

توسعه مدل‌های محاسبات نرم در برآورد کیفیت جریان رودخانه با استفاده از ترکیب ورودی‌های مختلف

۱ سجاد باقری سیدشکری

۲ عباس علی پور

۳ سامان معروف پور

۴ سیدمصطفی هاشمی

چکیده

یکی از عوامل مهم توسعه در هر منطقه فراهم بودن منابع آب مناسب می‌باشد. در این راستا علاوه بر کمیت، توجه به وضع کیفی آن نیز از اهمیت شایانی برخوردار است. هدف از این تحقیق کاربرد مدل‌های ANN، ANFIS-GP، ANFIS-SC، ANFIS و GEP در مدل‌سازی شاخص EC آب رودخانه‌ها با استفاده از ترکیب ورودی‌های مختلف است. به این منظور از اطلاعات و داده‌های ۵ متغیر شامل PH، SAR، TDS، کلر و دبی آب رودخانه نساء (استان کرمان) در طول آمار ۲۱ ساله (۱۳۷۰-۱۳۹۰) به‌عنوان شاخص‌های مؤثر بر شوری آب استفاده شد. کارایی مدل‌ها توسط معیارهای آماری ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل GEP با سه ورودی دبی،

۱- دانش‌آموخته دکترای ژئومورفولوژی، دانشگاه تهران

۲- استادیار گروه جغرافیای سیاسی، دانشگاه جامع امام حسین (ع)

۳- دانشجوی مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب، گروه آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران (نویسنده مسئول)

Email: S.Maroufpoor@ut.ac.ir

۴- دانشجوی دکترای جغرافیای سیاسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد علوم تحقیقات تهران

TDS و PH با داشتن کمترین RMSE (۱۹/۶۷۹ میکروموس بر سانتی‌متر) و MAE (۱۰/۷۳۶ میکروموس بر سانتی‌متر) و بیشترین R^2 (۰/۹۲۶) مناسب‌ترین مدل جهت پیش‌بینی EC و به‌عنوان تکنیکی برتر جهت پژوهش‌های بعدی و جایگزین مطالعات میدانی برای شبیه‌سازی تغییرات شاخص EC آب رودخانه‌ها می‌باشد.

واژگان کلیدی: استان کرمان، رودخانه نساء، شاخص‌های کیفیت آب، محاسبات نرم.

مقدمه

بهره‌برداری از منابع آب طبیعی مستلزم شناخت کمیت و به‌ویژه کیفیت آن می‌باشد. بررسی کیفیت و کمیت جریان در رودخانه به منظور ارزیابی تغییرات مکانی آن جهت استفاده مختلف از آن از اهمیت بسزایی برخوردار می‌باشد. معمولاً جریان عبوری از رودخانه به عنوان یک منبع تأمین آب در بخش‌های مختلف مصرف شامل شرب، کشاورزی و صنعت می‌باشد. بنابراین اطلاع از تغییرات کیفیت جریان رودخانه می‌تواند در مدیریت و برنامه‌ریزی در زمان برداشت و مصرف آب، به ویژه شرب، تأثیر قابل توجه‌ای داشته باشد. تعیین کیفیت آب در مدیریت منابع آب از اهمیت خاصی برخوردار بوده و پایش آن به عنوان یک اصل مهم در برنامه‌ریزی‌ها باید مدنظر قرار گیرد. پژوهش‌های متفاوتی در پیش‌بینی و بررسی کیفیت آب صورت گرفته که هر چند در زمینه کیفیت آب‌سطحی کمتر به مدل‌سازی هوشمند پرداخته شده‌است. در زمینه مدیریت کیفیت آب، مدل‌های بسیار زیادی مانند QUAL2E، QUAL2K، WASP، HEC-5Q و WEAP گسترش یافته است. این مدل‌ها نیازمند پارامترهای ورودی زیادی مانند داده‌های هیدرولوژی، هواشناسی، مقاطع عرضی رودخانه یا سد، سرعت جریان و هستند که یا دسترسی به آن‌ها مشکل است و یا اندازه‌گیری آن‌ها محتاج صرف هزینه و زمان زیادی می‌باشد. دین پژوه (۱۰۵:۱۳۹۵) روند کیفیت شیمیایی آب رودخانه‌های استان آذربایجان شرقی با روش‌های پارامتری را بررسی و نتایج نشان داد که در اغلب ایستگاه‌های مورد مطالعه غلظت یون‌های مثبت و شوری دارای روند افزایشی بوده است. ابریشم‌چی (۷۴:۱۳۷۳) در بررسی مدل‌های ریاضی کیفیت

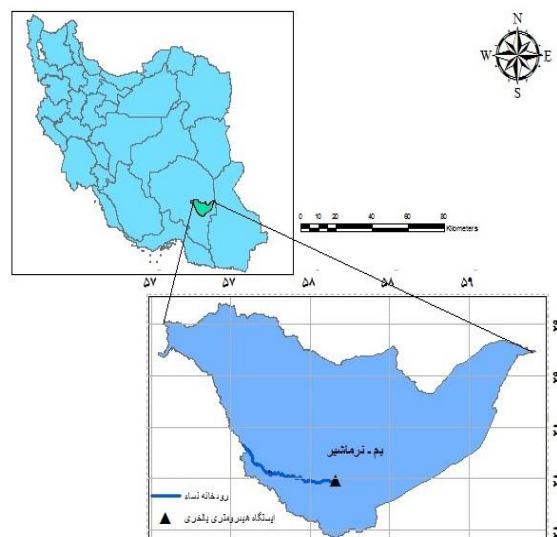
آب به این نتیجه رسید که عموماً داده‌های موجود برای مدل‌های ریاضی کافی نبوده و اغلب داده‌ها مناسب مدل‌های ریاضی نیستند. در این میان مدل‌های هوشمند به عنوان گزینه‌ای برتر مورد تحقیق و بررسی قرار گرفتند. این مدل‌ها می‌توانند با حداقل تعداد پارامترهای اندازه‌گیری شده و با دقت قابل قبولی تغییرات متغیر مورد نظر را پیش‌بینی نمایند. برتری مدل‌های هوشمند در حل مسائل غیرخطی و حجیم که حل آن‌ها با دقت زیاد میسر نیست، مشخص می‌شود. ماير^۱ و دندی^۲ (۱۰۱۳:۱۹۹۶) در مطالعه‌ای که برای تخمین میزان شوری رودخانه ماری با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام دادند به این نتیجه رسیدند که مدل شبکه عصبی و شبکه‌های انتشار برگشتی^۳ ابزاری دقیق در تخمین میزان افت کیفیت این رودخانه است. آن‌ها پیشنهاد انجام مقایسه بین این مدل‌ها با دیگر مدل‌های فیزیکی یا ریاضی را ارائه دادند. همچنین هویگون^۴ و لینگ^۵ (۵:۲۰۰۸) در تحقیقی در کشور چین، کیفیت آب رودخانه دونگ‌چانگ را توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی و منطق فازی مورد ارزیابی قرار دادند. در پژوهشی هور^۶ و همکاران (۷۴:۲۰۰۸) با استفاده از شبکه عصبی پارامترهای مؤثر بر آلودگی آب در کانال تولی واقع در هند را بررسی کردند. نجاح^۷ و همکاران (۴۲۲:۲۰۰۹) نیز توانایی شبکه‌های عصبی را در پیش‌بینی شاخص‌های کیفی آب رودخانه جوهر مالزی و توانایی برآورد مقدار EC^۸ و TDS^۹ و کدورت در این حوضه را مورد مورد تاکید قرار دادند. کونوار^{۱۰} و همکاران (۹۵:۲۰۰۹) نیز شبکه‌های عصبی پرسپترون را در مدل‌سازی پارامترهای کیفی BOD^{۱۱} و DO^{۱۲} رودخانه گوتمی هند بکار گرفته و بر کارایی مناسب آن تاکید نمودند. از دیگر موارد استفاده مدل‌های هوشمند در برآورد پارامترهای حوضه، می‌توان به پژوهش رحمتی و همکاران (۹۵:۱۳۹۶) اشاره نمود که رواناب حوضه بار

