زير مي‌باشد.

قانون ١:

$$f_1 = p_1 x + q_1 y + r_1 \text{ then } A_1 \text{ and y is } B_1$$
IF x is

قانون ٢:

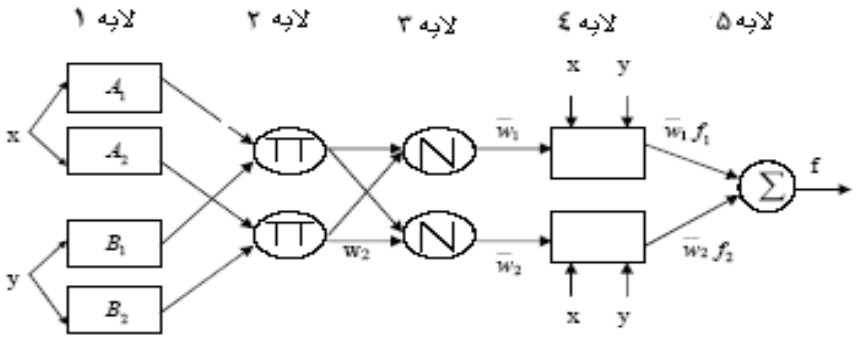
$$f_2 = p_2 x + q_2 y + r_2$$
IF x is A_2 and y is B_2 then

ساختار ANFIS اين مثال در شكل (١) نشان داده شده است.

در ANFIS قوانين ثابت مي‌باشند و آنچه بهينه‌سازي مي‌شود پارامترهاي توابع عضويت مي‌باشد كه براي تعيين پارامترهاي توابع عضويت (يا همان شكل توابع عضويت) از الگوريتم‌هاي آموزشي شبكه عصبي بهره‌گيري مي‌شود.

١- Artificial neural networks

٢- Sugeno



شكل ١- ساختار **ANFIS** با دو ورودي

نوع توابع عضويت (مانند مثلثي, گوسي و ....) و شمار توابع عضويت براي ورودي‌ها و خروجي‌ها به روش سعي و خطا تعيين مي شود. در ANFIS لازم است كه در لايه اول نوع تابع عضويت و شمار آنها را مشخص كنيم.

براي اين منظور دو روش براي گروه‌بندي داده‌هاي ورودي و خروجي وجود دارد يكي جداسازي شبكه‌اي و ديگري جداسازي خوشه‌اي. در جداسازي شبكه‌اي داده‌هاي ورودي به چند بخش برابر تقسيم مي شوند در اين حالت با افزايش شمار بخش‌ها شمار مشخصه‌ها به طور تواني افزايش پيدا كرده به طوري كه در هنگامي كه شمار ورودي‌ها زياد باشند فرآيند آموزش شبكه ساعت‌ها و حتي چند روز طول مي‌كشد و همچنين اين مسئله بر ممسك بودن مدل تاثير مي‌گذارد(١٠). در حالت جداسازي خوشه‌اي داده‌هاي ورودي با توجه به اندازه شعاع تاثير به چند دسته تقسيم مي‌شوند, در اين حالت شمار مشخصه‌هاي خطي و غير خطي به طور قابل ملاحظه‌اي كاهش پيدا كرده كه اين امر باعث آساني فرآيند آموزش شبكه مي‌شود. با توجه به موارد بالا در اين پژوهش از هر دو روش براي گروه بندي داده‌هاي ورودي بهره‌گيري شد. در حالت جداسازي شبكه‌اي از سه تابع عضويت گوسي, زنگوله‌اي و مثلثي و براي جداسازي خوشه تنها تابع عضويت گوسي به كاربرده شد. همچنين در حالت بهره‌گيري از جداسازي شبكه‌اي شمار توابع عضويت بين ٢ تا ٥ متغير بوده و براي جداسازي خوشه‌اي شمار توابع عضويت بين ٢ تا ٨ متغير مي‌باشد.

روش‌هاي تركيبي

روش‌هاي مختلفي براي پيش‌بيني دبي رودخانه وجود دارد. به همين دليل براي پيش‌بيني دبي يك رودخانه گزينش يك مدل مناسب كار مشكلي است, زيرا از يك سو مدلي كه نسبت به ديگر مدل‌ها در همه حوزه‌هاي آبخيز و شرايط، برتري مطلق داشته باشد وجود نداشته و از سوي ديگر همه مدل‌ها يك ميزان‌هاي نبود قطعيت شامل نبود قطعيت در مشخصه‌ها و ساختار را دارا مي باشند(١٢).

روش تركيبي ١

هر يك از مدل‌هاي سري هاي زماني و هوش مصنوعي برخي از مدل‌ها دبي را بالا و برخي از مدل‌ها دبي را پايين پيش‌بيني مي كنند, در روش تركيبي ١ خروجي نهايي بدست آمده خروجي هاي وزن دار شده هر يك از مدل‌هاي تكي مي‌باشد. كه اين امر را مي‌توان به صورت رابطه (٧) نوشت.

$$y_{t+1} = \sum_{j=1}^{k} a_j f_{t,j} + \varepsilon_{t+1} \qquad (٧)$$

در اين رابطه $f_{t,j}$ دبي پيش‌بيني شده در يك گام زماني آينده از y_{t+1} با روش i ام در زمان t , a_j وزن ها و ε_{t+1} مقدار باقي‌مانده مي‌باشد. از اين روش كوليبالي[١] و همكاران (٢٠٠٥) در تركيب مدل‌هاي شبكه عصبي, مدل

١- Coulibaly

مفهومي و نزديكترين همسايه در شبيه‌سازي فرآيند بارش - رواناب در مقياس روازنه بهره‌گيري كردند كه نتايج اين پژوهش نشان داد عملكرد مدل تركيبي بهتر از عم

كرد هر يك از مدل‌ها به صورت تكي مي‌باشد. وانگ (۲۰۰۵) براي پيش‌بيني دبي رودخانه زرد چين از مدل‌هاي تركيبي بدست آمده از تركيب مدل‌هاي ARMA و PARMA با ANN و PANN بهره گرفت, كه نتايج آن نشان داد روش تركيبي نسبت به هر يك از روش‌ها در حالت تكي بهتر عمل كرده است.

