

مدل پیش‌بینی جریان رودخانه با استفاده از سیستم فازی FIS و الگوریتم بهینه‌سازی PSO

محمود محمد رضا پور طبری^۱ جابر سلطانی^۲

(دریافت ۸۹/۲/۸ آخرین اصلاحات دریافتی ۹۰/۱۲/۲۰ پذیرش ۹۰/۱۲/۲۴)

چکیده

هدف از این مطالعه پیش‌بینی رواناب به صورت مکانی با استفاده از اطلاعات ایستگاههای هیدرومتری و هواشناسی بود. بررسی‌ها نشان می‌دهد که معمولاً ارتباطات مشخصی بین داده‌های هواشناسی و هیدرومتری بالادست حوضه با میزان رواناب تولیدی در خروجی حوضه وجود دارد و چنانچه بتوان قوانین نهفته در سابقه تاریخی داده‌های ثبت شده در این ایستگاهها را استخراج نمود، می‌توان به آسانی بر پایه اطلاعات اندازه‌گیری شده به پیش‌بینی میزان رواناب پرداخت. بر این اساس از بین ابزارهای موجود، تئوری فازی می‌تواند با انعطاف‌پذیری خود در تدوین قوانین فازی، دانش نهفته در داده‌های مشاهده‌ای را به‌نحوه مطلوبی به‌منظور پیش‌بینی پارامترها در زمان واقعی ارائه نماید. لذا در این تحقیق سیستم استنتاج فازی به‌منظور برآورد میزان رواناب در ایستگاهی واقع در پایین‌دست رودخانه طالقان رود با استفاده از آمار ایستگاههای باران‌سنجی و هیدرومتری بالادست رودخانه به‌کار گرفته شد. اجرای سیستم فازی معمولی نشان‌دهنده عدم کارایی مناسب این ابزار در ارائه مقادیر صحیح پیش‌بینی است که علت آن را می‌توان در نامناسب بودن مقادیر بازه‌ای مرتبط با توابع عضویت هر یک از پارامترهای مؤثر در فرایند مدل‌سازی جستجو نمود. با توجه به زمان‌بر بودن ساخت تابع عضویت متناسب با هر یک از پارامترها به‌دلیل تعدد حالات مختلف توابع عضویت، اقدام به استفاده ترکیبی از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی به‌منظور تسریع و بهبود وضعیت مدل‌سازی گردید. با اجرای مدل ترکیبی، مقادیر بهینه مرتبط با هر یک از توابع عضویت متغیرهای وابسته و مستقل، استخراج شده و بر پایه آن و با استفاده از سیستم فازی اقدام به پیش‌بینی رواناب در ایستگاه پایین‌دست رودخانه گردید. نتایج نشان‌دهنده دقت بالای استفاده از روش ترکیبی پیشنهادی در مقایسه با روشهای کاربرد منفرد استنتاج فازی است به‌طوری که با استفاده از این مدل پیشنهادی می‌توان میزان دقیق تری از رواناب را برای شرایط آینده برآورد نمود.

واژه‌های کلیدی: سیستم استنتاج فازی، بهینه‌سازی، الگوریتم مبتنی بر هوش جمعی، رواناب، رودخانه طالقان

The Stream Flow Prediction Model Using Fuzzy Inference System and Particle Swarm Optimization

Mahmoud Mohammad Rezapour Tabari¹

Jaber Soltani²

(Received Apr. 28, 2010 Revised March 10, 2012 Accepted March. 14, 2012)

Abstract

The aim of this study is the spatial prediction runoff using hydrometric and meteorological stations data. The research shows that usually there is a certain communication between the meteorological and hydrometric data of upstream basin and runoff rates in output basin. So, if can be extracted the rules related to historical data that recorded at stations, can be easily predicted runoff amount based on data measured. Accordingly, among the tools available, the fuzzy theory (with flexibility in developing fuzzy rules) can be provide the knowledge lies in the observed data to parameters prediction in real time. So, in this research the fuzzy inference system has been used for estimating runoff rates at stations located in the Taleghan river downstream using rain gage stations and hydrometric stations upstream. Because the inappropriate values associated with membership functions, the

1- Assist. Prof. of Civil Eng., Dept. of Eng., Shahrekord University, Shahrekord
(Corresponding Author) (+98 021) 55391429 mrtabari@eng.sku.ac.ir

2- Assist. Prof. of Irrigation and Drainage, Pardis Abu Rayhan, Tehran
University, Tehran

۱- استادیار گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه شهرکرد، (نویسنده
مسئول) ۵۵۳۹۱۴۹ (۰۲۱) mrtabari@eng.sku.ac.ir

۲- استادیار گروه مهندسی و آبیاری و زهکشی، پردیس ابرویحان، دانشگاه تهران، تهران

fuzzy system model can not provide correct value for the prediction. In this study, a combination of intelligence-based optimization algorithm and fuzzy theory developed to accelerate and improve modeling. The result of proposed model, optimum values to each membership function that related to dependent and independent variable extracted and based on it's the runoff rates in rivers downstream predicted. The results of this study were shown that the high accuracy of proposed model compared with fuzzy inference system. Also based on proposed model can be more accurately the rate of runoff estimated for future conditions.

Keywords: Fuzzy Inference System, Optimization, Particle Swarm Optimization, Runoff, Taleghan River.

۱- مقدمه

به طور کلی انتخاب یک روش مناسب به منظور مدل سازی یک سیستم، کاملاً بستگی به میزان پیچیدگی آن داشته و پیچیدگی نیز ارتباط معکوس با میزان شناخت از سیستم دارد. منطق فازی در برابر منطق کلاسیک به عنوان ابزاری توانمند برای حل مسائل ارائه شده است. منطق فازی یک راه حل مناسب برای ارتباط دادن فضای ورودی ها به فضای خروجی ها است. لذا سیستم های فازی را می توان به خوبی برای مدل سازی دو نوع اصلی عدم قطعیت در پدیده های موجود در طبیعت به کار برد: نوع اول، عدم قطعیت ناشی از ضعف دانش و ابزار بشری در شناخت پیچیدگی های یک پدیده است، نوع دوم عدم قطعیت مربوط به عدم صراحت و عدم شفافیت مرتبط با یک پدیده یا ویژگی خاص است. از طرفی علی رغم اینکه منطق فازی بر پایه ریاضیات پیشرفته و پیچیده قرار دارد اما روشی است که از لحاظ فهم، پیاده سازی و هزینه بسیار ساده و مناسب است [۱-۳].

تحقیقات صورت گرفته در زمینه استفاده از تئوری فازی نشان از پتانسیل بالای مدل های مبتنی بر قوانین فازی^۱ به منظور تصمیم گیری در سیستم های منابع آب دارد. اولین تحقیقات صورت گرفته در این زمینه کارهای زاده است که در سال ۱۹۶۵ ارائه گردیده است. این محقق مقادیر میانه ای را در بین مقادیر کاملاً درست و کاملاً غلط در نظر گرفته است. با استفاده از این روش می توان مسائل کمی را به نحوه مطلوبی مدل سازی نموده و به تصمیم گیران برای حل مسائلی که دارای عدم صراحت و عدم قطعیت هستند، کمک نمود [۴].

بردوسی و همکاران^۲ در سال ۱۹۹۵ حرکت آب در محیط های غیراشباع را با استفاده از روش قوانین فازی مدل سازی کرده اند. در این تحقیق از خروجی مدل عددی ریچارد به عنوان داده های آموزشی به منظور ساخت قوانین فازی استفاده شده است [۵]. بردوسی و دوکستین^۳ در سال ۱۹۹۵ با استفاده از سیستم فازی تطبیقی، سری زمانی نیاز آبی روزانه را در یکی از حوضه های آلمان مدل نموده اند. آنها با استفاده از قوانین فازی نیاز آبی آینده را

پیش بینی نموده اند. در این تحقیق از سه متغیر ورودی یعنی روزهای هفته، حداکثر درجه حرارت روزانه و شرایط عمومی آب و هوا در روزهای قبل، به منظور پیش بینی نیاز آبی آینده استفاده گردیده است [۶]. فوتتان و همکاران^۴ در سال ۱۹۹۷ از قوانین فازی به منظور حل مسائل چندهدفه با تابع هدف غیر صریح استفاده نموده اند. در این تحقیق اهداف بهره برداری به صورت شفاهی و محدودیتهای مرتبط با تابع هدف به صورت توابع عضویت فازی در نظر گرفته شده است [۷]. آبه و همکاران^۵ در سال ۲۰۰۰ از منطق فازی برای تخمین مقادیر بارش در ایستگاههایی که آمار بارش آنها مفقود شده است، استفاده نموده اند. در این تحقیق قوانین فازی با استفاده از داده های مشاهده شده قبلی به دست آمده اند. به منظور ارزیابی روش ارائه شده در این تحقیق، نتایج حاصل از منطق فازی با روشهایی همچون شبکه های عصبی و رگرسیون مصنوعی مقایسه گردیده است. نتایج این روش در مقایسه با سایر روشها دارای مجذور متوسط خطاهای کمتری بین مقادیر مشاهده ای و پیش بینی شده است [۸].