¹ Maier² Dandy³ Back-propagation network⁴ Huiqun⁵ Ling⁶ Hore⁷ Najah⁸ Electrical conductivity⁹ Total dissolved solids¹⁰ Kunwar¹¹ Biological oxygen demand¹² Dissolved oxygen

اربه را به کمک شبکه عصبی مصنوعی و WetSpa پیش‌بینی نمودند. هدف اصلی تحقیق حاضر، بنا گذاری یک مدل از محاسبات نرم جهت برآورد شوری جریان رودخانه نساء در محل ایستگاه هیدرومتری یالخری با استفاده از الگوبندی ورودی‌های موثر، می‌باشد که در نهایت به‌توان در مناطقی مانند تحقیق حاضر که مشکل کمبود داده، اطلاعات و همچنین عدم امکانات و هزینه کافی وجود دارد با استفاده از یک مدل بهینه برآوردی با دقت قابل قبول از کیفیت آب انجام داد.

منطقه مورد مطالعه

در این تحقیق از ایستگاه هیدرومتری یالخری که بر روی رودخانه نساء در حوضه بم‌نرماشیر (استان کرمان) قرار دارد، استفاده شد محدوده بم‌نرماشیر یکی از مناطق کویری ایران به‌شمار می‌آید زیرا که حاشیه شمالی آن به کویر لوت ختم شده و از این جهت دارای تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های کم باران می‌باشد. میزان نزولات جوی تقریباً ناچیز است به‌طوری که متوسط بارندگی سالانه کمتر از ۵۰ میلی‌متر می‌باشد. شکل یک منطقه مورد مطالعه، موقعیت ایستگاه هیدرومتری و همچنین رودخانه نساء را در حوضه بم‌نرماشیر نشان می‌دهد.



شکل ۱- موقعیت منطقه و ایستگاه مورد مطالعه

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل EC، TDS، SAR^۱، PH، کلر و دبی در مقیاس زمانی ماهانه از سال ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۰ (۲۱ سال) می‌باشد که این نمونه‌ها در محل ایستگاه هیدرومتری یالخری واقع در طول جغرافیایی "۱۴' ۲۹' ۵۸° و عرض جغرافیایی "۴۰' ۳۹' ۲۸° اندازه‌گیری شده‌است. داده‌ها به دو بخش آموزش (۷۰ درصد) و تست (۳۰ درصد) تقسیم شد. تغییرات پارامترهای مورد مطالعه در این تحقیق و همچنین آزمون ران‌تست، در جدول ۱ ارائه شده است که در آن Q دبی جریان برحسب مترمکعب بر ثانیه می‌باشد. باتوجه به جدول ۱ مقادیر بالا برای چولگی دیده می‌شود که حاکی از پیروی نکردن سری زمانی داده‌ها از توزیع نرمال می‌باشد غیر از مقادیر PH که می‌تواند نرمال باشد دیگر متغیرها نرمال نیست. البته نرمال نبودن سری زمانی مقادیر کیفیت و دبی مسئله‌ای طبیعی است چراکه نشان‌دهنده ساختار استوکاستیک بودن مقادیر می‌باشد. اصولاً بیشتر سری‌های زمانی در طبیعت از حالت قطعی-احتمالاتی (استوکاستیک) پیروی کرده و همین امر باعث نرمال نبودن آن‌ها خواهد شد. همچنین در جدول ۱ مقادیر سیگما مربوط به آزمون ران‌تست که در محیط SPSS محاسبه شد، آمده‌است. باتوجه به مقادیر سیگما کاملاً مشخص است که همه مقادیر در سطح اعتماد ۹۹ درصد معنی‌دار و در نتیجه همگن می‌باشند.

جدول ۱- خصوصیات آماری و دامنه داده‌های مورد مطالعه

پارامترها	کمینه	بیشینه	میانگین	ضریب تغییرات	انحراف از معیار	چولگی	میانه	ران‌تست-Sig
Q (m ³ /s)	۰/۲۹۷	۹۲/۳۳۷	۵/۰۹۰	۰/۵۶۵	۹/۰۱۱	۵/۵۲۱	۱/۹۱۳	۰/۱۳۰
TDS (mg/lit)	۱۰۹	۱۳۰۷	۳۰۲/۲۵۶	۳	۱۰۰/۷۶۶	۴/۷۲۶	۲۹۱/۸۱۳	۰/۹
CL (mg/lit)	۷/۱	۲۵۵/۶	۳۴/۲۴۳	۱/۵۲۶	۲۲/۴۳۲	۵/۲۱۳	۳۱/۹۵	۰/۹
EC (umho/cm)	۱۶۳	۲۰۱۰	۴۶۵/۰۵۵	۳/۰۲۰	۱۵۴/۰۱۴	۴/۷۳۲	۴۴۸/۱۵۱	۰/۱۶۵
SAR	۰/۱	۱۲/۷۲۸	۱/۳۴۱	۱/۴۸۹	۰/۹۱۰	۸/۲۶۵	۱/۲۴۲	۰/۲۰۷
PH	۶/۶	۹	۷/۷۹۹	۱۹/۶۸۸	۰/۳۹۶	-۰/۶۴۶	۷/۸۱۲	۰/۴۴۹

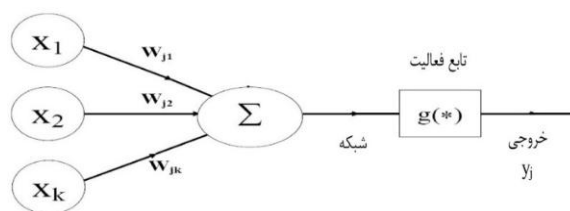
¹Sodium absorption ratio

شبکه عصبی مصنوعی (ANN^۱)