روش تركيبي ۲

در اين روش خروجي هر چهار روش را به عنوان ورودي يكي از روش‌هاي هوش مصنوعي در نظر گرفته مي‌شود, و با بهره‌گيري از معيارهاي ارزيابي بهترين روش هوش مصنوعي و ساختار مربوط به آن تعيين مي‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد بررسي

با توجه به وجود آمار مناسب و همچنين مقايسه عملكرد مدل‌هاي مختلف منطقه مورد بررسي در اين پژوهش حوزه‌هاي آبخيز طالقان, كرج و جاجرود واقع در استان تهران گزينش شد.

- حوزه آبخيز رودخانه طالقان

در استان تهران و در ۱۲۰ كيلومتري شمال غربي تهران واقع شده است. اين حوزه با مساحت ۸۰٤۲۸/۸۲ هكتار در محدوده ″۱۷/۴۵ ,´۵ ,°۳۶ تا ″٤۵/۹۳ ,´۲۰ ,°۳۶ عرض شمالي و ″۳۳/۳۹ ,´۳۹ ,°۵۰ تا ″۲٦/۵ ,´۱۱ ,°۵۱ طول شرقي واقع شده است. در اين پژوهش آمار ايستگاه گلينك در بالادست سد طالقان مورد استفاده قرار گرفت. اين ايستگاه در سال ۱۳۳۷ تاسيس و آمار برف و باران از سال ۱۳٤٦ موجود مي‌باشد. براي اين پژوهش آمار دبي برف و دما از سال ۱۳٤٦ تا سال ۱۳۸۰ به استفاده شد.

- حوزه آبخيز رودخانه كرج

بين ´۵۳ ,°۳۵ تا ´۱۱ ,°۳۶ عرض شمالي و ´۳ ,°۵۱ تا ´۳۵ ,°۵۱ طول شرقي با گستره ۸٤۰۰۰ هكتار در فاصله ۳۰ تا ٦۰ كيلومتري شمال و شمال غرب تهران واقع شده است. در اين پژوهش از آمار ايستگاه سيرا در بالادست سد كرج بهره‌گيري شد, كه در سال ۱۳۳۳ تاسيس شده است. براي اين پژوهش از آمار برف و دما از سال ۱۳٤٦ تا ۱۳۸۰ استفاده شد. البته براي آمار برف و دما از ديگر ايستگاه‌هاي موجود در منطقه بهره‌گيري شد.

- حوزه آبخيز رودخانه جاجرود

گستره اي در حدود ٦۹۸۰۰ كيلومتر مربع دارا مي‌باشد. در اين پژوهش آمار ايستگاه رودك در بالادست سد لتيان استفاده شد. در سال ۱۳۳۵تاسيس شده است. البته همانند ايستگاه سيرا براي آمار برف و دما از ديگر ايستگاه‌هاي موجود در منطقه بهره‌گيري شد.

روش پژوهش

در اين پژوهش براي مدل‌هاي ARMAX و ARX از جعبه ابزار Identification نرم‌افزار مطلب بهره‌گيري شد. درآغاز پارامترهاي مدل‌هاي مختلف تعيين و در مرحله بعد با بهره‌گيري از معيار هاي آكايك و شوارتز مدل ممسك تر[1] گزينش شد. براي روش هوش مصنوعي دو مرحله اصلي پيش پردازش و تعيين ساختار بهينه مدل وجود دارد. كه به شرح زير مي باشند:

پيش پردازش

در روش‌هاي هوش مصنوعي درآغاز لازم است كه داده‌ها معيار سازي شوند, يعني بين يک دامنه عددي كه به طورمعمول(۰ و۱) مي‌باشد قرار گيرند. در اين پژوهش به خاطر اينكه ميزان‌هاي آستانه ۰ و ۱ در داده‌هاي ورودي به شبكه وجود نباشد داده‌ها با بهره‌گيري از رابطه (۸) كه داده‌ها بين ۰/۱ و ۰/۹ قرار مي دهد معيارسازي شده‌اند.