زینگ و همکاران^۶ در سال ۲۰۰۱ اقدام به توسعه مدل مرتبه اول سیستم فازی سوگنو- تاکاجی به منظور تهیه مدل پیش بینی بارش- رواناب نموده اند. بررسی های صورت گرفته نشان از سادگی و عملکرد بالای این مدل در مقایسه با سایر مدل ها همچون شبکه عصبی دارد [۹].

کوپیولا و همکاران^۷ در سال ۲۰۰۲ با استفاده از منطق فازی، میزان تغذیه آبخوان را با در نظر گرفتن پارامترهای بارش، رواناب و درجه حرارت پیش بینی نموده اند. در این مطالعه نتایج مدل فازی با مدل رگرسیون معمولی مورد مقایسه قرار گرفته است. نتایج نشان دهنده کارایی مدل فازی به دلیل در نظر گرفتن رفتار سیستم در مدل سازی در پیش بینی تغذیه آبخوان است [۱۰]. پیش بینی مقادیر نادر پارامترهای هیدرولوژیکی که در ایستگاههای هیدرومتری ثبت می شود، با استفاده از خوشه بندی فازی توسط لوچیتا^۸ و ماناتی^۹ در

⁴ Fontane et al.

⁵ ABEBE et al.

⁶ Xiong et al.

⁷ Coppola et al.

⁸ Luchetta

⁹ Manetti

¹ Fuzzy Rule Based Models (FRBM)

² Bárdossy et al

³ Duckstein

سال ۲۰۰۳ صورت پذیرفته است. نتایج این تحقیق مشابه کارهای قبل نشان از کارایی مناسب ابزار فازی به منظور پیش‌بینی نسبت به مدل شبکه عصبی دارد [۱۱].

سینگ^۱ در سال ۲۰۰۷ مدلی به منظور پیش‌بینی سری زمانی به صورت فازی ارائه نموده است. در این مدل پارامترهای مختلفی برای بالا بردن دقت پیش‌بینی سری زمانی در نظر گرفته شده است. نتایج مدل ارائه شده در مقایسه با سایر مدل‌های پیش‌بینی سری زمانی نشان دهنده کارایی بالای این روش در پیش‌بینی فازی سری زمانی است [۱۲].

وو^۲ و چاو^۳ در سال ۲۰۰۶ دو الگوریتم که عبارت از ترکیب الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی و سیستم فازی مبتنی بر شبکه عصبی هستند را به منظور پیش‌بینی رواناب رودخانه یانگ‌تسه مورد بررسی قرار داده‌اند. نتایج نشان می‌دهد که استفاده از الگوریتم‌های تلفیقی می‌تواند باعث افزایش دقت در پیش‌بینی گردد [۱۳-۱۴].

تاریان و کاشفی‌پور در سال ۲۰۰۷ کاربرد سیستم‌های فازی و شبکه عصبی را در پیش‌بینی سیلاب ورودی به مخزن سد مورد بررسی قرار داده‌اند. نتایج این محققان نشان می‌دهد که با استفاده از سیستم‌های فازی می‌توان سیلابهایی با دوره بیش از ۳ روز را پیش‌بینی نمود. در حالی که برای دوره‌های کوتاه‌تر لازم است از شبکه‌های عصبی استفاده شود [۱۵].

کوک و همکاران^۴ در سال ۲۰۱۰ به منظور مدل‌سازی و پیش‌بینی رواناب از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۵ استفاده نموده‌اند. در این تحقیق برای بالا بردن دقت آموزش و نتایج پیش‌بینی رواناب اقدام به استفاده از الگوریتم بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی^۶ برای بهینه نمودن بردارهای وزن شبکه عصبی گردیده است. نتایج نشان‌دهنده مطلوبیت بالای ساختار پیشنهاد شده در آموزش شبکه‌های عصبی برگشت به عقب به منظور پیش‌بینی رابطه بین بارش - رواناب است [۱۶]. مشابه این کار در سال ۲۰۰۶ توسط چاو و نیز انجام شده است [۱۷].

مطالعات صورت گرفته قبلی نشان از کارایی مناسب تئوری فازی در زمینه‌های مختلف منابع آب به خصوص پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی دارد. نکته قابل توجه در تمامی مطالعات، عدم استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی به منظور بهبود وضعیت کارکرد سیستم‌های فازی و استفاده از مدل‌های شبیه‌سازی نرم برای بالا بردن کارایی سیستم‌های فازی است که در این تحقیق سعی شد این مسئله به نحوه مطلوبی مورد بررسی قرار گیرد. به عبارت دیگر در

این تحقیق با هدف پیش‌بینی درست میزان رواناب در پایین دست حوضه با توجه به داده‌های بالادست، مدلی پیشنهاد شد که در آن با استفاده از الگوریتم فراکاوشی، سیستم شبیه‌سازی فازی بهبود یافته و بهترین قوانینی که می‌تواند نمایشگر ارتباط درست ورودی و خروجی سیستم هیدرولوژیکی باشد، استخراج شود.

۲- تئوری و ساختار مدل

در این تحقیق یک روش جدید برای پیش‌بینی هر چه دقیق‌تر رواناب با تلفیق مزایای تئوری فازی و الگوریتم PSO ارائه شد. مزایای استفاده از تئوری فازی در مقایسه با سایر مدل‌های پیش‌بینی‌کننده را می‌توان در پایین بودن زمان اجرا، آسان بودن استفاده از آن و قابلیت ارائه پیش‌بینی‌های مناسب دانست. در سیستم‌های فازی مهم‌ترین مسئله، تدوین قوانین فازی است. این قوانین در سیستم‌های ساده می‌توانند با استفاده از نظرات کارشناسان خبره تعیین شوند. در صورتی که در سیستم‌های پیچیده، تمامی قوانین را نمی‌توان به صورت مشخص فرموله کرد. این امر به دلیل عدم قطعیت‌های موجود در پارامترهای ورودی است. لذا در این سیستم‌ها نیاز به ابزارهای هوشمند است تا با استفاده از آن بتوان قوانین فازی نهفته در پارامترها را مشخص نمود. به منظور بهبود وضعیت مدل‌سازی ارائه شده و تعیین مقادیر بهینه مؤلفه‌های مرتبط با تابع عضویت متغیرهای مسئله، مدل بهینه‌سازی مبتنی بر هوش جمعی مدنظر قرار گرفت.

ساختار مدل فازی - بهینه‌سازی استفاده شده در این مطالعه را می‌توان به صورت شکل ۱ نشان داد. همان‌طور که در این شکل مشخص است ابتدا متغیرهای تصمیم مسئله که مقادیر شکل‌دهنده توابع عضویت پارامترهای مستقل و وابسته هستند به صورت تصادفی و با توجه به تعداد جمعیت در نظر گرفته شده برای مجموعه پرندگان، تولید می‌شوند. همچنین در این مرحله پارامترهای مورد نیاز مدل بهینه‌سازی که شامل ضرایب ثابت و حداکثر سرعت حرکت ذرات است به مدل معرفی می‌گردد. بر اساس توابع عضویت و قوانین مورد نظر که از داده‌های جمع‌آوری شده به دست می‌آید، سیستم استنتاج فازی^۷، ساخته شده و با توجه به آن، مقدار پارامتر خروجی (رواناب) برای هر ذره از مجموعه جمعیت اولیه تولید شده مورد شبیه‌سازی قرار می‌گیرد. در صورت مشخص شدن مقدار پارامتر شبیه‌سازی شده خروجی برای تمامی جمعیت اولیه تولید شده، بهترین مقادیر متغیرهای تصمیم که منجر به کمترین میزان خطای شبیه‌سازی گردیده‌اند ذخیره شده و پارامترهای الگوریتم PSO در این بخش که به عنوان تکرار اول مطرح هستند، مجدد

¹ Singh

² Wu

³ Chau

⁴ Kuok et al.