هر شبکه عصبی شامل سه لایه ورودی، پنهان و خروجی می‌باشد، به طوری که این سلول‌ها توسط اتصالاتی با وزن‌های مختلف به هم متصل می‌باشند. در مدل‌سازی ریاضی نرون، مجموعه‌ای از داده‌ها به عنوان ورودی نرون (که شاید خروجی‌های نرون‌های دیگر باشند)، به کار برده می‌شوند. هر ورودی در وزن متناظرش ضرب می‌شود و در ادامه، همه ورودی‌های وزن دار شده، به منظور تعیین سطح فعالیت نرون، با هم جمع می‌شوند. شکل ۲ مدل یک نرون چند ورودی را نشان می‌دهد. در شکل ۲ تعدادی ورودی x_1, x_2, x_3, \dots وارد نرون می‌شوند که به طور خلاصه با بردار x مشخص می‌شوند. هر یک از ورودی‌های نرون به یکی از سیگنال‌های ورودی متعلق است. هر سیگنال در یک وزن ارتباطی متناظر متشکل از w_1, w_2, w_3, \dots که به طور خلاصه با بردار w نشان داده می‌شود (رابطه ۱)، ضرب می‌گردد. مقادیر به دست آمده در داخل نرون جمع شده و مقدار خروجی محاسبه می‌گردد (رابطه ۲).

$$NET = X.W \tag{۱}$$

$$NET = X_1.W_1 + X_2.W_2 + \dots + X_n.W_n = \sum_{i=1}^n X_i.W_i \tag{۲}$$



شکل ۲- مدل ریاضی یک نرون چند ورودی

¹ Artificial neural networks

مجموع به‌دست‌آمده، بیشتر توسط یک تابع (که به تابع فعالیت موسوم است) ارزیابی شده و خروجی نرون مشخص می‌شود (رابطه ۳).

$$\text{Out} = g(\text{NET}) \quad (3)$$

که در آن، g تابع فعالیت می‌باشد. نحوه و شکل اتصال سلول‌های عصبی در لایه‌های مختلف، باعث ایجاد ساختارهای مختلفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود (فلاح قاهره و همکاران، ۱۳۸۸:۴۲). در این تحقیق سه لایه از شبکه‌های الگوریتم پس انتشار با تابع انتقال سیگموئید در لایه پنهان و تابع انتقال خطی در لایه خروجی به کار گرفته شد و برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا (یک روش یادگیری چند لایه شبکه پیشرو) استفاده گردید (تایفور^۱، ۲۰۰۲:۸۷۹). الگوریتم‌های پس انتشار استفاده شده در این مطالعه، لونیگ-مارکواریت^۲، گرادیان نزولی^۳، گرادیان نزولی با نرخ تطبیقی یادگیری^۴، انتشار برگشتی با نرخ یادگیری متغیر^۵، گرادیان نزولی با مومنتم^۶ و گرادیان مزدوج مقیاس شده^۷ می‌باشند. برای تعیین تعداد نرون لایه پنهان از روش آزمون و خطا استفاده گردید.

سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS^۸)

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوبرداری از سیستم کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌های تجربی و بدون توجه به فیزیک مسئله، قانون نهفته در ورای این اطلاعات را استخراج می‌کنند. در مقایسه با مدل‌های مرسوم، این مدل‌ها به ورودی‌های کمتر و تلاش محاسباتی اندکی نیاز دارند. سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی "شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. ترکیب

¹ Tayfur

² Levenberg-Marquardt

³ Gradient descent

⁴ Gradient descent with adaptive learning rate

⁵ Gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation

⁶ Gradient descent with momentum

⁷ scaled conjugate gradient

⁸ Adaptive neuro fuzzy inference system

سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی بوده، و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به ارائه سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی شده است. در شکل (۳) یک سیستم فازی سوگنو با دو ورودی، یک خروجی و سیستم ANFIS معادل آن آمده است. این سیستم دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی f با قوانین زیر است:

$$\text{IF } X \text{ is } A_1 \text{ and } Y \text{ is } B_1 \text{ Then } f = p_1X + q_1Y + r_1 \quad (4)$$

$$\text{IF } X \text{ is } A_2 \text{ and } Y \text{ is } B_2 \text{ Then } f = p_2X + q_2Y + r_2 \quad (5)$$

اگر خروجی هر لایه به صورت O'_i باشد (i امین گره از لایه ۱)، ساختار مدل ANFIS از پنج لایه به شرح زیر تشکیل می‌شود (کیسی^۱، ۲۰۰۷:۲۴۴۹).

لایه اول، گره‌های ورودی: در این لایه درجه عضویت گره‌های ورودی به بازه‌های مختلف فازی با استفاده از تابع عضویت^۲ مشخص می‌گردد.

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad (6)$$

$$O_i^1 = \mu_{A_{i-2}}(x) \quad i = 3, 4 \quad (7)$$

پارامترهای هر گره تعیین‌کننده شکل تابع عضویت مجموعه فازی آن گره است. تابع عضویت مجموعه‌های فازی معمولاً توسط توابع زنگوله‌ای شکل به صورت زیر بیان می‌شود:

$$\mu_i = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i}\right)^{2b_i}} \quad (8)$$

¹ Kisi

² Membership function

X مقدار ورودی به گره و مجموعه $S_1 = \{a_i, b_i, c_i\}$ پارامترهای تطبیقی نامیده می‌شوند.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر گره در این لایه درجه فعالیت یک قانون را محاسبه می‌کند.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad (9)$$

B_i درجه عضویت X در مجموعه A_i و $\mu_{B_i}(y)$ درجه عضویت Y در مجموعه B_i است.

لایه سوم، گره‌های متوسط: در این لایه i امین گره، نسبت درجه فعالیت قانون i ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت زیر نرمال‌سازی می‌کند:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

\bar{w}_i درجه فعالیت نرمال شده قانون i ام.

لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره برابر است با:

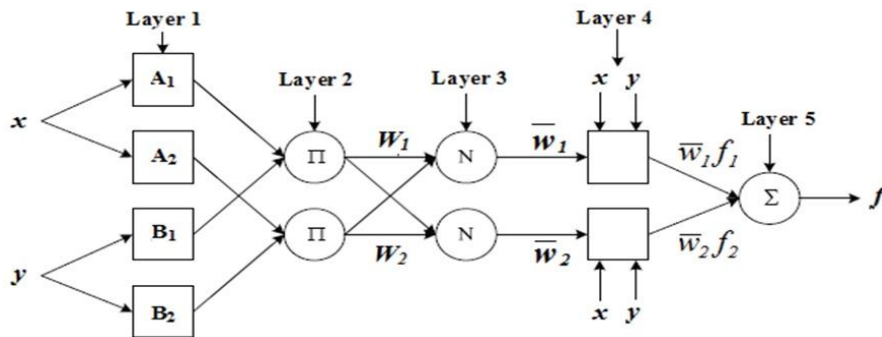
$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

مجموعه $S_2 = \{p_i, q_i, r_i\}$ پارامترهای تطبیقی نامیده می‌شوند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: در این لایه هر گره مقدار خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i \quad (12)$$

در مدل ANFIS زمانی عمل شبیه‌سازی به‌درستی انجام شده است که مجموعه پارامترهای تطبیقی S_1 و مجموعه پارامترهای متعاقب S_2 طوری تخمین زده شوند که مقدار تابع خطای مدل در بخش آموزش و آزمایش به حداقل برسد. انتخاب تابع عضویت بر اساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هر کدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل ANFIS برای هر کدام از این توابع عضویت به‌صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل باهم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کمترین زمان آموزش حاصل کند، به‌عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد (جانگ^۱، ۱۹۹۳: ۶۶۵). لازم به توضیح است که سامانه استنتاجی فازی-عصبی موجود در جعبه‌ابزار نرم‌افزار MATLAB از نوع سوگنو بوده و برای طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی استفاده می‌کند. لازم به توضیح است برای دو مدل ANN و ANFIS از کدنویسی در محیط متلب استفاده شد.