۲- pasinimy

$$y = .8 * \frac{X_i - X_{\min}}{X_{\max} - X_{\min}} + .1 \qquad (٨)$$

در اين رابطه $X_{\min}$ كوچكترين داده و $X_{\max}$ بزرگترين داده مجموعه داده‌ها مي‌باشد. پس از معيار سازي بايد الگو هـاي آموزشي, صحت سنجي و آزمايش گزينش گردد. از آنجـايي كه شبكه عصبي و عصبي- فازي بدون برون يـابي بـالا مـي باشند و توانايي تعميم دهـي آنهـا تنهـا در چـارچوب درون يابي مطرح است لذا داده‌هاي آموزشي طوري بايد گـزينش شوند كه نماينده كل داده‌ها باشند يعني تمـام حالـت‌هـاي ممكن در داده‌ها مانند ميزان‌هاي حدي (بيشينه و كمينـه) را در خود داشته باشند. از سوي ديگر از آنجايي كه در ايـن بررسي بايد عملكرد اين مـدل‌هـا بـا مـدل‌هـاي ARMAX مقايسه مي‌شد و در اين مدل‌هـا نيـز ترتيـب داده‌هـا مهـم مي‌باشد, نمي‌شد از رويكرد تصادفي براي تعيـين ورودي‌هـا بهره گرفت بدين ترتيب سعي شد تا حد ممكن درصد داده آموزش بالا باشد. در اين بررسي ٧٥ درصـد از كـل داده‌هـا براي آموزش، ١٠ درصد براي صـحت سـنجي و ١٥ درصـد براي آزمايش به كاربرده شد.

تعيين ساختار بهينه شبكه

پس از پيش پردازش در روش‌هاي هـوش مـصنوعي بايـد ساختار بهينه شبكه تعيين شود. در شبكه عـصبي سـاختار شبكه شامل نوع ورودي‌ها و خروجـي‌هـا, شـمار لايـه‌هـاي مخفي و شمار نرون‌ها در هر لايه مخفـي, نـوع تـابع فعـال سازي و نوع الگوريتم آموزشي مـي‌باشـد, در ايـن روش‌هـا پارامترهاي ورودي بايد طوري تعيين شوند كه شمار كمـي از الگوهاي ورودي بتواند ويژگي‌هاي منحصر به فرد موجـود در داده‌ها را تعيين كنند. در اين بررسي با توجه به مقـادير گذشته دبي و بارش ده ورودي مختلف در نظر گرفتـه شـد كه به‌صورت جدول (١) مي‌باشد. پس از اينكـه بـه صـورت سـعي و خطـا بهتـرين ورودي جـدول (١) تعيـين شـد در مرحله بعد به اين ورودي برف و دما (به دليل تاثير در ذوب برف) نيز اضافه شده است. در اين حالت بـرف و دمـا تـا دو تاخير نسبت به دبي خروجي در شبكه به كار برده شد.

پس از اينكه ورودي هاي هر يک از مدل‌ها تعيين شد در مرحله بعد ساختار بهينه هر يک از مدل‌هاي شبكه عصبي و عصبي- فازي تعيين گرديد. در نهايتپس از آنكه خروجي نهايي مربوط به هريك ازمدل‌هاي تكي بدست آمد اقدام به ساخت مدل تركيبي شد و با به كار بردن هر يک از مدل‌هاي اقدام به پيش‌بيني دبي رودخانه شد.

در اين بررسي در هر مرحله براي تعيين بهتـرين سـاختار مدل و مقايسه مدل‌هاي مختلف معيـار هـاي زيـر اسـتفاده گرديد.

نخستين معيار ضريب همبستگي مي‌باشد. دومـين معيـار RMSE[١] (ميانگين مربعات خطا) مي‌باشد, كه با معادله (٩) تعيين مي‌شود.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Q_t^o - Q_t^c)^2} \qquad (٩)$$

سومين معيار به كـاربرده شـده معيـار MAE[٢] (ميـانگين مطلق خطا) بصورت زير است.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{1}^{n}\left[\left|Q_t^o - Q_t^c\right|\right] \qquad (١٠)$$

آخرين معيار خطـايي بـه كـاربرده شـده معيـار AARE[٣] (ميانگين ميزان مطلق خطاي نسبي) مي‌باشد.

$$AARE = \frac{1}{N}\sum_{I=1}^{n}\left|\frac{(Q_t^o - Q_c^t)}{Q_t^o} * 100\right| \qquad (١١)$$

كه در اينجا n شمار داده‌ها, Q_t^o دبـي مـشاهداتي و Q_t^c دبي شبيه سازي شده مي باشند.

١-Root mean square error

٢-Mean absolute error

٣-Average absolute relative error

جدول ۱- تركيب ورودي‌هاي مختلف براي ورودي‌ها

نوع ورودي	نام مدل
Q_{t-1} و R_t	ورودي ۱
Q_{t-2}, Q_{r-1} و R_t	ورودي ۲
$Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_t	ورودي ۳
$Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_t	ورودي ۴
$Q_{t-5}, Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_t	ورودي ۵
Q_{t-1} و R_{t-1}	ورودي ۶
Q_{t-2}, Q_{r-1} و R_{t-1}	ورودي ۷
$Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_{t-1}	ورودي ۸
$Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_{t-1}	ورودي ۹
$Q_{t-5}, Q_{t-4}, Q_{t-3}, Q_{t-2}, Q_{r-1}$ و R_{t-1}	ورودي ۱۰