⁵ Artificial Neural Networks (ANNs)

⁶ Particle Swarm Optimization (PSO)

⁷ Fuzzy Inference System (FIS)

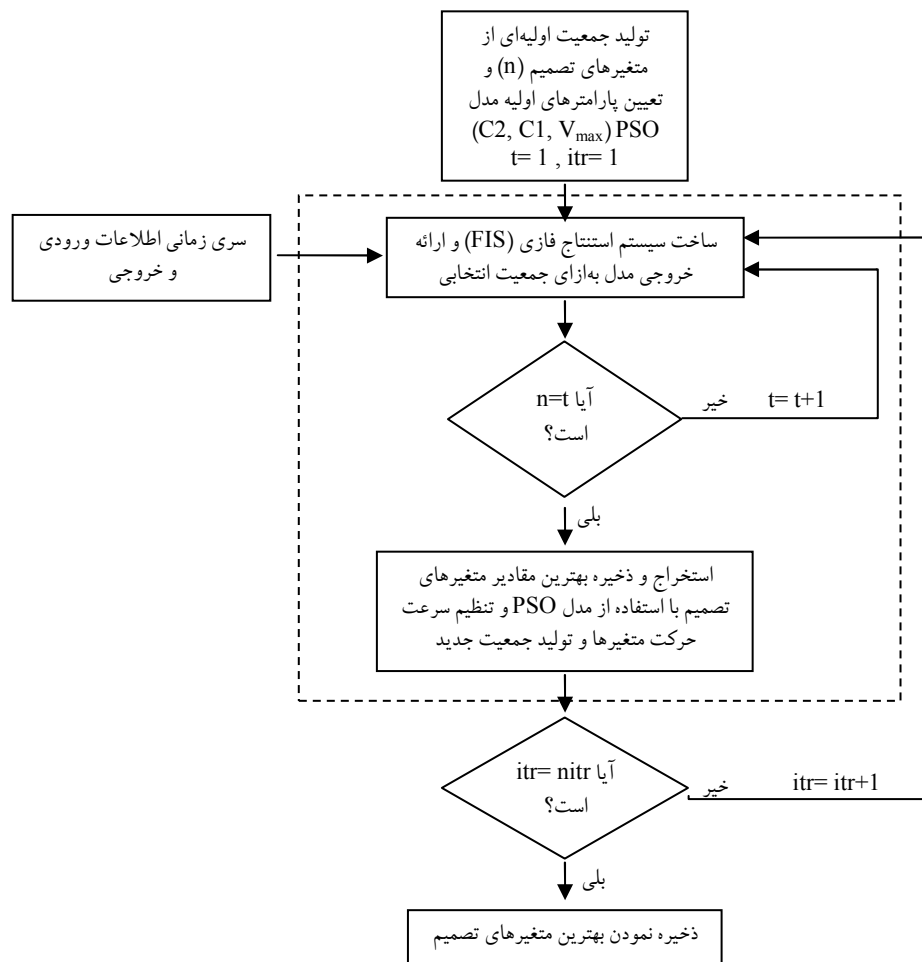
تنظیم می‌شود. سپس بر اساس پارامترهای تنظیم شده این الگوریتم، جمعیت جدید تولید شده و مشابه قبل با استفاده از سیستم استنتاج فازی، مقادیر پارامتر خروجی برای جمعیت جدید، مجدداً شبیه‌سازی می‌گردد. این روند تا دستیابی به مقادیر نزدیک به بهینه محلی ادامه می‌یابد. شرط توقف الگوریتم، عدم تغییر در بهترین جواب مشخص شده طی تکرارهای متوالی است. نمونه‌ای از کارایی این الگوریتم را می‌توان در ارائه دستورالعمل بهره‌برداری بهینه از ایستگاههای پمپاژ که توسط رجب‌پور و افشار ارائه شده است، یافت [۱۸].

۳- روش تحقیق و منطقه مورد مطالعه ۳-۱- سیستم استنتاج فازی استفاده شده

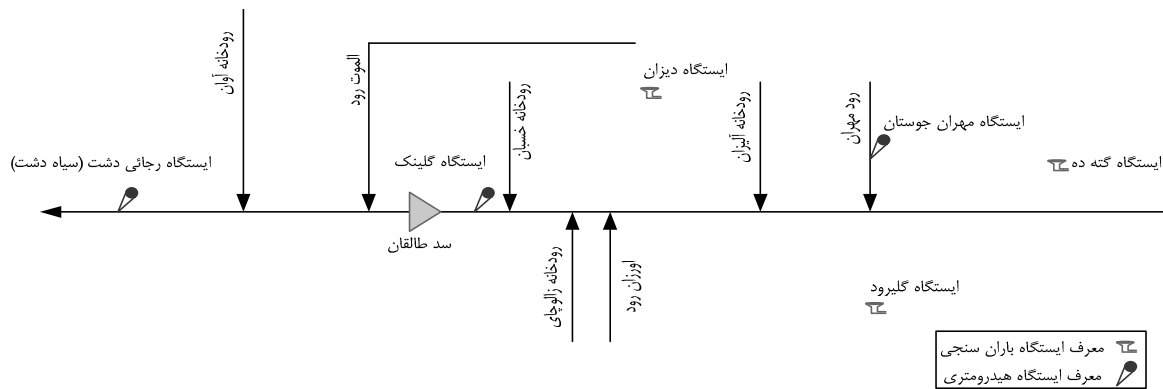
در این تحقیق از سیستم استنتاج فازی به‌منظور برآورد میزان رواناب رودخانه در ایستگاه هیدرومتری سیاه‌دشت، واقع در پایین دست رودخانه طالقان رود با استفاده از آمار اندازه‌گیری شده

روزانه (۶ سال از ۷۶ تا ۸۱) ایستگاههای باران‌سنجی گته‌ده، گلرود و دیزان و هیدرومتری گلینگ و مهران جوستان که در بالادست رودخانه واقع شده‌اند، استفاده شد (شکل ۲). نکته قابل توجه این است که اطلاعات مورد استفاده در این تحقیق مرتبط با سالهای قبل از بهره‌برداری از سد طالقان بوده و نمایش شماتیک موقعیت سد صرفاً به‌منظور شناخت بهتر منطقه است و لذا رواناب تولیدی در پایین دست کاملاً به‌صورت طبیعی بوده و متأثر از تنظیمات سد نیست.

در این مطالعه مشخصات سیستم فازی مورد استفاده عبارت بود از: نوع استلزام: ممدانی، تعداد ورودی مدل: ۵ عدد شامل اطلاعات ۳ ایستگاه باران‌سنجی و ۲ ایستگاه هیدرومتری، تعداد خروجی مدل: ۱ عدد شامل اطلاعات ایستگاه هیدرومتری سیاه‌دشت، تعداد توابع عضویت: ۵ عدد برای هر متغیر ورودی و خروجی، نوع توابع عضویت: دوزنقه‌ای و تعداد قوانین: ۵ عدد. به‌منظور مشخص شدن میزان وابستگی ۵ داده ورودی به میزان



شکل ۱- ساختار مدل فازی - بهینه‌سازی مورد استفاده در این مطالعه



شکل ۲- موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری و باران‌سنجی مورد استفاده در مدل فازی

متغیرهای ورودی برابر با ۵ بود و همچنین به منظور حفظ بهتر مشخصات سری داده شده و اعمال آن در سیستم استنتاج فازی تهیه شده، ۵ قانون از بین قوانینی که دارای تکرار بیشتری بودند، انتخاب گردید. روند استخراج قوانین برتر در این تحقیق در شکل ۳ ارائه شده است.

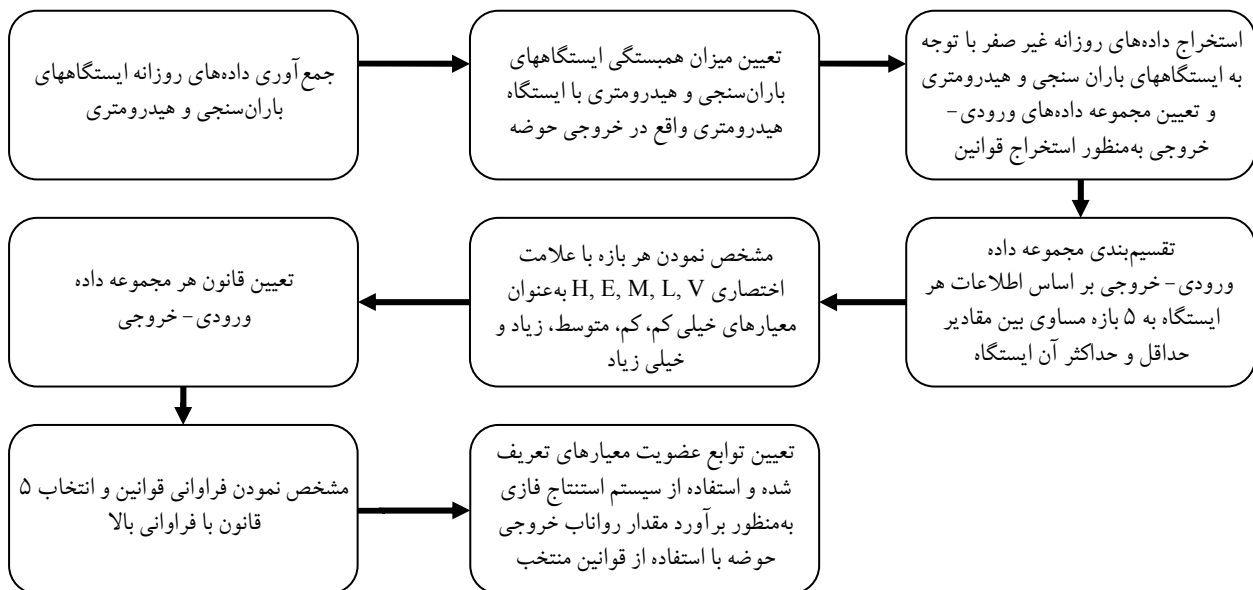
جدول ۱- میزان همبستگی متغیرهای ورودی با خروجی

نام ایستگاه	دیزان	گتده	گلیرو	گلینک	مهران جویستان
درجه تأخیر	۰/۰۸۹	۰/۰۸۰۵	۰/۰۵۳	۰/۸۷	۰/۷۳
۱	۰/۱۳	۰/۱۲	۰/۱	۰/۸۴	۰/۷۲
۲	۰/۱۵۸	۰/۱۷	۰/۱۳	۰/۸۱	۰/۷
۳	۰/۱۶	۰/۱۸	۰/۱۷	۰/۷۸	۰/۶۷

رواناب خروجی (ایستگاه سیاه‌دشت) از ضریب همبستگی^۱ بین هر یک از متغیرهای ورودی با متغیر خروجی استفاده شد. همچنین به منظور استخراج قوانین حاکم بر داده‌های بالا، تأخیرهای در نظر گرفته شده برای ایستگاه‌های هیدرومتری و باران‌سنجی به ترتیب برابر با صفر و سه روز بود (جدول ۱).