شکل ۳- یک سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت مثلثی و سیستم ANFIS معادل آن

¹ Jang

برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP^۱)

روش برنامه‌ریزی بیان ژن، در سال ۱۹۹۹ توسط فریرا ارائه شد. این روش ترکیبی از روش‌های برنامه‌ریزی ژنتیک (GP^۲) و الگوریتم ژنتیک (GA^۳) بوده که در آن، کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت، مشابه با آنچه که در الگوریتم ژنتیک استفاده می‌شود و ساختارهای شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال متفاوت، مشابه با درختان تجزیه در برنامه‌ریزی ژنتیک، ترکیب می‌شوند. به‌طور خلاصه می‌توان گفت در GEP به‌سازی‌ها در یک ساختار خطی اتفاق افتاده و سپس به‌صورت ساختار درختی بیان می‌شود و این موجب می‌شود تنها ژنوم اصلاح شده به نسل بعد منتقل شده و نیازی به ساختارهای سنگین برای تکثیر و جهش وجود نداشته باشد (فریرا^۴، ۲۰۰۱). در این روش پدیده‌های مختلف با استفاده از مجموعه‌ای از توابع و مجموعه‌ای از ترمینال‌ها، مدل‌سازی می‌شوند. مجموعه توابع، معمولاً شامل توابع اصلی حسابی {+, -, ×, /}، توابع مثلثاتی یا توابع تعریف شده توسط کاربر است که برای تفسیر مدل مناسب می‌باشند. مجموعه ترمینال‌ها، از مقادیر ثابت و متغیرهای مستقل مساله تشکیل شده‌اند (فریرا، ۲۰۰۱: ۸۷). در این تحقیق برای به‌کارگیری روش برنامه‌ریزی بیان ژن از نرم‌افزار 4 GenXproTools استفاده گردید.

در این پژوهش برای نرمال سازی داده‌های شبکه‌های هوشمند از معادله زیر استفاده شده‌است (هاکین، ۱۹۹۹: ۸۴۲).

$$X_{norm} = \left(\frac{x - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} - 0.5 \right) \times 2 \quad (13)$$

که در این رابطه x مقدار اولیه، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقادیر کمینه و بیشینه، X_{norm} مقدار نرمال شده، 0.5 و 2 عوامل سنجش‌اند.

¹ Gene expression programming

² Genetic programming

³ Genetic algorithm

⁴ Ferreira

معیارهای ارزیابی

به منظور ارزیابی دقت و کارایی مدل GEP شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) و میانگین خطای مطلق^۲ (MAE) محاسبه شدند. مقادیر شاخص‌های مذکور از روابط زیر محاسبه می‌شوند (هوو، ۲۰۰۲: ۳۷۱).

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (14)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{N}} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (16)$$

در روابط فوق، x_i مقدار اندازه‌گیری شده در گام زمانی i ام، y_i مقدار پیش‌بینی شده در همان زمان، N تعداد گام زمانی (تعداد داده‌ها)، \bar{x} میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده و \bar{y} میانگین نظیر برای مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد.

یافته‌ها و بحث

در این مطالعه مقدار شوری جریان رودخانه نساء با استفاده از چهار مدل ANN، ANFIS-SC، ANFIS-GP و GEP برآورد شد. ابتدا آزمون همگنی و نرمال بودن داده‌ها بررسی شد. به منظور ساخت الگوهای ورودی، ماتریس همبستگی پیرسون با استفاده از پارامترهای EC، CL، TDS، SAR، PH و دبی مطابق جدول ۲ محاسبه گردید. با توجه به جدول پارامترهای موثر جهت مدل‌سازی شوری شناسایی شد و برای جلوگیری از مشکل چندهم‌خطی بودن که اگر ورودی‌ها غیر از همبستگی بالا با متغیر رسپانس با یکدیگر نیز دارای همبستگی متقاطع باشند، مدل دچار خطا خواهد شد. بنابراین برای دوری از چندهم‌خطی بودن با توجه به ماتریس همبستگی سه ترکیب ورودی شامل (Q-SAR-PH)،

¹ Root mean square error

² Mean absolute error

مدل‌ها، مطابق جدول ۳ الگوهای ورودی موردنظر با استفاده از شبکه عصبی تست گردید. در این شبکه با توجه به پیشنهاد ساهینکایا و همکاران (۱۹۰:۲۰۰۸) که الگوریتم‌های مختلف پس انتشار را برای آنالیز کیفی دشت حران به کار بردند و نتیجه گرفتند بهترین الگوریتم می‌باشد، از الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوارت جهت بررسی و تعیین بهترین ترکیب استفاده شد. با توجه به معیارهای ارزیابی ANN3 به عنوان ترکیب بهینه انتخاب گردید. در ادامه ترکیب ورودی انتخاب شده به دیگر الگوریتم‌های آموزشی متفاوت شبکه عصبی و همچنین مدل‌های ANFIS-GP, ANFIS-SC و GEP جهت برآورد شوری معرفی شد. کولی‌بالی^۱ و همکاران (۲۹۳:۱۹۹۹) نشان دادند که برای پدیده‌های طبیعی یک لایه پنهان برای پیش‌بینی مسائل کارایی مناسبی دارد در همین راستا در این تحقیق هم از یک لایه پنهان در مدل عصبی استفاده شد.

جدول ۲- ماتریس همبستگی پارامترهای مورد مطالعه

پارامتر	EC	Q	SAR	CL	PH	TDS
EC	۱	-۰/۳۱۵	-۰/۸۹۶	۰/۸۸۶	-۰/۲۹۱	-۰/۹۹۵
Q	-۰/۳۱۵	۱	-۰/۲۳۷	-۰/۲۳۹	۰/۱۶۳	-۰/۳۰۷
SAR	۰/۸۹۶	-۰/۲۳۷	۱	۰/۸۵۵	-۰/۲۲۵	-۰/۸۹۵
CL	۰/۸۸۶	-۰/۲۳۹	۰/۸۵۵	۱	-۰/۱۷۳	-۰/۸۸۸
PH	-۰/۲۹۱	۰/۱۶۳	-۰/۲۲۵	-۰/۱۷۳	۱	-۰/۲۹۲
TDS	-۰/۹۹۵	-۰/۳۰۷	-۰/۸۹۵	۰/۸۸۸	-۰/۲۹۲	۱