نتايج

براي هر ايستگاه مدل‌هاي مختلف عصبي, عصبي- فازي و مدل‌هاي آماري ARMAX ساخته شده و با بهره‌گيري از معيارهاي ارزيابي AARE, MAE , RMSE و ضريب همبستگي ساختار بهينه هر مدل تعيين و سپس دبي پيش‌بيني شد. نتايج نهايي مدل هاي مختلف براي هر سه ايستگاه در جدول‌هاي (۲) تا (۴) آورده شده است. در هر يك از اين جدول‌ها در ستون ساختار مدل براي مدل شبكه عصبي و عصبي- فازي عدد اول مربوط به نوع ورودي بر پايه جدول (۱), عدد دوم در شبكه عصبي مربوط به شمار نرون ها در لايه مخفي و شمار توابع عضويت براي روش‌هاي عصبي- فازي(ANFIS) مي‌باشد. در برخي از مدل‌ها عبارت «همراه با برف» مربوط به حالتي مي‌باشد كه اضافه شدن ميزان‌هاي برف و دما به ورودي ها باعث بهبود عملكرد مدل‌ها شده است. با توجه به معيارهاي ارزيابي به كار گرفته شده ديده مي‌شود كه در هر سه ايستگاه مدل‌هاي تركيبي بهتر از ديگر مدل‌ها, هم در آموزش و هم در آزمون عمل كرده‌اند. در دو ايستگاه سيرا و رودك مدل‌هاي ANFIS عملكرد بهتري نسبت به شبكه عصبي داشته‌اند. در مدل‌هاي ANFIS نيز مدل ANFIS با جداسازي خوشه‌اي نسبت به ANFIS با جداسازي شبكه‌اي عملكرد بهتري داشته است. همچنين در مدل‌هاي ANFIS با جداسازي شبكه‌اي (كه سه تابع عضويت مثلثي, گوسي و زنگوله‌اي به كاربرده شد) نوع تابع عضويت تاثير چنداني بر روي عملكرد مدل نداشته است, و در اين مدل با افزايش شمار ورودي‌ها و توابع عضويت عملكرد مدل بدتر شده و بهترين نتايج مربوط به مدل‌هايي مي‌باشد كه ورودي مدل مقادير دبي تا دو تاخير قبل مي‌باشد و شمار توابع عضويت نيز ۲ تا ۳ مي‌باشد. البته در مدل‌هاي ANFIS با جداسازي خوشه‌اي اين مسئله كمتر صادق بوده به طوري كه حتي در برخي موارد مدل‌ها با شمار ورودي بالا و شمار توابع عضويت بالا عملكرد بهتري داشته‌اند. كه اين امر را مي‌توان ناشي از آن دانست كه در جداسازي خوشه‌اي به علت خوشه كردن داده‌ها در لايه اول با افزايش شمار ورودي ها شمار پارامترها افزايش پيدا نكرده است و باعث پيچيدگي مدل نمي‌شود. در ايستگاه گلينك شبكه عصبي عملكرد بهتري نسبت به مدل‌هاي ANFIS داشته است. در شبكه عصبي نيز در اغلب موارد مدل‌ها با ورودي دو و بيشينه شمار نرون‌ها (۶) تا (۷) عدد عملكرد بهتري نسبت به ديگر مدل‌ها داشته‌اند. همچنين در بيشتر مدل‌هاي وجود تاخير بين بارش و دبي خروجي تاثيري بر روي عملكرد مدل‌ها نداشته است.

در هر سه ايستگاه مورد بررسي مدل‌هاي هوش مصنوعي نسبت به مدل‌هاي ARMAX بهتر عمكرده‌اند. كه اين امر

نشان قابليت مدل‌هاي هوش مصنوعي در مدل‌سازي فرآيند غيـر خطـي بـارش- رواناب نـسبت بـه مـدل‌هـاي خطي ARMAX مي‌باشد. از نكات مهم در پيش‌بيني دبـي تعيين دبي هاي حدي (بيشينه و كمينه) مي‌باشـد. بـدين منظور در اين پژوهش براي بررسـي كـارايي روش‌هـاي بـه كاربرده شده در پيش‌بيني ميزان‌هاي كمينـه و بيـشينه بـا توجه به مجموعه داده‌هاي تاريخي، ماه‌هاي اسفند تا مـرداد را به عنوان فصول پر آبي و ماه‌هاي شهريور تا بهمـن را بـه عنوان فصول كـم آبـي در نظـر گرفتـه و بـا بهـره‌گيـري از معيارهاي مرحله قبل اقدام به بررسي عملكـرد هـر يـک از روش‌ها در پيش‌بيني دبي هاي حـدي شـد. كـه نتـايج آن براي دو ايستگاه سيرا و گلينک در جـدول‌هـاي (٥) تـا (٨) آورده شده است. با توجه به جدول‌هاي (٥) تا (٨) ملاحظـه مي‌شود در هر دو ايستگاه مورد بررسـي بـر پايـه دو معيـار AARE و ضريب همبستگي عملكرد مدل‌ها در پـيش‌بينـي دبي هاي بالا بهتر از دبي هاي پايين بوده در صورتي كه بـر پايـه دو معيـار RMSE و MAE عملكـرد مـدل‌هـا در پيش‌بيني دبي هاي پايين بهتر بوده است. علت ايـن امـر را نيز مي‌توان در آن ديـد كـه در دو معيـار RMSE و MAE فقط اختلاف بين دو دبي مورد نظر بـوده در حـالي كـه در AARE مقدار خطا تقسيم بر مقدار مشاهده شده و به نوعي خطا نسبت به ميزان دبي مشاهداتي بـي بعـد مـي شـود. و همانند اين مسئله در ضريب همبستگي مشاهده مي شـود. از سوي ديگر مدل‌هايي كه در مرحله قبل عملكـرد بهتـري داشته‌اند در پيش‌بيني ميزان‌هاي كمينه و بيشينه نيز بهتر عمل كرده‌اند. در شكل هاي (٢) تـا (٦) دبـي مـشاهداتي و پيش‌بيني شده در ايستگاه سيرا بـراي مـدل‌هـاي مختلـف آورده شده‌اند. با توجه به‌اين شكل هاي ملاحظه مي‌شود كه بيشتر مدل‌ها دبي هاي ميانگين اوج را به خوبي پيش‌بينـي كرده‌اند در صورتي در اغلب مدل‌ها دبي هاي پايين خـوب پيش‌بيني نشده است. در اين مورد بدترين عملكـر را مـدل ARMAX(7861) داشـته اسـت. بـه طـوري دبـي‌هـاي پيش‌بيني شده با اين مدل داراي تضاريس زيادي مي‌باشـد. و در اشكال (٧) و (٨) دبي پيش‌بينـي شـده در برابـر دبـي مشاهداتي در دو ايـستگاه گلينـک و رودک بـراي بهتـرين مدل آورده شده است.