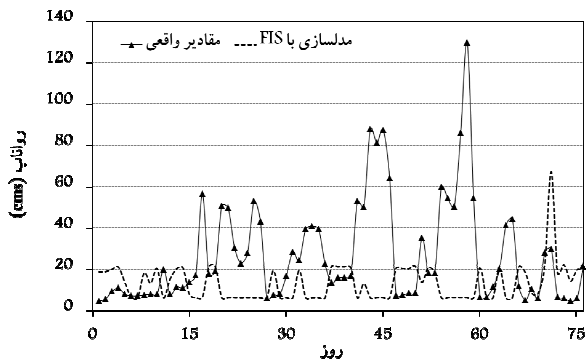
با توجه به داده‌های جمع‌آوری و در نظر گرفتن تأخیرهای بالا، تعداد داده‌هایی که به منظور استخراج قوانین مدنظر قرار گرفتند برابر با ۷۶ جفت اطلاعات ورودی - خروجی بود. با توجه به متوسط هر سری و تعیین محدوده‌های مورد نظر برای توابع عضویت، قانونی برای هر سری از داده‌ها (۷۶ سری) مشخص می‌شود. سپس قوانینی که بیشترین فراوانی را در بین سری‌ها دارند، انتخاب می‌شوند. در این تحقیق به دلیل اینکه تعداد

¹ Correlation Coefficient

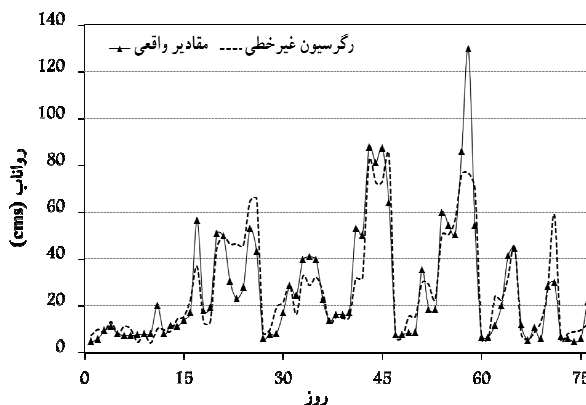


شکل ۳- روند پیش‌بینی رواناب خروجی حوضه با استفاده از سیستم استنتاج فازی

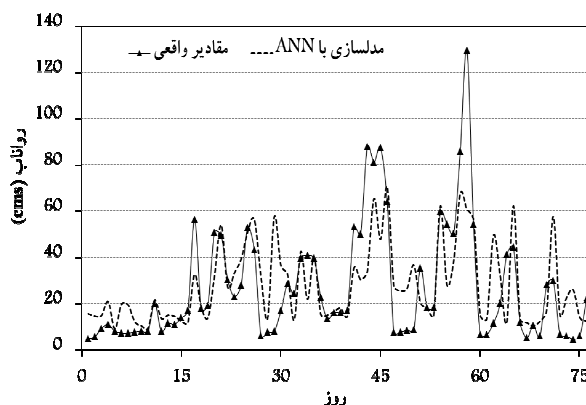
تشریح گردید. در واقع بر اساس ساختار پیشنهادی می توان کارایی مدل فازی را با تدوین قوانینی که بیانگر رفتار سیستم مورد نظر باشد، افزایش داد. این روند برای سایر مدل های شبیه سازی نیز قابل اعمال است.



شکل ۴- مقایسه مقادیر مدل سازی با استفاده از سیستم استنتاج فازی با مقادیر واقعی



شکل ۵- مقایسه مقادیر مدل سازی با استفاده از رگرسیون غیرخطی با مقادیر واقعی



شکل ۶- مقایسه مقادیر مدل سازی با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی با مقادیر واقعی

قوانین استخراج شده با استفاده از داده های اولیه به صورت زیر است

ELLVLV (And)
LMELLV (And)
VVELLM (And)
MVMLVL (And)
EMLHHH (And)

در این بخش با توجه به قوانین استخراج شده و توابع عضویت تعریف شده می توان با استفاده از سیستم استنتاج فازی، مقدار رواناب در ایستگاه سیاه دشت را با استفاده از اطلاعات ایستگاههای باران سنجی و هیدرومتری بالادست به دست آورد و سپس مطابق شکل ۴ این مقادیر محاسبه شده توسط مدل فازی را با مقادیر واقعی اندازه گیری شده، مقایسه نمود. به منظور مقایسه نتایج شبیه سازی با استفاده از مدل فازی با سایر روشهای متداول موجود، اقدام به بررسی نتایج با استفاده از مدل های رگرسیون غیرخطی^۱، شبکه های عصبی مصنوعی و سیستم شبکه عصبی- فازی^۲ گردید. به منظور آشنایی با مدل های استفاده شده می توان به راهنمای نرم افزار مطلب نسخه R2010a مراجعه نمود. از مقایسه نتایج به دست آمده از مدل های مختلف می توان دریافت که تنها مدل رگرسیون غیرخطی با رابطه زیر نسبت به سایر روشها از دقت نسبتاً بالاتری برخوردار است

$$y = 0.49 x_1^{0.78} + 3.81 x_2^{0.22} - 53.9 x_3^{0.0015} + 35.88 x_4^{0.29} + 0.00046 x_5^{4.9} \quad (1)$$

که در این رابطه

y معرف میزان رواناب در ایستگاه سیاه دشت و X_1 تا X_5 بیانگر اطلاعات ایستگاههای هیدرومتری و باران سنجی دیزان، گلینک، گته ده، گلیرورد و مهران جوستان هستند.

همان طور که در شکل ۵ تا ۷ نشان داده شده است مدل های تهیه شده نمی توانند به خوبی بیانگر رواناب در ایستگاه سیاه دشت باشند و این عدم دقت را می توان در نامناسب بودن قوانین تدوین شده و توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای ورودی و خروجی برای مدل های فازی و ناکافی بودن اطلاعات موجود به منظور آموزش، عدم تنظیم صحیح بردارهای وزن و بایس در مدل شبکه عصبی دانست. لذا در این تحقیق روشی به منظور بهبود عملکرد مدل های شبیه سازی موجود ارائه شد که به عنوان نمونه در این بخش ساختار روش پیشنهادی که بر روی مدل فازی اعمال شده است

¹ Non-Linear Regression (NLR)

² Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)

پارامترهای مرتبط با هر تابع عضویت به صورت اعداد بین صفر تا یک، پارامتر نشان دهنده نحوه ترکیب توابع عضویت هر قانون به صورت اعداد ۱ تا ۵ یعنی با توجه به تعریف هر قانون، هر متغیر می تواند یکی از ۵ تابع عضویت را اختیار نماید و پارامتر نشانگر نحوه ارتباط توابع عضویت مرتبط با هر قانون به صورت اعداد ۱ و ۲ که ۱ نشان دهنده ارتباط And و ۲ نمایشگر ارتباط Or است.

بنابراین مقادیری که برای متغیرهای تصمیم (در قالب ذره) در الگوریتم بهینه سازی تولید می شوند باید حاوی ۲۴ عدد اعشاری بین صفر تا یک، ۳۰ عدد صحیح با مقادیر ۱ یا ۲ یا ۳ یا ۴ یا ۵ و ۵ عدد صحیح با مقادیر ۱ یا ۲ باشند.

تابع هدف در این مدل بهینه سازی، حداقل نمودن مجذور متوسط مربعات خطای^۱ داده های مشاهده ای با مقادیر شبیه سازی شده است. لازم به ذکر است معیار خطای انتخاب شده می تواند متفاوت باشد که تأثیر زیادی در جوابهای بهینه نخواهد داشت.