^۱Coulibaly

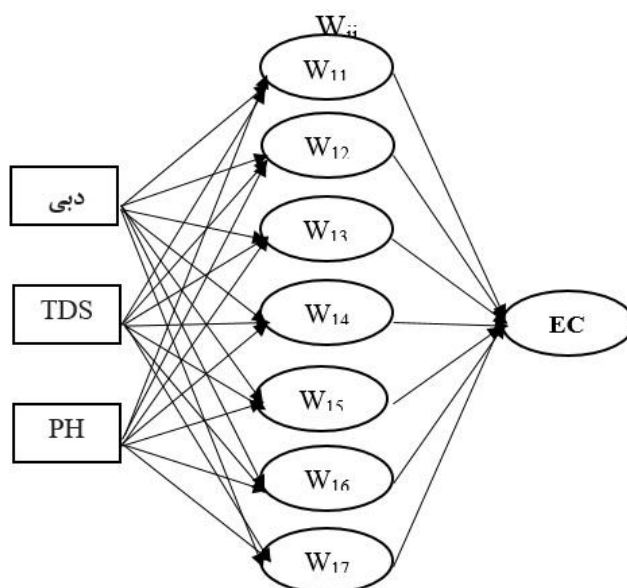
جدول ۳- بررسی الگوهای ورودی مختلف با ANN

مرحله آزمون			مرحله آموزش			ساختار مدل	پارامترهای ورودی	مدل
RMSE ($\mu\text{mho/cm}$)	MAE ($\mu\text{mho/cm}$)	R ²	RMSE ($\mu\text{mho/cm}$)	MAE ($\mu\text{mho/cm}$)	R ²			
۸۰/۷۸۵	۵۸/۸۸۳	۰/۶۸۳	۵۴/۵۲۱	۳۴/۴۱۲	۰/۸۷۶	۳-۱-۱	Q-SAR-PH	ANN1
۹۵/۰۸۲	۶۶/۳۶۶	۰/۵۵۰	۴۳/۵۸۶	۳۱/۳۱۵	۰/۹۲۱	۳-۳-۱	Q-CL-PH	ANN2
۲۰/۰۹۶	۱۲/۵۹۳	۰/۹۲۳	۱۳/۴۲۳	۸/۶۵۸	۰/۹۶۰	۳-۱-۱	Q-TDS-PH	ANN3

در این پژوهش برای مدل ANN تعداد بهینه گره پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین شده و برای گره‌های پنهان و خروجی، از توابع سیگموئید مماس و فعال خطی استفاده گردید. در مدل ANN شش الگوریتم مختلف مورد آزمون قرار گرفت که نتایج آن در جدول ۴ قابل مشاهده است در این جدول، مدل شبکه عصبی مصنوعی ۳-۱-۱ به ترتیب شامل ۳ ورودی مربوط به دی، TDS و PH، ۱ گره پنهان و ۱ گره خروجی می‌باشد. با توجه به جدول همچنین استنباط می‌گردد که الگوریتم لونیبرگ-مارکوات با داشتن کمترین ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۲۰/۰۹۶ و ۱۲/۵۹۳ میکروموس بر سانتی‌متر، شبکه‌ای ساده و پرکاربرد برای برآورد شوری جریان می‌باشد که این نتیجه با تحقیق فتحیان و هرمزی‌نژاد (۲۹:۱۳۹۰) که مقادیر کیفی و کمی رودخانه کارون را بررسی کردند و نتیجه گرفتند شبکه عصبی با ۸۰/۵ درصد قابلیت پیش‌بینی را دارد، هم‌سو می‌باشد. شکل ۴ نقشه شماتیک الگوریتم لونیبرگ-مارکوات به‌عنوان نقشه نهایی مدل ANN را نشان می‌دهد.

جدول ۴- نتایج بخش آموزش و آزمون مدل ANN

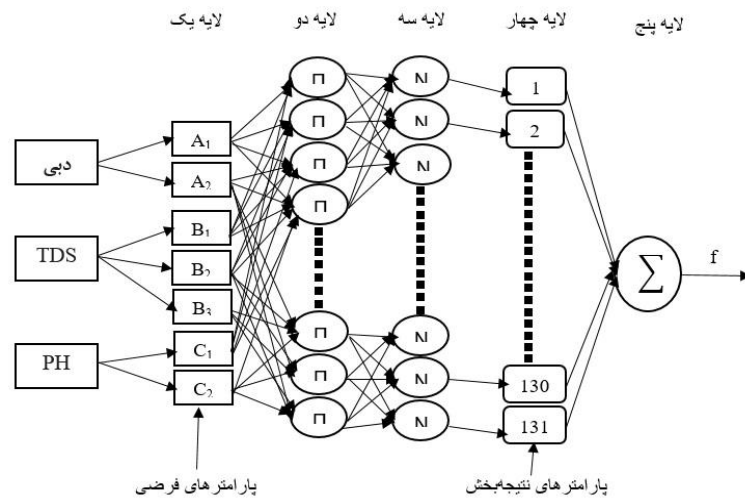
مرحله آزمون			مرحله آموزش			تعداد تکرار	ساختار مدل	الگوریتم آموزش
RMSE ($\mu\text{moh}/\text{cm}$)	MAE ($\mu\text{moh}/\text{cm}$)	R^2	RMSE ($\mu\text{moh}/\text{cm}$)	MAE ($\mu\text{moh}/\text{cm}$)	R^2			
۲۰/۰۹۶	۱۲/۵۹۳	-/۰۹۲۳	۱۳/۴۲۳	۸/۶۵۸	۰/۹۶۰	۱۰۰۰	۳-۱-۱	lm
۲۳/۷۳۰	۱۶/۹۳۵	-/۰۹۱۳	۲۱/۰۱۰	۱۲/۹۷۷	۰/۹۸۴	۵۰۰۰	۳-۱-۱	gd
۲۰/۵۲۷	۱۳/۱۳۱	-/۰۹۱۲	۱۴/۵۶۹	۹/۶۳۹	۰/۹۷۵	۵۰۰۰	۳-۱-۱	gda
۲۳/۸۱۷	۱۷/۰۲۰	-/۰۹۱۲	۲۱/۱۵۵	۱۳/۰۶۵	۰/۹۸۴	۵۰۰۰	۳-۱-۱	gdm
۲۰/۳۰۱	۱۲/۹۲۳	-/۰۹۲۲	۱۳/۹۲۲	۹/۱۷۰	۰/۹۷۸	۵۰۰۰	۳-۱-۱	gdx
۲۰/۱۴۲	۱۲/۶۸۸	-/۰۹۲۳	۱۳/۵۲۰	۸/۷۸۶	۰/۹۸۰	۱۰۰۰	۳-۱-۱	scg



شکل ۴- نقشه شماتیک الگوریتم انتخابی ANN

برای مدل فازی-عصبی از نوع افراز شبکه از چهار توابع عضویت مختلف، گوسی (gaussmf)، دو گوسی (gauss2mf)، شکل D (dsigmf) و زنگوله‌ای (gbellmf) و ۱۰۰ تکرار استفاده گردید. همچنین تعداد بهینه توابع عضویت برای ایجاد حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا در دوره آزمون تعیین شدند. مقایسه ساختار مدل‌های مختلف فازی-عصبی از نوع افراز شبکه در جدول ۵ ارائه شده است. در این جدول، مدل ۲-۳-۲ نشان-دهنده تعداد توابع عضویت برای ورودی‌های