جدول ٢- نتايج نهايي براي ايستگاه گلينك

مدل		ساختار مدل	AAR	MAE	RMSE	ضريب همبستگي
شبكه عصبي	آزمون	(٢, ١٠و همراه با برف و دما)	٣٣/٤٥	٢/١٢	٣/٢٣	٠/٩٦
	آموزش		٣٠/٢٠	٢/٥٩	٤/٠٥	٠/٩٦
ANFISخوشه‌اي	آزمون	(٥, ٧ تابع عضويت گوسي)	٢٨/٩٦	٢/٤٢	٣/٨٣	٠/٩٤
	آموزش		٣٥/٧٧	٣/٦٩	٥/٦٦	٠/٩٢
ANFIS شبكه‌اي	آزمون	(٢, ٢ تابع عضويت زنگوله‌اي و همراه با برف و دما)	٣٩/١٩	٢/٤٦	٣/٦٧	٠/٩٤
	آموزش		٢٧/٩٨	٢/٥١	٤/٤٤	٠/٩٥
ARX(721)	آزمون		٥١/٩٣	٣/٢٢	٤/١٤	٠/٩٣
	آموزش		٤٠/٩٣	٣/٦٨	٥/١٢	٠/٩٣
مدل تركيبي ٢	آزمون		٣٢/٦٠	٢/٠١	٣/٠١	٠/٩٧
	آموزش		٢٦/٦٥	٢/٤٠	٣/٥٨	٠/٩٧
مدل تركيبي ٣	آزمون		٣٠/٨٤	١/٩٦	٢/٩٥	٠/٩٧
	آموزش		٢٥/١٣	٢/٢١	٣/٥٨	٠/٩٧

جدول٣- نتايج نهايي براي ايستگاه سيرا

مدل		ساختار مدل	AAR	MAE	RMSE	ضريب همبستگي
عصبي	آزمون	(٢ و ٨)	٣٦/٨٨	٢/١٢	٣/٠٣	٠/٩٣
	آموزش		٢٤/٤٩	٢/٥٥	٤/١٢	٠/٩٣
ANFIS خوشه‌اي	آزمون	(٤, ٢ تابع عضويت گوسي و همراه با برف)	١٥/٤٠	١/٥١	٢/٧١	٠/٩٥
	آموزش		١٦/٧٦	٢/٠٧	٣/٤٦	٠/٩٥
ANFIS شبكه‌اي	آزمون	(٢ و ٣ تابع عضويت مثلثي)	٣٥/٩٦	٢/٣٣	٣/٥٠	٠/٩١
	آموزش		٢٦/٠٧	٢/٥٦	٤/٢٣	٠/٩٣
ARMAX7861	آزمون		٣٢/٦١	٢/١٩	٢/٩٣	٠/٩٤
	آموزش		٢٥/٤٤	٢/٤٤	٣/٥٦	٠/٩٥
تركيبي١	آزمون		١٨/٣٧	١/٧١	٢/٧٢	٠/٩٥
	آموزش		١٦/٦٨	١/٩١	٢/٩٦	٠/٩٧
تركيبي٢	آزمون		٢٦/٧٧	١/٩٤	٢/٦٩	٠/٩٥
	آموزش		١٥/٠٦	١/٥٠	٢/٢٨	٠/٩٨

جدول ٤- نتايج نهايي براي ايستگاه رودك

مدل		ساختار مدل	AARE	MAE	RMSE	ضريب همبستگي
شبكه عصبي	آزمون	(٢, ٦ و همراه با برف و دما)	٢٩/١٢	١/٥٩	٢/٤٣	٠/٨٨
	آموزش		٣٠/١١	١/٩٧	٣/٢٩	٠/٩١
ANFISخوشه‌اي	آزمون	(٥, ٤ تابع عضويت گوسي و همراه با برف و دما)	٣٤/٦٥	١/٥٢	٢/٤١	٠/٩٢
	آموزش		٢٩/٠٠	١/٩٩	٣/٢٤	٠/٩٢
ANFISشبكه‌اي	آزمون	(٦و ٣ تابع عضويت گوسي)	٢٨/٩٤	١/٥٦	٢/٤٩	٠/٨٩
	آموزش		٣٢/٢٩	٢/٢٦	٣/٦٦	٠/٨٩
ARMAX10851	آزمون		٤٥/٦٧	١/٧٣	٢/٣٠	٠/٩٢
	آموزش		٢/٠٥	٢/٩٦	٣٤/٢٠	٠/٩٣
مدل تركيبي ١	آزمون		٣٤/٨٦	١/٤٣	١/٩٦	٠/٩٤
	آموزش		٢٥/٦٧	١/٦٦	٢/٥٦	٠/٩٥
مدل تركيبي ٢	آزمون		٢٧/٣٤	١/١٩	١/٩٣	٠/٩٤
	آموزش		٢٠/١٣	١/٤٠	٢/٢٦	٠/٩٦