تابع هدف:

$$Z = \text{Minimize} \left(\sqrt{\frac{(y_s - y_r)^2}{n}} \right) \quad (2)$$

محدودیتها:

$$y_r = I_6 \quad (3)$$

$$y_s = \frac{\int \mu_{B^r}(z) dz}{\int \mu_{B^r}(z) dz} \quad (4)$$

$$\mu_{B^r} = \max_r \left[R^r \left[\mu_{A_{1S_1}^r}(I_1), \mu_{A_{2S_2}^r}(I_2), \mu_{A_{3S_3}^r}(I_3), \mu_{A_{4S_4}^r}(I_4), \mu_{A_{5S_5}^r}(I_5) \right] \right] \quad (5)$$

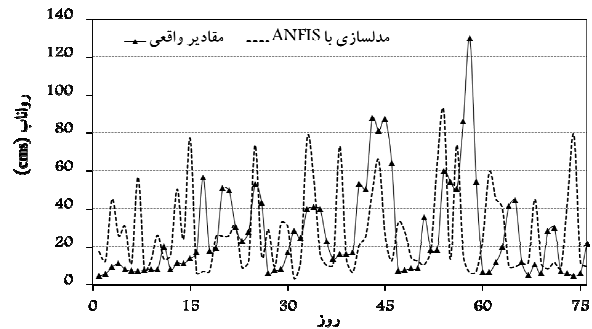
$$\mu_{A_{is}^r}(I_i) = (a_{A_{is}^r}, b_{A_{is}^r}, c_{A_{is}^r}, d_{A_{is}^r}), \quad i = 1,2,3,4,5,6, \quad r = 1,2,3,4,5, \quad s = 1,2,3,4,5 \quad (6)$$

$$a_{A_{is}^r} = \begin{cases} \min(I_i), & \text{if } s=1 \\ d_{A_{i(s-1)}^r}, & \text{otherwise} \end{cases}, \quad s = 1,2,3,4,5 \quad (7)$$

$$d_{A_{is}^r} = \begin{cases} \max(I_i), & \text{if } s=5 \\ x_{is}^{MF} \times (\max(I_i) - \min(I_i)) + a_{A_{is}^r}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

$$b_{A_{is}^r} = (d_{A_{is}^r} - a_{A_{is}^r}) / 3 + a_{A_{is}^r} \quad (9)$$

¹ Root Mean Square Error (RMSE)



شکل ۷- مقایسه مقادیر مدل سازی با استفاده از سیستم شبکه عصبی- فازی با مقادیر واقعی

نکته ای که در این بخش باید به آن توجه شود این است که روش ارائه شده در این تحقیق به عنوان یک متدولوژی کارا قابلیت استفاده در سایر مدل های شبیه سازی را دارد و با توجه به اینکه هر یک از این مدل های شبیه سازی دارای زیرساخت پارامتری متفاوتی از هم هستند، لذا امکان تغییر نمودن مقادیر پارامترها و جوابهای بهینه وجود دارد. بنابراین لازم است در استفاده از این روش ابتدا مدل شبیه سازی مناسب با مطالعه مورد نظر انتخاب و سپس به منظور بهبود عملکرد آن از الگوریتم پیشنهادی استفاده شود.

۳-۲- ساختار مدل پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم PSO

همان طور که گفته شد و از ملاحظه شکل ۵ قابل استنباط است، مدل استنتاج فازی توانسته رفتار واقعی سیستم را نشان دهد. برای افزایش کارایی مدل فازی و تدوین قوانینی که بیانگر رفتار سیستم مورد نظر باشد، از الگوریتم PSO استفاده شد. در این تحقیق با توجه به اینکه بازه تغییرات توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی و همچنین قوانین حاکم بر این سری های زمانی به طور دقیق مشخص نبودند، لذا لازم بود مقدار بهینه آنها به گونه ای تعیین شود تا مقادیر شبیه سازی شده توسط مدل فازی تطابق مناسبی با مقادیر واقعی اندازه گیری شده داشته باشند. بنابراین متغیرهای تصمیم این مسئله عبارت بودند از: مقدار کران های بالا، میان و پایین توابع عضویت مرتبط با هر متغیر، نوع قوانین حاکم بر سری زمانی و نحوه ترکیب توابع عضویت در قانون. لذا تعداد کل متغیرهای تصمیم (مجهولات) در نظر گرفته شده در این مدل برابر بود با: ۲۴ عدد برای توابع عضویت که با توجه به ۵ متغیر ورودی و ۱ متغیر خروجی، در مجموع ۶ متغیر بود که هر یک شامل یک تابع عضویت با ۴ پارامتر بود، ۳۰ عدد برای مشخص نمودن نحوه ترکیب ۵ تابع عضویت به کار گرفته شده برای متغیرها (۶ متغیر) در هر قانون و ۵ عدد برای نشان دادن نوع ارتباط AND و یا OR در هر قانون. به عبارت دیگر هر ذره مرتبط با الگوریتم PSO که حاوی متغیرهای تصمیم است از بخشهای زیر تشکیل شده است:

۵) متغیر ورودی و ۱ متغیر خروجی به منظور پیش‌بینی رواناب مورد توجه قرار گرفته است) و r تعداد تابع عضویت برای هر متغیر ورودی و خروجی است.

به منظور شناخت بهتر توابع ارائه شده در مدل بالا، توضیحات مرتبط با هر رابطه ارائه می‌گردد. تابع هدف مدل تدوین شده، حداقل نمودن میزان خطای RMSE مقادیر شبیه‌سازی با استفاده از سیستم استنتاج فازی و مقادیر واقعی است (رابطه ۶).
با استفاده از ماتریس مقادیر ورودی - خروجی اندازه‌گیری شده (رابطه ۷) و مؤلفه‌های سیستم استنتاج فازی اقدام به توسعه مدل فازی - بهینه‌سازی گردید.

رابطه ۸ مقدار خروجی شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل FIS را که بر اساس استلزام ممدانی عمل می‌نماید، نشان می‌دهد که به منظور تبدیل آن به حالت غیرفازی از روش مرکز سطح که رایج‌ترین روش تبدیل کمیت فازی به کمیت کلاسیک است، استفاده شده است.

رابطه ۹ نشان‌دهنده استلزام ممدانی بوده که بر اساس توابع عضویت متغیرهای ورودی و نوع عملگر مورد استفاده، می‌توان تابع عضویت پارامتر خروجی را بر پایه قوانین مشخص شده به دست آورد.

با توجه به متغیرهای تصمیم معرفی شده در این مطالعه، مقادیر مرتبط با تابع عضویت دوزنقه‌ای هر یک از متغیرهای ورودی و خروجی توسط روابط ۱۰ تا ۱۴ به مدل معرفی شد. در رابطه ۱۰ مقدار تابع عضویت دوزنقه‌ای هر متغیر که با استفاده از ۴ عدد نمایش داده می‌شود، مشخص می‌شود که بر پایه آن می‌توان به‌ازای هر مقدار ورودی به این تابع عضویت، درجه تعلق آن را تعیین نمود. از آنجا که برای هر متغیر ۵ تابع عضویت در نظر گرفته شد لذا لازم است با توجه به متغیرهای تصمیم مسئله، مقادیر متناسب با توابع عضویت هر متغیر به منظور استفاده در مدل FIS تعیین گردد (روابط ۱۱ تا ۱۴).

همان‌طور که در رابطه ۱۵ نشان داده شده است یکی از متغیرهای تصمیم، کران‌های توابع عضویت متغیرهاست که به صورت ماتریس ۶ سطر برای ۶ متغیر و ۴ ستون برای ۴ کران تابع عضویت دوزنقه‌ای ارائه شده است. متغیر دیگر، نحوه ترکیب تابع عضویت متغیرها است که با توجه به ۶ قانون در نظر گرفته شده برای این مطالعه، ماتریس رابطه ۱۶ دارای ۶ سطر برای ۶ قانون و ۶ ستون برای ۶ متغیر است. منظور از نحوه ترکیب تابع عضویت این است که برای هر متغیر ۵ نوع تابع عضویت شامل مقدار متغیر (دبی یا بارش) در صورتی که خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد باشد، در نظر گرفته شد. از آنجا که در سیستم استنتاج فازی لازم است متغیرهای ورودی با عملگری به هم مرتبط شوند لذا نوع

$$c_{A_{is}^r} = 2 \times (d_{A_{is}^r} - a_{A_{is}^r}) / 3 + a_{A_{is}^r} \quad (10)$$

$$X_{is}^{MF} = \begin{bmatrix} X(1,2,3,4) \\ X(5,6,7,8) \\ X(9,10,11,12) \\ X(13,14,15,16) \\ X(17,18,19,20) \\ X(21,22,23,24) \end{bmatrix} \quad (11)$$

$$S_{ri} = \begin{bmatrix} X(25, \dots, 30) \\ X(31, \dots, 36) \\ X(37, \dots, 42) \\ X(43, \dots, 48) \\ X(49, \dots, 54) \end{bmatrix} \quad (12)$$

$$R^r = \begin{cases} \min & , \text{ if } x_i^{\text{Con}} = 0 \\ \max & , \text{ if } x_i^{\text{Con}} = 1 \end{cases} \quad (13)$$