دبی، TDS و PH می‌باشد. همچنین در روش افراز شبکه با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۵، تابع عضویت D شکل با حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق به ترتیب ۲۰/۱۸۳ و ۱۳/۱۶۴ میکروموس بر سانتی‌متر نسبت به سایر توابع دقت بهتری را در مرحله آزمون داشته است. شکل ۵ ساختار نهایی مدل ANFIS-GP و نحوه قرار گیری ورودی‌ها در ابتدا، تبدیل آن‌ها به متغیرهای فرضی و در نهایت متغیر رضایت بخش و همچنین عملکرد هر لایه را نشان می‌دهد. مقدار بهینه برای مقادیر مختلف شعاع مدل فازی عصبی از نوع دسته‌بندی تفریقی (ANFIS-SC) با سعی و خطا ۰/۴۳ به



شکل ۵- نقشه ساختار نهایی مدل ANFIS-GP

دست آمد که این شعاع موثر نمایی از قوانینی است که شبکه استفاده خواهد کرد و بالا رفتن بیش از اندازه آن می‌تواند حل مسئله توسط مدل را مشکل کرده و مدل دچار خطا گردد. با توجه به جداول ۴ و ۵ ملاحظه می‌شود که شبکه عصبی از دقت بیشتری نسبت به سیستم فازی-عصبی از نوع افراز شبکه برخوردار است که این نتیجه با مطالعه نیکو و همکاران (۵۸:۱۳۹۰) در پیش‌بینی کیفیت آب رودخانه کارون و برتری شبکه عصبی تطابق دارد.

جدول ۵- نتایج بخش آموزش و آزمون مدل ANFIS-GP

مرحله آزمون			مرحله آموزش			ساختار مدل	تابع عضویت
RMSE ($\mu\text{moh/cm}$)	MAE ($\mu\text{moh/cm}$)	R ²	RMSE ($\mu\text{moh/cm}$)	MAE ($\mu\text{moh/cm}$)	R ²		
۲۵/۳۹۸	۱۶/۰۵۶	۰/۸۸۶	۱۵/۳۶۹	۱۰/۵۲۷	۰/۹۸۲	۴-۳-۲	گوسی
۴۴/۱۵۰	۲۸/۸۴۱	۰/۶۶۳	۳۷/۴۹۲	۲۸/۵۶۶	۰/۹۵۰	۴-۳-۴	دوگوسی
۲۰/۱۸۳	۱۳/۱۶۴	۰/۹۲۳	۱۳/۰۹۱	۸/۷۲۸	۰/۹۸۸	۲-۳-۲	D شکل
۲۱/۸۳۱	۱۳/۷۲۸	۰/۹۱۰	۱۲/۲۵۷	۸/۵۳۸	۰/۹۸۵	۲-۳-۴	زنگوله‌ای

استفاده از برنامه‌ریزی بیان ژن به دلیل توان انتخاب متغیرهای مؤثر در مدل و حذف متغیرهایی با تأثیر کمتر و همچنین توانایی ارائه رابطه صریح جهت تخمین جریان مدنظر قرارگرفت. در این تحقیق جهت بررسی بیشتر علاوه بر مجموعه چهار عملگر اصلی (F_1) حالت‌هایی بر اساس عملگرهای ریاضی (F_2 تا F_5) لحاظ شد. همچنین در این پژوهش جهت ساخت درخت تجزیه و تولید یک جمعیت اولیه از راه حل‌هایی استفاده شد که این راه حل‌ها از ترکیب تصادفی مجموعه توابع (عملگرهای ریاضی مورد استفاده در فرمول‌ها) و ترمینال‌ها (متغیرهای مسئله و اعداد ثابت) ایجاد می‌شوند. در مدل GEP برای مدل‌سازی شوری جریان با سعی و خطا بهترین تابع تطبیق و تابع ارتباط‌دهنده بر اساس حداقل ریشه میانگین مربعات خطا به ترتیب تابع ریشه نسبی مربعات خطا ($RRSE^1$) و تابع تقسیم انتخاب شد. نتایج حاصل از مدل برنامه‌ریزی بیان ژن با هر ۵ عملگر در جدول ۶ بیانگر این است که عملگر F_5 بیشترین دقت را با داشتن حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و

¹ Root relative squared error

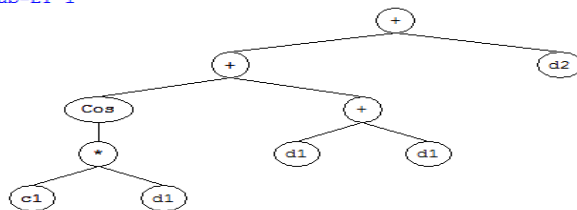
میانگین خطای مطلق به ترتیب ۱۹/۶۷۹ و ۱۰/۷۳۶ میکروموس بر سانتی‌متر در مرحله آزمون دارد. شکل ۶ مدل درختی بهینه GEP که عملکرد نهایی مدل می‌باشد را نشان می‌دهد. معادله بهینه مدل GEP در رابطه ۱۷ نشان داده شده که در آن a, b و c به ترتیب دبی، TDS و PH می‌باشد.

$$Q = \frac{\cos(-6.656b)+2b+c}{[0.001+atan(a^3 \times (b-9.78))]} \times 89.358 \quad (17)$$

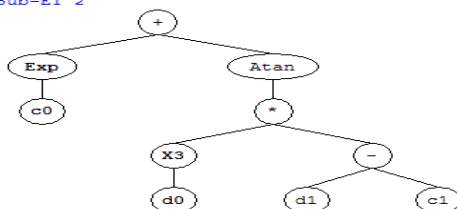
جدول ۶- نتایج بخش آموزش و آزمون مدل GEP

مرحله آزمون			مرحله آموزش			مدل ریاضی	تابع
RMSE (μmoh/cm)	MAE (μmoh/cm)	R ²	RMSE (μmoh/cm)	MAE (μmoh/cm)	R ²		
۲۰/۱۶۷	۱۱/۰۹۴	۰/۹۲۲	۱۲/۹۶۹	۷/۹۵۶	۰/۹۸۰	+, -, ×, ÷	F1
۱۹/۷۰۹	۱۰/۳۷۴	۰/۹۲۵	۱۲/۷۸۰	۸/۰۵۲	۰/۹۸۱	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x	F2
۲۰/۳۱۰	۱۱/۷۹۶	۰/۹۲۲	۱۲/۴۲۸	۷/۸۳۷	۰/۹۸۷	+, -, ×, ÷, √, √, x ³ , x ²	F3
۲۰/۱۶۲	۱۱/۷۶۳	۰/۹۲۳	۱۳/۲۹۴	۸/۶۰	۰/۹۸۵	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x , √, √, x ³ , x ²	F4
۱۹/۶۷۹	۱۰/۷۳۶	۰/۹۲۶	۱۲/۵۳۳	۷/۷۴۲	۰/۹۸۹	+, -, ×, ÷, ln x, e ^x , √, √, x ³ , x ² , sin x, cos x, Arctg x	F5