جدول ۵- عملكرد مدل‌هاي مختلف در پيش‌بيني دبي هاي بالا در ايستگاه سيرا

مدل	ضريب همبستگي	RMSE	AARE	MAE
شبكه عصبي	۰/۵۸	۱/۱۰	۳۲/٦۱	۰/۹۲
ANFIS خوشه‌اي	۰/۱٦	۱/٤۷	٤۰/۹۵	۱/۱٤
ANFIS شبكه‌اي	۰/۲۸	۱/۵۰	٤۱/٦۹	۱/۲۵
ARX(721)	۰/۲۲	۲/۲٦	٦۱/٦۷	۱/۹۲
تركيبي۱	۰/٤۳	۱/۳٦	۳۷/۷۰	۱/۱۲
تركيبي۲	۰/۳۲	۱/۲٦	۳۵/۳۷	۱/۰۵

جدول۶- عملكرد مدل‌هاي مختلف در پيش‌بيني دبي هاي پايين در ايستگاه سيرا

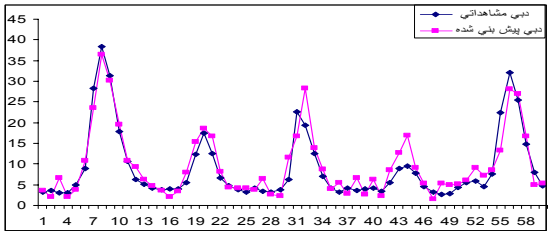
مدل	ضريب همبستگي	MAE	RMSE	AARE
شبكه عصبي	۰/۹۱	۲/۸٤	۳/۹٤	۲۲/۹۷
ANFIS خوشه‌اي	۰/۸۸	۲/۹۰	٤/۵۵	۲۰/۰۲
ANFIS شبكه‌اي	۰/۸۷	۳/٤۳	٤/۷۲	۲۷/۳۲
ARMAX(7861)	۰/۹۲	۲/۸۷	۳/۷۳	۲٦/۱۱
تركيبي۱	۰/۹۲	۲/٤۵	۳/٦۳	۱۸/۵۵
تركيبي۲	۰/۹۳	۲/۵٦	۳/٤۷	۲۰/٤۹

جدول ۷- عملكرد مدل‌هاي مختلف در پيش‌بيني دبي هاي پايين در ايستگاه رودک

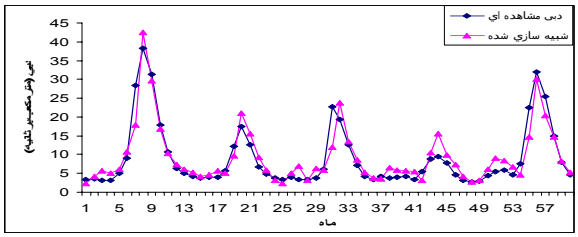
مدل	ضريب همبستگي	MAE	RMSE	AARE
شبكه عصبي	۰/۹٤	۳/۳۲	٤/٤۳	۳٤/۲۹
ANFIS خوشه‌اي	۰/۹۲	۳/۷۰	۵/۲۱	۲۸/۵۵
ANFIS شبكه‌اي	۰/۹۳	۳/٦۸	٤/۹۷	۳٦/٦۹
ARX(721)	۰/۹۱	٤/۵۱	۵/٤۰	٤۲/۲۰
تركيبي۱	۰/۹٦	۲/۹۰	٤/۰٤	۲۷/٤۹
تركيبي۲	۰/۹٦	۲/۸۸	۳/۹۷	۲٦/۳۰

جدول ۸- عملكرد مدل‌هاي مختلف در پيش‌بيني دبي هاي پايين در ايستگاه گلينك

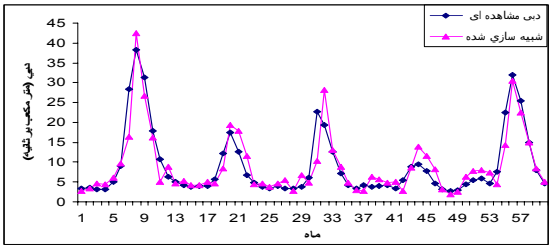
مدل	ضريب همبستگي	MAE	RMSE	AARE
شبكه عصبي	۰/۷۱	۱/٤۰	۱/۷۰	۳۵/۲۷
ANFIS خوشه‌اي	۰/۵۹	۰/۸۹	۱/۲٤	۲۳/۷۱
ANFIS شبكه‌اي	۰/۷۷	۱/۲۳	۱/٤۸	۳۰/۵۷
ARMAX(7861)	۰/۵۳	۱/۵۰	۱/۸۰	۳۹/۱۲
تركيبي۱	۰/۷۲	۰/۹۸	۱/۲۷	۲۵/۵۸
تركيبي۲	۰/۷٦	۱/۳۱	۱/۵٦	۳۳/۰۵