$$X_i^{\text{Con}} = X(55,56, \dots, 59) \quad (14)$$

که در این روابط

y_s مقدار متغیر خروجی پیش‌بینی شده با استفاده از سیستم استنتاج فازی، y_r مقدار متغیر خروجی اندازه‌گیری شده، $\mu_{B^r}(Z)$ مقادیر درجه عضویت متغیر خروجی برای قانون r ام که با استفاده از استلزام ممدانی به دست آمده است، R^r مشخص‌کننده نوع عملگر ارتباطی بین ورودی‌ها (نوع عملگر ارتباطی می‌تواند "یا" و "و" باشد)، $\mu_{A_{is_{ri}}^r}(I_i)$ مقدار درجه عضویت به‌ازای ورود متغیر I_i ام در تابع عضویت S_{ri} ام متغیر i از قانون r ام، $a_{A_{is}^r}, b_{A_{is}^r}, c_{A_{is}^r}, d_{A_{is}^r}$ کران‌های بالا، میان و پایین s امین توابع عضویت مرتبط با متغیر i ام در قانون r ام، i تعداد متغیرهای ورودی و خروجی در نظر گرفته شده در سیستم استنتاج فازی، r تعداد قوانین مورد استفاده در سیستم استنتاج فازی، s تعداد تابع عضویت برای هر متغیر ورودی و خروجی، X_{is}^{MF} مقدار متغیر تصمیم بیان‌کننده s امین تابع عضویت مرتبط با متغیر i ام، S_{ri} مشخص‌کننده تابع عضویت متغیر i ام در قانون r ام، n تعداد مجموعه ورودی - خروجی اندازه‌گیری شده مورد استفاده، s تعداد تابع عضویت برای هر متغیر، اعم از ورودی و خروجی، X_i^{Con} مقدار متغیر تصمیم بیان‌کننده نوع ارتباط متغیرهای ورودی و خروجی، X ماتریسی شامل متغیرهای تصمیم، اعم از قوانین فازی، مقادیر توابع عضویت و نوع ارتباط بین تابع عضویت متغیرها، I_i ماتریسی مشتمل بر سری زمانی متغیر i ام اندازه‌گیری شده، i تعداد متغیرهای ورودی و خروجی مورد استفاده در سیستم استنتاج فازی

ایستگاه گلرود زیاد و رواناب در ایستگاه مهران جویستان زیاد باشد، رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت زیاد خواهد بود. پارامتر داخل پراتر برای هر قانون ارائه شده نشان‌دهنده نوع ارتباط منطقی بین متغیرهای ورودی است. شکل ۸ نحوه تعیین میزان رواناب خروجی را در ایستگاه سیاه‌دشت نشان می‌دهد. مطابق این شکل به منظور تعیین مقدار رواناب لازم است ابتدا آمار مرتبط با ایستگاههای هیدرومتری و باران‌سنجی بالادست رودخانه ثبت گردد. سپس مقادیر اندازه‌گیری شده (ورودی‌های سیستم) وارد توابع عضویت هر یک از قوانین می‌شود. در این حالت ممکن است یک ورودی وارد تابع عضویت بخشی از قوانین شده و به‌ازای تابع عضویت برخی از قوانین نتوان درجه تعلق خاصی را برای آن در نظر گرفت. این وضعیت را می‌توان در ورودی سوم شکل ۸ مشاهده نمود که این ورودی تنها در قواعد اول و دوم دارای درجه تعلق است. به عبارت دیگر مقدار این ورودی تأثیری در خروجی قواعد ۳، ۴ و ۵ نخواهد داشت. در مرحله دیگری از این مدل، درجه تعلقهای استخراج شده مرتبط با هر متغیر، در هر قانون بر اساس نوع عملگر پیشنهاد شده توسط الگوریتم بهینه‌سازی با هم ترکیب شده و خروجی هر قانون را مشخص می‌نمایند. سپس بر اساس استلزام ممدانی، خروجی قوانین با هم ترکیب می‌شود. نحوه ترکیب به این

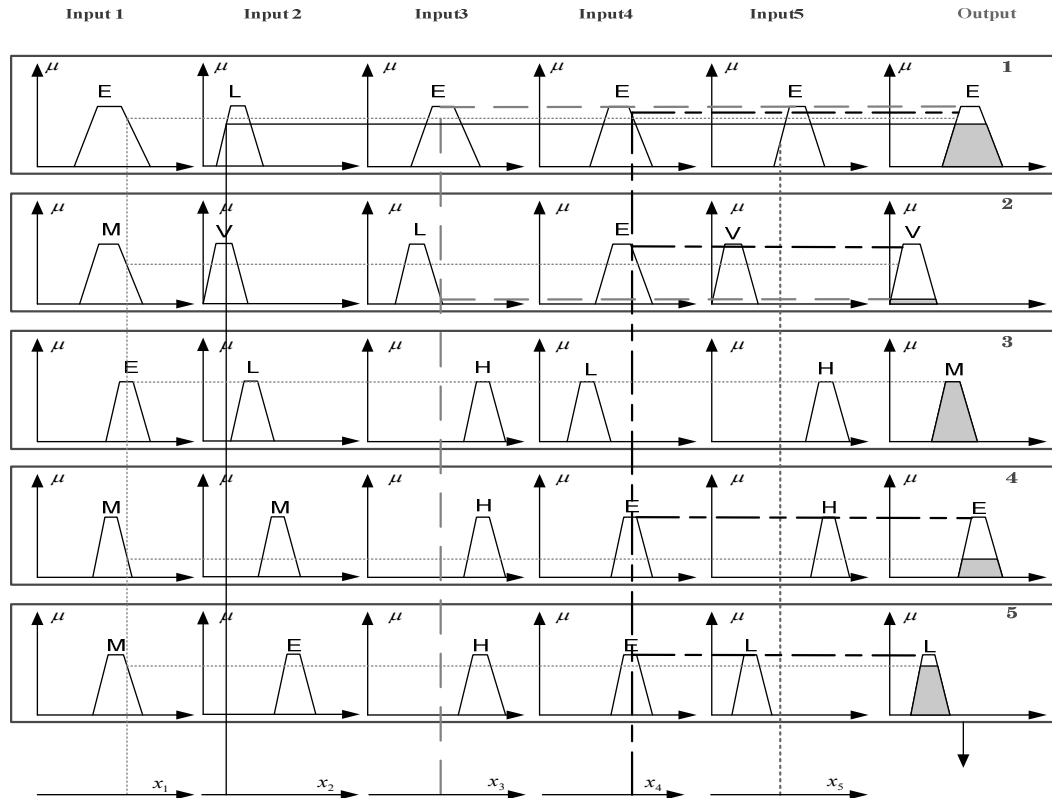
عملگر که "Or" و "and" است توسط متغیر تصمیم رابطه ۱۶ تعیین می‌شود. اگر عملگر "Or" باشد در استلزام ممدانی از روش min و در غیر این صورت از روش max به منظور ارتباط دادن بین متغیرهای ورودی استفاده می‌شود (رابطه ۱۷).

همچنین به منظور استخراج مقدار خروجی سیستم لازم است نحوه ارتباط بین قوانین تعریف گردد که در قالب متغیرهای تصمیم رابطه ۱۸ است.

با اجرای ساختار پیشنهادی توسط مدل بهینه‌سازی PSO می‌توان مقادیر بهینه متغیرهای تصمیم را به دست آورد. بر اساس نتایج حاصل از مدل پیشنهادی می‌توان رواناب در پایین دست رودخانه را با دقت قابل قبولی شبیه‌سازی نمود. مقادیر قوانین بهینه شده با استفاده از مدل PSO به صورت زیر است. در این قوانین کلمات اختصاری V, L, M, E, H در توابع عضویت نشان‌دهنده معیار خیلی کم، کم، متوسط، زیاد و خیلی زیاد هستند:

ELEEEE (And)
 MVLEVV (Or)
 ELHLHM (Or)
 MMHEHE (Or)
 MEHELL (And)

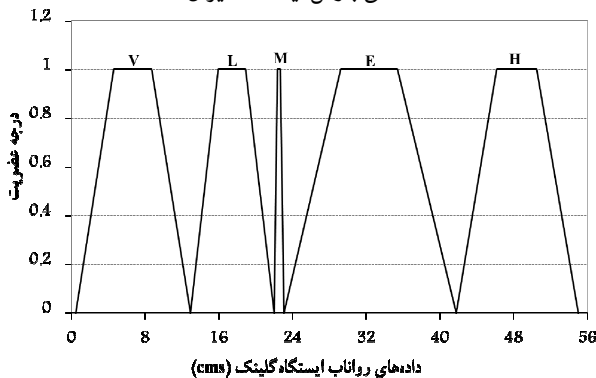
مفهوم قوانین به دست آمده بالا به این صورت است که به عنوان نمونه برای قانون اول: اگر بارش در ایستگاه دیزان زیاد، رواناب در ایستگاه گلینگ خیلی کم، بارش در ایستگاه گنده‌ده زیاد، بارش در



شکل ۸- نحوه تعیین میزان رواناب ایستگاه سیاه‌دشت از روی داده‌های ایستگاه باران‌سنجی و هیدرومتری