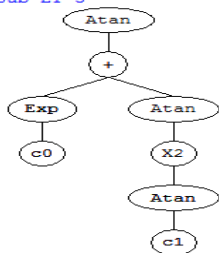
Sub-ET 1



Sub-ET 2



Sub-ET 3



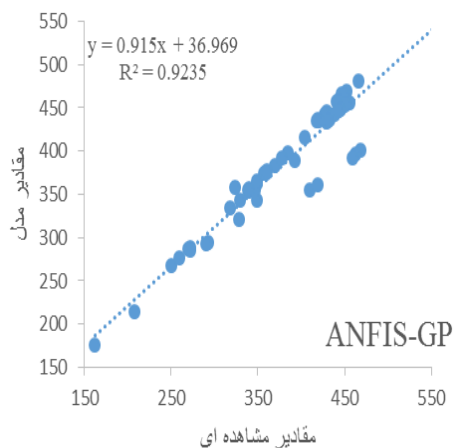
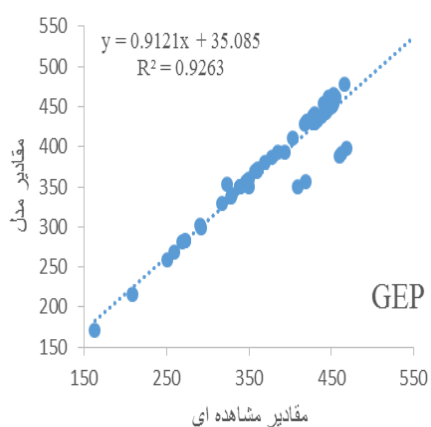
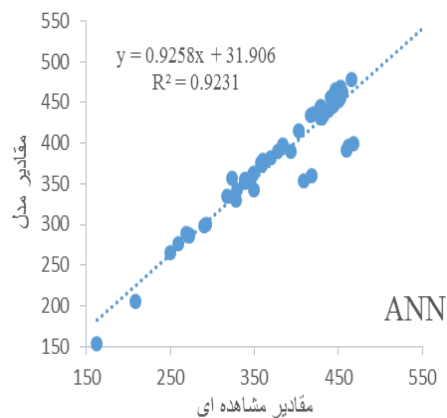
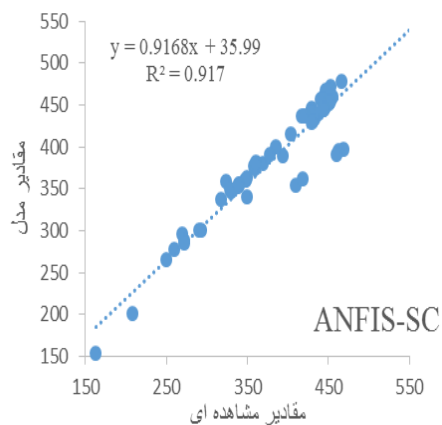
شکل ۶- مدل درختی بهینه GEP

باتوجه به شکل مدل درختی GEP می‌توان دید که مدل در سه مرحله (Sub-ET) به صورت پشت‌سرهم قرارگرفت که این حالت سری بودن به دلیل انتخاب تابع تقسیم به‌عنوان تابع ارتباط اتفاق افتاده. در این مدل درختی مقادیر d_i متغیرهای مسئله (Q-TDS) و c_i مقادیر ثابت هستند. شکل ۳ مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده شوری جریان توسط مدل‌های مورد مطالعه را نشان می‌دهد. باتوجه به شکل ۷ واضح است مدل‌ها توانایی

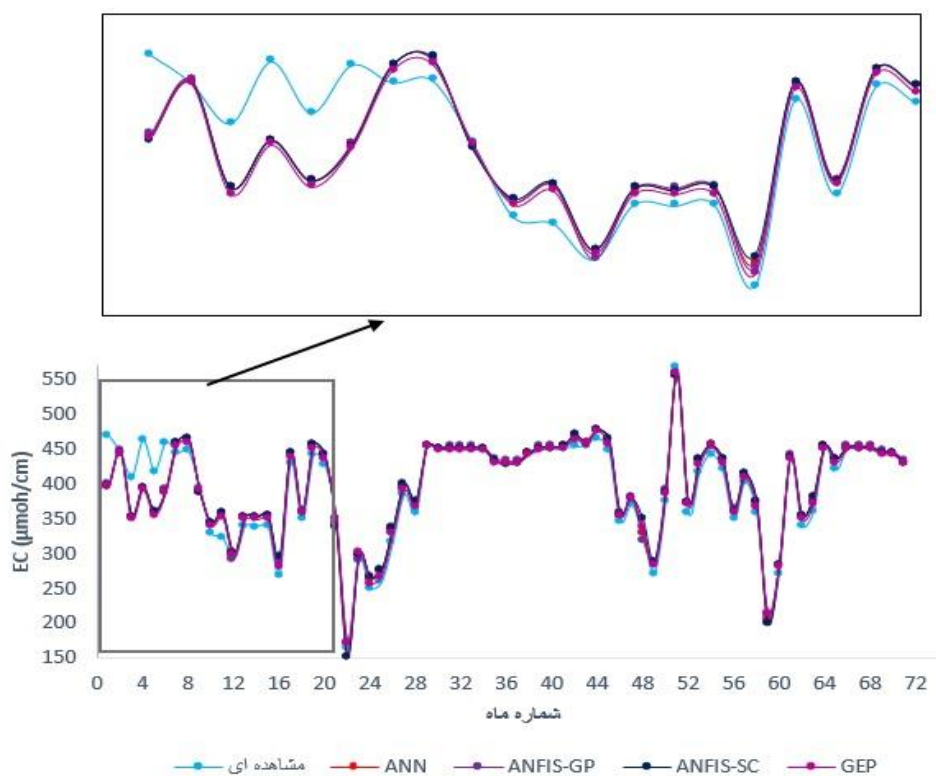
رسیدن به مقادیر واقعی را داشته و در معادلات آمده در شکل هرچه ضریب x به یک نزدیک‌تر باشد به نیمساز ربع اول و سوم بیشتر تطابق پیدا کرده و نتیجه رضایت‌بخش‌تر می‌باشد. بهترین نتایج مدل‌ها در جدول ۷ ذکر شده‌است. با توجه به جدول ۷ در هر دو مرحله آموزش و آزمون مدل برنامه‌ریزی بیان ژن بهترین عملکرد را داشته‌است که این نتیجه در شکل ۸ کاملاً مشخص است. برتری مدل GEP به ساختار این مدل برمی‌گردد در این مدل حرکت به صورت تصادفی در جهت جواب اتفاق می‌افتد و در هر بار تکرار مسیری متفاوت لحاظ می‌شود تا بهترین مسیر انتخاب شود که ما در این پژوهش برای هر حالت از پارامترها مقدار ۴۰۰۰۰ تکرار را در نظر گرفتیم.