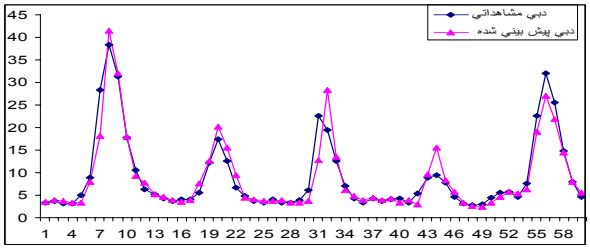
شكل ۲- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده
با مدل عصبي ARMAX7861 در ايستگاه سيرا



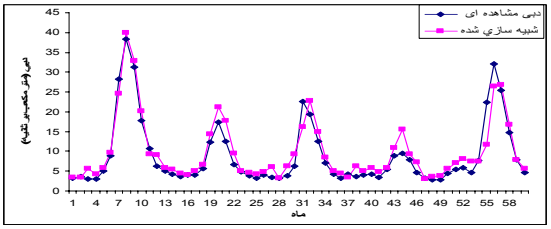
شكل ۳- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده با
مدل شبكه در ايستگاه سيرا



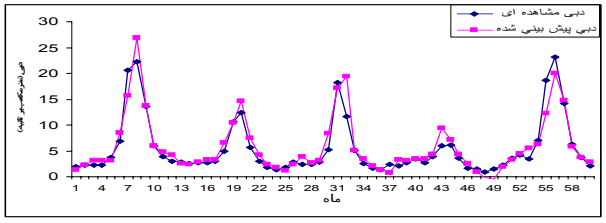
شكل ۴- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده
با مدل ANFIS جداسازي شبكه‌اي در ايستگاه سيرا



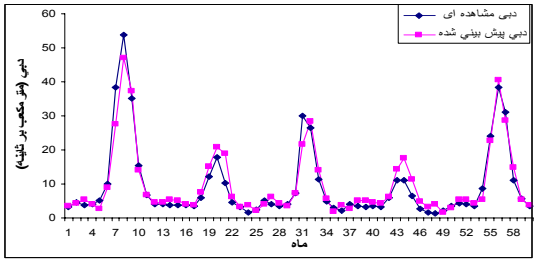
شكل ۵- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده با
مدل ANFIS و جداسازي خوشه در ايستگاه سيرا



شكل ۶- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده
با مدل تركيبي مدل تركيبي ۲ در ايستگاه سيرا



شكل ۷- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده با
مدل تركيبي ۲ در ايستگاه گلينک



شكل ۸- ميزان‌هاي دبي مشاهداتي و پيش‌بيني شده
با مدل تركيبي ۲ در ايستگاه رودك

بحث

در اين پژوهش اقدام به شبيه سازي فرآيند بارش-رواناب و پيش‌بيني دبي رودخانه در سه رودخانه كرج, جاجرود و طالقان در استان تهران با بهره‌گيري از مدل‌هاي ARX و ARMAX, روش‌هاي هوش مصنوعي شامل شبكه عصبي مصنوعي و مدل‌هاي عصبي-فازي ANFIS و روش‌هاي تركيبي شد. در هر يك از مدل‌هاي مورد بهره‌گيري ورودي‌هاي مدل مقادير گذشته دبي بارندگي, برف و دما (به لحاظ تاثير گذاري آن در ذوب برف) مورد بهره‌گيري قرار گرفت. با بهره‌گيري از معيارهاي ضريب همبستگي, MAE, RMSE و AARE بهترين ورودي ها و ساختار مدل‌هاي شبكه عصبي, مدل‌هاي ANFIS باجداسازي شبكه‌اي و خوشه‌اي گزينش شد. بهترين عملكرد را در بين تمام مدل‌هاي تركيبي ١ و ٢ داشتند. و پس از اين مدل‌ها, مدل‌هاي هوش مصنوعي عملكرد بهتري نسبت به مدل‌هاي ARX و ARMAX داشته و اين امر نشان دهنده قابليت اين روش‌ها در مدل‌سازي فرآيند غير خطي بارش- رواناب مي‌باشد. هسيو و همكاران (١٩٩٥) در شبيه سازي فرآيند بارش - رواناب حوزه رودخانه لاف, مندز, همكاران(٢٠٠٣) نيز در پيش‌بيني دبي رودخانه گالاس در اسپانيا, بازارتان و همكاران (٢٠٠٣) در پيش‌بيني سيلاب و سطح آب در دو رودخانه راين و اودر در آلمان به نتايج همانندي در مورد عملكرد مدل‌هاي ARMAX و شبكه عصبي و اگاروال و سينگ (٢٠٠٤) در شبيه سازي فرآيند بارش -رواناب در دو زير حوزه رودخانه نارمادا در هند با بهره‌گيري از شبكه عصبي پرسپترون چند لايه و مدل توابع انتقالي دست يافتند. بهترين عملكرد مربوط به روش‌هاي تركيبي ١ و ٢ مي‌باشد اگر چه اين روش‌ها مدل‌هاي ساده‌اي مي باشند اما بهره‌گيري از اين روش‌ها باعث بهبود عملكرد نسبت به هر يك ازمدل‌هاي تكي شده است همانند همين نتايج را كوليبالي و همكاران (٢٠٠٥) و وانگ و همكاران (٢٠٠٥) در تركيب مدل‌هاي ARMA و PARMA با ANN و PANN براي مدل تركيبي يك بدست آورده‌اند. در اين پژوهش مقادير دبي مربوط به ماه‌هاي با دبي بالا بهتر از مقادير دبي در ماه‌هاي با دبي پايين پيش‌بيني شده است. همانند همين نتيجه را هسيو و همكاران (١٩٩٥) در شبيه‌سازي فرآيند بارش – رواناب حوزه رودخانه لاف با بهره‌گيري مدل‌هاي شبكه عصبي, ARMAX و مدل مفهومي SAC-SMA بدست آورده‌اند. در روش‌هاي هوش مصنوعي در دو ايستگاه مدل‌هاي ANFIS و در يك ايستگاه نيز مدل شبكه عصبي عملكرد بهتري داشته‌اند. و در بين مدل‌هاي ANFIS نيز ANFIS با جداسازي خوشه‌اي عملكرد بهتري داشته‌اند. از برتري‌هاي مدل‌هاي ANFIS نسبت مدل‌هاي شبكه عصبي به راحت تر بودن آموزش شبكه و تعيين ساختار بهينه مدل مي‌توان اشاره كرد. سرعت آموزش ANFIS با جداسازي خوشه نسبت به ANFIS با جداسازي شبكه‌اي در حالتي كه شمار داده‌ها زياد بوده بهتر مي‌باشد. در نهايت با توجه به نتايجي كه از اين پژوهش بدست آمده است بهره‌گيري از مدل ANFIS با جداسازي خوشه‌اي را در مقايسه با مدل‌هاي ديگر براي پيش‌بيني جريان رودخانه و شبيه سازي فرآيند بارش-رواناب پيشنهاد مي شود.