شکل ۹- تابع عضویت بهینه شده با استفاده از مدل PSO مرتبط با

داده‌های بارش ایستگاه دیزان



شکل ۱۰- تابع عضویت بهینه شده با استفاده از مدل PSO مرتبط با

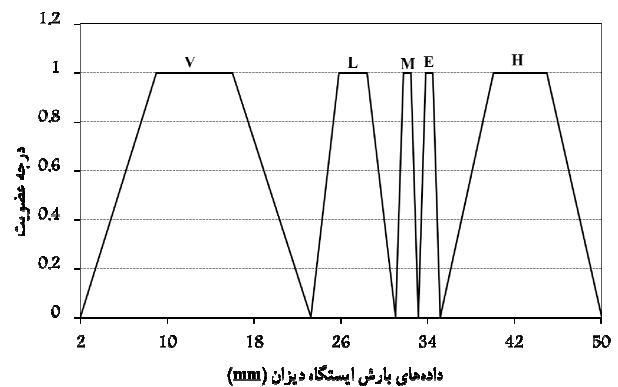
داده‌های رواناب ایستگاه گلینگ

زیاد، رواناب در ایستگاه گلینگ خیلی کم، بارش در ایستگاه گته‌ده زیاد، بارش در ایستگاه گلیرود زیاد و رواناب در ایستگاه مهران جویستان زیاد باشد رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت زیاد خواهد بود، لازم است از توابع عضویت E, L, E, E, E به ترتیب برای ایستگاه‌های دیزان، گلینگ، گته‌ده، گلیرود و مهران جویستان استفاده شود. بنابراین اگر مقدار ۱۵ میلی‌متر بارش در ایستگاه دیزان وارد تابع عضویت بهینه E شود، مقدار خروجی تابع عضویت برابر با صفر خواهد شد. به همین ترتیب این کار برای سایر ورودی‌ها انجام می‌شود. سپس با توجه به نوع ارتباط بین ورودی‌ها در قانون اول (که And است)، کمترین و یا بیشترین میزان خروجی از توابع عضویت ورودی‌ها به دست می‌آید. به دلیل اینکه در قانون اول نحوه ارتباط ورودی‌ها با And مشخص شده است لذا کمترین میزان مرتبط با خروجی توابع عضویت ورودی‌ها، وارد تابع عضویت بهینه خروجی قانون اول (E) می‌شود.

به همین ترتیب مقادیر عددی مورد اشاره وارد قانون دوم، سوم، چهارم و پنجم شده و بر اساس نوع ارتباطی که برای هر قانون تعریف شده است، مقادیر خروجی متناظر با آن به دست می‌آید. در مرحله آخر به‌ازای مقادیر مختلف رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت با توجه به بازه تغییرات رواناب در این ایستگاه، بیشترین مقدار خروجی از بین خروجی‌های حاصل شده از هر قانون، انتخاب و به عنوان تکمیل‌کننده تابع عضویت نهایی سیستم در نظر گرفته می‌شود. این کار برای تمامی مقادیر خروجی انجام و تابع عضویت متناظر با آن که ممکن است از اشکال منظم تابع عضویت (مثلی و دوزنقه‌ای و غیره) باشد، حاصل می‌شود. این عدد فازی به دست آمده که به صورت تابع عضویت نامنظم است بیانگر خروجی سیستم در نتیجه ورودی‌های داده شده است. حال اگر عدد کلاسیک این

صورت است که بیشینه مقدار تابع عضویت مرتبط با خروجی هر قانون، برای هر بازه مورد نظر محاسبه شده و به عنوان درجه تعلق خروجی سیستم برای آن بازه منظور می‌شود. این روند تا تکمیل تابع عضویت خروجی سیستم با توجه به بازه تغییرات خروجی هر یک از قوانین ادامه می‌یابد. پس از این مرحله، خروجی نهایی سیستم که همان مقدار رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت است، به صورت فازی به دست می‌آید. به منظور ارائه این مقدار به صورت عدد کلاسیک لازم است از روش‌های غیرفازی‌ساز مانند مرکز سطح استفاده نمود. به منظور آگاهی از پارامترهای مرتبط با توابع عضویت بهینه متغیرهای ورودی و خروجی که توسط مدل بهینه‌سازی PSO به دست آمده است شکل‌های ۹ و ۱۰ ارائه شده است. مطابق این شکل‌ها بازه بهینه تغییرات هر یک از توابع عضویت مرتبط با هر پارامتر که منجر به شبیه‌سازی با دقت بالاتر می‌شود، مشخص شده است. با توجه به نتایج ارائه شده می‌توان دریافت که مدل فازی به تنهایی قادر به شناسایی قوانین و رفتار سیستم نبوده و نیاز به بهبود پارامترهای آن با استفاده از مدل بهینه‌سازی است. همچنین از قوانین بهینه به دست آمده مشخص می‌شود که داده‌های ایستگاه هیدرومتری مهران جویستان تأثیر بسیار زیادی در پیش‌بینی میزان رواناب روزانه ایستگاه سیاه‌دشت دارد.

مطابق توضیح ارائه شده برای شکل ۸ می‌توان بر اساس توابع عضویت بهینه به دست آمده (شکل‌های ۹ و ۱۰) اقدام به استخراج مقدار خروجی (رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت) نمود. به عنوان نمونه اگر میزان بارش در ایستگاه‌های دیزان، گلیرود و گته‌ده به ترتیب برابر با ۱۵، ۴/۳ و ۱۱ میلی‌متر و همچنین میزان رواناب اندازه‌گیری شده در ایستگاه‌های مهران جویستان و گلینگ به ترتیب برابر با ۰/۶۲ و ۱ مترمکعب در ثانیه در نظر گرفته شود، بر اساس قوانین بهینه پیشنهادی توسط مدل می‌توان مقدار خروجی (رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت) را برای هر قانون مورد محاسبه قرار داد. برای این منظور مطابق قانون اول "اگر بارش در ایستگاه دیزان



عبارت‌اند از: شاخص توافق بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی^۱، شاخص متوسط قدرمطلق خطاها^۲، شاخص مجذور میانگین مربعات خطاها^۳ و شاخص کارایی سیستم^۴.

$$IOA = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (X_{mi} - X_{ci})^2}{\sum_{i=1}^n (|X_{mi} - \bar{X}_m| + |X_{ci} - \bar{X}_m|)^2} \quad (15)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |X_{mi} - X_{ci}|}{n} \quad (16)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{mi} - X_{ci})^2}{n}} \quad (17)$$

$$EFF = \frac{\left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{ci} - \bar{X}_m)^2}{n}} \right)^2}{\left(\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{mi} - \bar{X}_m)^2}{n}} \right)^2} \quad (18)$$

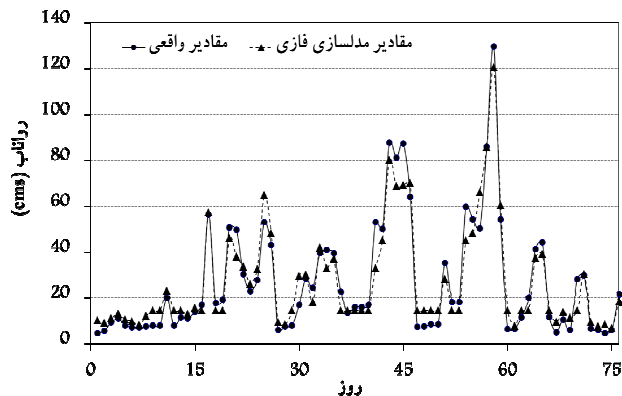
که در این روابط

متغیرهای X_{ci} و X_{mi} به ترتیب مقدار اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده و \bar{X}_m متوسط مقادیر اندازه‌گیری شده است. نحوه ارزیابی مدل‌ها بر اساس این شاخصها به این صورت است که هر چه شاخصهای IOA و EFF به ۱ و سایر شاخصها به صفر نزدیک‌تر باشند آن مدل از مطلوبیت بالاتری برخوردار است. با استفاده از شاخصهای خطا و محاسبه آن برای ۴ مدل شبیه‌سازی و مدل پیشنهادی، می‌توان مقادیر این شاخصها را در قالب جدول ۲ ارائه نمود. بررسی این جدول برتری مدل پیشنهادی با توجه به شاخصهای محاسبه شده را نشان می‌دهد.

- ¹ Index of Agreement (IOA)
- ² Mean Absolute Error (MAE)
- ³ Root Mean Square Error (RMSE)
- ⁴ Efficiency (EFF)

خروجی مدنظر باشد لازم است با استفاده از یکی از روشهای غیرفازی‌ساز مانند روش مرکز سطح، مقدار معادل عدد فازی به دست آمده را به صورت عدد کلاسیک استخراج نمود. این عمل برای تمامی داده‌های مشاهده‌ای تکرار شده و خروجی سیستم، قابل مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده است.

با اعمال مقادیر بهینه توابع عضویت و استفاده از مدل FIS، مقدار رواناب شبیه‌سازی در ایستگاه سیاه‌دشت به دست آمده که با ترسیم آن در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری می‌توان دقت روش ارائه شده در این تحقیق را مورد ارزیابی قرار داد (شکل ۱۱). همان‌طور که در این شکل نشان داده شده است مدل بهینه‌سازی به خوبی توانسته جوابهایی را ارائه نماید که به‌زای آنها، مقادیر رواناب شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل فازی از دقت قابل قبولی برخوردار باشد.