جدول ۷- بهترین نتایج بخش آموزش و آزمون مدل‌ها در طرح مورد مطالعه

مرحله آزمون			مرحله آموزش			مدل
RMSE ($\mu\text{mho/cm}$)	MAE ($\mu\text{mho/cm}$)	R ²	RMSE ($\mu\text{mho/cm}$)	MAE ($\mu\text{mho/cm}$)	R ²	
۲۰/۰۹۶	۱۲/۵۹۳	۰/۹۲۳	۱۳/۴۲۳	۸/۶۵۸	۰/۹۶۰	ANN
۲۰/۱۸۳	۱۳/۱۶۴	۰/۹۲۳	۱۳/۰۹۱	۸/۷۲۸	۰/۹۸۸	ANFIS-GP
۲۰/۹۴۰	۱۳/۵۸۴	۰/۹۱۷	۱۳/۰۴۸	۸/۶۷۴	۰/۹۸۰	ANFIS-SC
۱۹/۶۷۹	۱۰/۷۳۶	۰/۹۲۶	۱۲/۵۳۳	۷/۷۴۲	۰/۹۸۹	GEP



شکل ۷- مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده شوری جریان



شکل ۸- بهترین نتایج بخش آزمون مدل‌های مورد مطالعه

نتیجه‌گیری

هدف از انجام این پژوهش بسط و توسعه محاسبات نرم جهت برآورد شوری جریان در محل ایستگاه هیدرومتری یالخری واقع در رودخانه نساء (زیرحوضه بم‌نرماشیر در کرمان) است. این مناطق که جز زیرحوضه کویرلوت به‌شمار می‌روند به‌دلیل تعداد ایستگاه‌های

هیدرومتری محدود، کمتر مورد بررسی قرار می‌گیرند. در این پژوهش با بررسی روش‌های هوشمند سعی شد که این مدل‌ها به عنوان جایگزینی مناسب برای بازدهی‌های میدانی معرفی شود و در دیگر مناطق برای پژوهش‌های آینده مورد توجه قرار گیرد. در راستای انتخاب بهترین ترکیب ورودی از داده‌های EC، TDS، SAR¹، PH، کلر و دی‌بی در مقیاس زمانی ماهانه از سال ۱۳۷۰ تا ۱۳۹۰ (۲۱ سال) استفاده شد. با توجه به نتایج ارائه شده در تخمین میزان شوری جریان می‌توان همه مدل‌ها را موفق دانست اما براساس حداقل مقدار ریشه میانگین مربعات خطا و میانگین خطای مطلق مدل GEP مدل بهینه انتخاب شد. در نهایت می‌توان نتیجه گرفت مدل‌های هوشمند ابزاری مناسب و کارآمد برای تعیین کیفیت رودخانه هستند و می‌توانند در تصمیم‌گیری‌های مربوطه موثر واقع شوند و در مناطقی که امکان بازدید میدانی به دلایل مختلف وجود ندارد جایگزینی مطمئن باشند.

سپاسگزاری

این مقاله مستخرج از طرح پژوهشی با عنوان "طرح کلان آمایش دفاعی- امنیتی جمهوری اسلامی ایران در مناطق کویری، بیابانی" می‌باشد که در پژوهشکده آماد و فناوری دفاعی، پژوهشگاه راهبردی دانا (مرکز تحقیقات راهبردی دفاعی) به انجام رسیده است. لذا از مسئولان این پژوهشکده نهایت تشکر و قدردانی به عمل می‌آید.

¹Sodium absorption ratio

منابع

- ابریشم‌چی، احمد (۱۳۷۳)، مدل‌های ریاضی کیفیت رودخانه‌ها، *نشریه آب و توسعه*، شماره ۳، صص ۶۵-۷۴.
- دین پژوه، یعقوب (۱۳۹۵)، تحلیل روند کیفیت شیمیایی آب رودخانه‌های استان آذربایجان شرقی، *نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی*، سال ۲۰، شماره ۵۵، صص ۱۲۴-۱۰۵.
- رحمتی، حسین؛ امامقلی زاده، صمد و انصاری، حسین (۱۳۹۶)، برآورد رواناب حوضه بار اریه با استفاده از مدل‌های WetSpa و شبکه عصبی مصنوعی، *نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی تبریز*، سال ۲۱، شماره ۶۲ صص ۹۵-۱۱۵.
- فلاح‌قاهره، غلام‌عباس؛ موسوی‌بایگی، سیدمحمد و حبیبی‌نوخندان، مجید (۱۳۸۸)، مقایسه نتایج به‌دست‌آمده از کاربرد سیستم استنباط فازی ممدانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش فصلی، مطالعه موردی: منطقه خراسان، *مجله تحقیقات منابع آب ایران*، سال پنجم، شماره ۲، صص ۴۰-۵۲.
- فتحیان، حسین، هرمزی نژاد، ایمان. (۱۳۹۰)، «پیش‌بینی پارامترهای کمی و کیفی جریان در رودخانه کارون (بازه ملاثانی-فارسیات) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی»، *اکویپولوژی تالاب (تالاب)*، شماره ۸، صص ۲۹-۴۳.
- نیکو، محمد؛ نیکو، مهدی؛ بابایی‌نژاد، تیمور؛ امیری، آزاده و رستم‌پور، قدرت‌الله (۱۳۹۰)، *تعیین کیفیت آب در طول مسیر رودخانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تکاملی (مطالعه موردی رودخانه کارون بازه شهید عباس‌پور-عرب‌اسد)*، سال اول، شماره ۱، صص ۴۵-۵۸.
- Coulibaly, Paulin, François Anctil, and Bernard Bobée. (1999). "Prévision hydrologique par réseaux de neurones artificiels: état de l'art." *Canadian Journal of Civil Engineering* 26, no. 3: 293-304.
- Ferreira, C., 2001, Gene expression programming: a new adaptive algorithm for solving problems, *Complex Systems*, 13(2), 87-129.
- Haykin, Simon. (1999). "Neural Networks A comprehensive Foundation: Pretice Hall International." *Inc., Englewood Cliffs*. 842 pp.
- Ho, S. L., M. Xie, and T. N. Goh. (2002). "A comparative study of neural network and Box-Jenkins ARIMA modeling in time series prediction." *Computers & Industrial Engineering* 42, no. 2-4: 371-375.

- Hore, Ayan, Suman Dutta, Siddhartha Datta, and Chiranjib Bhattacharjee. (2008). "Application of an artificial neural network in wastewater quality monitoring: prediction of water quality index." **International Journal of Nuclear Desalination** 3, no. 2: 160-174.
- Huiqun, M and Ling, L., 2008, Water quality assessment using artificial neural network, International Conference on Computer Science and Software Engineering, Washington, DC, USA, 5-13.
- Jang, J-SR. (1993). "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system." *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* 23, no. 3: 665-685.
- Kisi, Ozgur. (2008). "The potential of different ANN techniques in evapotranspiration modelling." *Hydrological Processes* 22, no. 14: 2449-2460.
- Kunwar ,Singh, P., Ankita Basant, Amrita Malik, and Gunja Jain. (2009). "Artificial neural network modeling of the river water quality—a case study." *Ecological Modelling* 220, no. 6: 888-895.
- Maier, Holger R., and Graeme C. Dandy. (1996). "The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters." *Water resources research* 32, no. 4: 1013-1022.
- Najah, Ali, Ahmed Elshafie, Othman A. Karim, and Othman Jaffar. (2009). "Prediction of Johor River water quality parameters using artificial neural networks." *European Journal of Scientific Research* 28, no. 3: 422-435.
- Tayfur, Gokmen. (2002). "Artificial neural networks for sheet sediment transport." *Hydrological Sciences Journal* 47, no. 6: 879-892.