منابع

۱- فراهاني, م, ۱۳۸۵. پيش‌بيني رواناب با بهره‌گيري از شبكه عصبي مصنوعي و مدل‌هاي آماري. پايان نامه كارشناسي ارشد. دانشگاه امير كبير.

۲- كارآموز, م. عراقي نژاد, ش., ۱۳۸٤. هيدورولوژي پيشرفته. انتشارات دانشگاه صنعتي امير كبير.

3- Abraham, A. and B. Nath, (2001). "Hybrid intelligent systems de-sign – A review of a decade of research," Technical Report, Gippsland School of Computing and Information Technology, Monash University, Australia.

4-Aqil ,M.,Kita ,I.,Yano,A., and Nishiyama .S.,2007. A comparative study of artificial neural networks and neuron-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behaviour of runoff. Journal of Hydrology 337, 22– 34.

5-Avinash and R. D. Singh,2006. Runoff Modeling Through Back Propagation Artificial Neural NetworkWith Variable Rainfall-Runoff Data.

6-Bazartseren, B., Hildebrant, g., and Holz, K.P., 2003.short term water level prediction using Neural Network and Neuro-Fuzzy Approach.Neuro computing .vol.5, pp429 -450.

7- Coulibaly P., Hache M., Fortin V., and Bobee B., (2005). Improving Daily Reservoir Inflow Forecasts with Model Combination. J. Hydrol. Eng., 10(2), 91-99.

8-Hsu,K., Gupta H.V., and Sorooshian, S., 1995. Artificial neural network modeling of the rainfall–runoff process, Water Resour. Res. **31** (10), pp. 2517–2530.

9-Mendez Maria,C., Wenceslao,G., ManuelP,F., José Manuel L,P., Roman ,L., 2004. Modelling of the monthly and daily behaviour of the runoff of the Xallas river using Box-Jenkins and neural networks methods. Journal of Hydrology (J. Hydrol.) ISSN 0022-1694 CODEN JHYDA7 .

10-Nayak ,P. C., Sudheer.K. P., . Rangan,D. M., and Ramasastri . K. S., (2005). Short-term flood forecasting with a neurofuzzy model. Water Resources Research.Vol, W04004, doi:10.1029/WR003562.

11- Schildt.G., 1998. A Distributed User Adaptive Neuro-fuzzy controller Application for home Automation. Foundation research project. Vienna University of Technology Institute of Automation Austria.

12-Wang ,W., Gelder .P., & Vrijling. J.K, 2005. Improving daily streamflow forecasting by combining ARMA and ANN models.International conference on innovation advances and implementation of flood forecasting technology. 17 to 19 October, Troms, Norway

Investigation on the efficiency of neuro-fuzzy method and statistical models in simulation of rainfall-runoff process

A. Salajegheh[1], A. Fathabadi[*2] and M. Mahdavi[3]
[1] Assistant Prof., Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, I.R.Iran
[2] M.Sc. Graduate, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, I.R.Iran
[3] Professor, Faculty of Natural Resources, University of Tehran, Karaj, I.R.Iran
(Received: 12 January 2008, Accepted 28 October 2008)

Abstract

Rainfall-runoff is one of complex hydrological processes that is affected by a variety of physical and hydrological factors. In this study statistical method ARMAX model, neural network, neuro-fuzzy (ANFIS subtractive clustering and grid partition) and two hybrid models of this methods were used to simulate rainfall-runoff and prediction of streamflow. In each method optimum structure was determined then, streamflow forecasted using the best model. The results showed that hybrid methods have better application than single models and artificial intelligent has better application than linear ARMAX model due to nonlinearity of rainfall-runoff process. In this study all methods showed relatively suitable application but ANFIS method with subtractive clustering is suggested for modeling rainfall-runoff and streamflow prediction.

Keywords: Neural network, Rainfall-runoff processes, Neuro-Fuzzy, ANFIS, ARMAX method, Artificial Intelligent

*Corresponding author: Tel: +98 915 5312897 , Fax: +98 261 2249313 , E-mail: fathabadi_2006@yahoo.com