شکل ۱۱- مقایسه مقادیر رواناب اندازه‌گیری شده با مقادیر مدل‌سازی شده با استفاده از FIS (با استفاده از مدل بهینه‌سازی PSO)

به منظور ارزیابی کارایی و برتری ساختار تدوین شده از ۴ شاخص خطا که عمومیت بیشتری داشته، استفاده گردید که

جدول ۲- مقایسه شاخصهای خطای مرتبط با مدل‌سازی با روشهای مختلف

شاخص خطا					نام مدل
EFF	IOA	MAE	RMSE	MSE	
۰/۴۲۷	۰/۲۹۴	۱۳/۴۸	۳۲/۴۶	۱۰۵۳/۷	FIS
۰/۷۹۴۴	۰/۴۲۲۳	۰/۲۷۴۴	۳۲/۳۸	۱۰۴۸/۲	ANFIS
۰/۴۶۹۲	۰/۷۹۵۱	۰/۹۴۱۸	۱۷/۹۸	۳۲۳/۵۴	ANN
۰/۸	۰/۹۴۱۶	۵/۹۵×۱۰ ^{-۶}	۱۱/۰۸	۱۲۲/۸۲	NLR
۰/۸۱	۰/۹۷۹۷	۰/۰۴۱۴	۶/۶۷	۴۴/۴۳	مدل پیشنهادی (PSOFIS)

۴- بحث

همان طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود، داده‌های ایستگاههای هیدرومتری با تأخیر صفر و داده‌های ایستگاههای باران‌سنجی با تأخیر ۳ روز میزان همبستگی خود را با رواناب خروجی نشان می‌دهند.

همان طور که در شکل ۴ نشان داده شده است مدل فازی تهیه شده نمی‌تواند به خوبی بیانگر رواناب در ایستگاه سیاه‌دشت باشد و این عدم دقت ناشی از نامناسب بودن قوانین تدوین شده و توابع عضویت در نظر گرفته شده برای متغیرهای ورودی و خروجی است. همچنین این شکل نشان می‌دهد که مدل فازی به تنهایی قادر به شناسایی قوانین و رفتار سیستم نبوده و نیاز به بهبود پارامترهای آن با استفاده از مدل بهینه‌سازی است.

همان طور که از شکل ۱۱ قابل استنباط است، مدل تلفیق استنباط فازی و بهینه‌سازی PSO به خوبی توانسته‌اند جوابهایی را ارائه نمایند که به‌ازای آنها مقادیر رواناب شبیه‌سازی شده با استفاده از مدل فازی از دقت قابل قبولی برخوردار باشد. پارامترهای بهینه شده مرتبط با توابع عضویت متغیرهای ورودی و خروجی که توسط مدل بهینه‌سازی PSO به دست آمده است نشان از تغییرات نامنظم هر یک از توابع عضویت در تنظیم مناسب‌ترین حالت برای پیش‌بینی رواناب دارد.

بررسی قوانین بهینه به دست آمده نشان می‌دهد که داده‌های ایستگاه هیدرومتری مهران جویستان تأثیر بسیار زیادی در پیش‌بینی میزان رواناب روزانه ایستگاه سیاه‌دشت دارد.

۵- نتیجه‌گیری

در این پژوهش بر پایه آمار و اطلاعات موجود تعدادی از

ایستگاههای باران‌سنجی و هیدرومتری بالادست رودخانه طالقان اقدام به تدوین مدل ترکیبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی و الگوریتم PSO گردید. با اجرای مدل پیشنهادی و پیش‌بینی مقدار رواناب در پایین‌دست این رودخانه و همچنین مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده، کارایی مدل مورد بررسی قرار گرفت. مطابق نتایج حاصل شده از این تحقیق چنانچه تنها سیستم فازی به منظور برآورد مقدار رواناب با استفاده از قوانینی که فراوانی وقوع بیشتری در طول دوره برداشت آمار دارا هستند، مورد توجه قرار گیرد منجر به نتایج نامناسبی از پیش‌بینی رواناب خواهد شد که مهم‌ترین اشکال در بروز چنین عدم دقتی، نامتناسب بودن توابع عضویت مورد استفاده در سیستم فازی است. به منظور حل این مسئله می‌توان با استفاده از الگوریتم PSO این توابع عضویت را به نحوی تخمین زد که مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی اختلاف اندکی داشته باشند. رویکرد ارائه شده در این مقاله می‌تواند برای هر منطقه که دارای اطلاعات ایستگاهی مناسبی باشد به منظور پیش‌بینی میزان رواناب در قسمتهای مختلف رودخانه مورد استفاده قرار گیرد. نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که روش پیشنهادی از قابلیت بالایی در پیش‌بینی مکانی رواناب برخوردار است. نکته قابل توجه در استفاده از روش پیشنهادی در این تحقیق این است که این روش برای جریان‌های طبیعی رودخانه قابل استفاده بوده و در جایی که جریان توسط سازه‌ای تنظیم شود نمی‌تواند کاربرد داشته باشد زیرا رواناب تولیدی در بالادست سازه و آب رها شده در پایین‌دست آن به دلیل متأثر بودن از سیاست‌های بهره‌برداری اعمالی در زمان‌های مختلف، کنترل شده بوده و نمی‌توان بر پایه داده‌های به دست آمده از چنین شرایطی اقدام به استخراج قوانین نهفته موجود در این آمار نمود.

۶- مراجع

- 1- Korepazan, A. (2005). *Fuzzy sets theory foundation and application in water engineering problem modeling*, Amirkabir Pub., Tehran. (In Persian)
- 2- Shaebanynia, F., and Saeidnia, F. (2006). *Fuzzy theory using MATLAB*, Khaniran Pub., Tehran. (In Persian)
- 3- Zahidi, R. (2001). *The application of nero-fuzzy in industry*, Eziran Publisher, Tehran. (In Persian)
- 4- Zadeh, L.A. (1965). "Fuzzy sets." *J. of Information and Control*, 8(3), 338-353.
- 5- Bárdossy, A., Bronstert, A., and Merz, B. (1995). "1-, 2- and 3-dimensional modeling of water movement in the unsaturated soil matrix using a fuzzy approach." *J. of Advances in Water Resources*, 18(4), 237-251.
- 6- Bárdossy, A., and Duckstein, L. (1995). *Fuzzy rule-based modeling with applications to geophysical, biological and engineering systems*, CRC Press Inc., Boca Raton, Florida, USA.
- 7- Fontane, D.G., Timothy, K.G., and Moncado, E. (1997). "Planning reservoir operations with imprecise objectives." *J. of Water Resources Planning and Management*, 123(3), 154-162.

- 8- ABEBE, A.J., Solomatine, D.P., and Venneker, R.G.W. (2000). "Application of adaptive fuzzy rule-based models for reconstruction of missing precipitation events." *J. of Hydrological Sciences*, 45(3), 425-436.
- 9- Xiong, L., Shamseldin, A.V., and O'Connor, K.M. (2001). "A nonlinear combination of the forecasts of rainfall-runoff models by the first-order takagi-sugeno fuzzy systems." *J. of Hydrology*, 245(1), 196-217.
- 10- Coppola, E.A., Duckstein, L., and Davis, D. (2002). "Fuzzy rule-based methodology for estimating monthly groundwater recharge in a temperate watershed." *J. of Hydrologic Engineering*, 7(4), 326-335.
- 11- Luchetta, A., and Manetti, S. (2003). "A real time hydrological forecasting system using a fuzzy clustering approach." *J. of Computers and Geosciences*, 29(9), 1111-1117.
- 12- Singh, S.R. (2007). "A simple method of forecasting based on fuzzy time series." *J. of Applied Mathematics and Computation*, 186(1), 330-339.
- 13- Wu, C.L., and Chau, K.W. (2006). "Evaluation of several algorithms in forecasting flood." *Lecture Notes in Artificial Intelligence*, 4031, 111-116.
- 14- Wu, C.L., and Chau, K.W. (2006). "A flood forecasting neural network model with genetic algorithm." *Int. J. of Environment and Pollution*, 28(3/4), 261-273.
- 15- Tareghian, R., and Kashefipour, S.M. (2007). "Application of fuzzy systems and artificial neural networks for flood forecasting." *J. of Applied Sciences*, 7(22), 3451-3459.
- 16- Kuok, K.K., Harun, S., and Shamsuddin, S.M. (2010). "Particle swarm optimization feedforward neural network for modeling runoff." *Int. J. of Environ. Sci. Tech.*, 7(1), 67-78.
- 17- Chau, K.W. (2006). "Particle swarm optimization training algorithm for ANNs in stage prediction of shing Mun river." *J. of Hydrology*, 329(3-4), 363-367.
- 18- Rajabpur, R., and Afshar, M.H. (2008). "Optimized operation of serial pump stations using the PSO algorithm." *J. of Water and Environment*, 66(2), 56-66.