

تخمین بارش روزانه با استفاده از مدل‌های ترکیبی ANFIS آموزش داده شده با روش خوشه‌بندی میانگین‌های C فازی و الگوریتم‌های تکاملی
محمد نجف‌زاده، دیاکو افروزی و علی برزکار

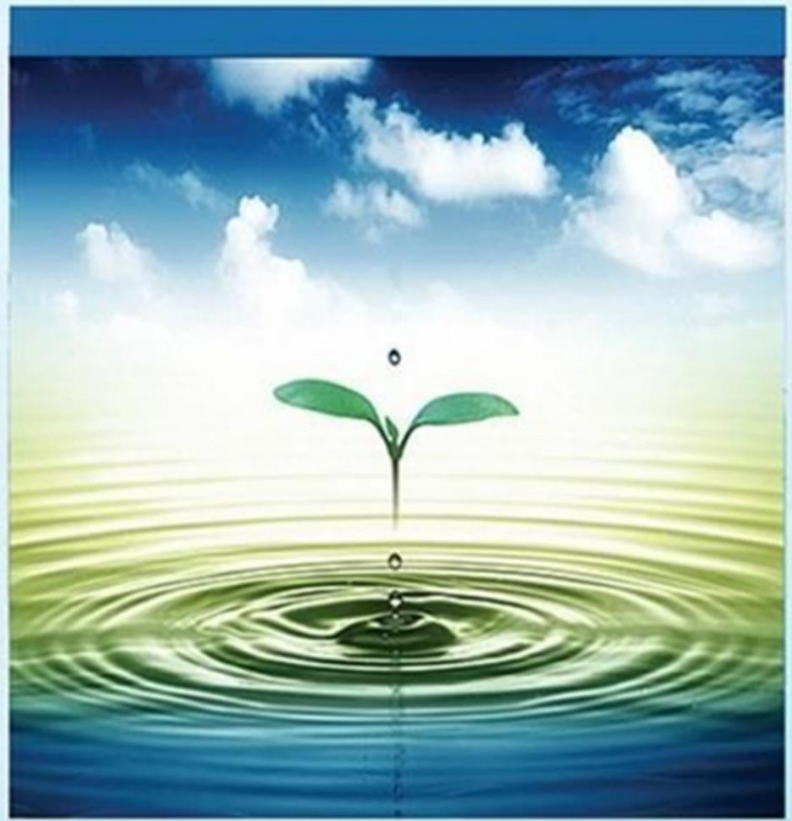
دوره ۷، شماره ۲، تابستان ۱۴۰۰، صفحات ۲۶۶-۲۵۵

Vol. 7(2), Summer 2021, 255-266

DOI: 10.22034/jewe.2021.237529.1376

**Daily Rainfall Estimation Using ANFIS
Combination Models Trained by Clustering of
Fuzzy c-Means and Evolutionary Algorithms**

Najafzadeh, M., Afroozi, D. and Barzkar, A.



www.jewe.ir

OPEN ACCESS

ارجاع به این مقاله:

نجف‌زاده، م.، افروزی، د. و برزکار، ع. (۱۴۰۰). تخمین بارش روزانه با استفاده از مدل‌های ترکیبی ANFIS آموزش داده شده با روش خوشه‌بندی میانگین‌های C فازی و الگوریتم‌های تکاملی. محیط‌زیست و مهندسی آب، دوره ۷، شماره ۲، صفحات: ۲۶۶-۲۵۵.

Citing this paper: Najafzadeh, M., Afroozi, D. and Barzkar, A. (2021) Daily rainfall estimation using ANFIS combination models trained by clustering of fuzzy c-means and evolutionary algorithms. Environ. Water Eng., 7(2), 255-266. DOI: 10.22034/jewe.2021.237529.1376

مقاله پژوهشی

تخمین بارش روزانه با استفاده از مدل های ترکیبی ANFIS آموزش داده شده با روش خوشه بندی میانگین های c فازی و الگوریتم های تکاملی

محمد نجف زاده^{*}، دیاکو افروزی^۲ و علی برزکار^۲^۱استادیار، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران و نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران^۲کارشناس ارشد، گروه مهندسی آب، دانشکده مهندسی عمران و نقشه برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران^{*} نویسنده مسئول: m.najafzadeh@kgut.ac.ir

تاریخ پذیرش: [۱۴۰۰/۰۱/۲۸]

تاریخ بازنگری: [۱۳۹۹/۱۰/۲۸]

تاریخ دریافت: [۱۳۹۹/۰۴/۱۰]

چکیده

امروزه به دلیل وجود عدم قطعیت بالا در تخمین بارش در مناطق مختلف جغرافیایی، به کارگیری روش های هوش محاسباتی بر مبنای الگوریتم های بهینه ساز جهت تخمین دقیق بارش های روزانه مورد توجه مهندسی آب قرار گرفته است. در پژوهش حاضر، از سیستم تطبیقی فازی عصبی استنتاجی (ANFIS) به همراه تبدیل موجک (W) به عنوان پیش پردازشگر داده های بارش روزانه جهت تخمین مقادیر، مورد استفاده قرار گرفت. ساختار مدل ترکیبی W-ANFIS با استفاده از روش خوشه بندی میانگین های c فازی (FCM) در مرحله آموزش توسعه داده شد. همچنین، ضرایب ثابت توابع عضویت موجود در مدل ANFIS با به کارگیری چهار الگوریتم بهینه ساز وراثتی (GA)، ازدحام ذرات (PSO)، تکامل تفاضلی (DE) و جامعه مورچگان (ACO) بهینه شدند. در این پژوهش، آمار بارندگی دوره ۱۱ YI حوضه از میر واقع در غرب کشور ترکیه استفاده شد. با به کارگیری پنج تأخیر زمانی در آمار بارش روزانه و همچنین تجزیه شدن هر یک از تأخیرهای زمانی در سه سطح حاصل از تبدیل موجک، هر یک از مدل های بهینه W-ANFIS دارای ۲۰ متغیر ورودی شدند. نتایج حاصل از آنالیز آماری مراحل آموزش و آزمایش با استفاده از پارامترهای ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و خطای مطلق میانگین (MAE) نشان دادند که کاربرد الگوریتم تکامل تفاضلی در ساختار مدل W-ANFIS با داشتن RMSE و MAE برابر با ۲۲/۲۲ و ۱۷/۱۱ mm در مقایسه با سایر مدل های ترکیبی حاصل از PSO (۲۸/۱۱ و ۲۴/۱۱ mm)، ACO (۳۰/۴۱ و ۲۶/۵۰ mm) و GA (۱۸/۱۱ و ۲۵/۷۰ mm) از دقت بالایی برخوردار می باشد.

واژه های کلیدی: الگوریتم های تکاملی؛ تبدیل موجک؛ تخمین بارش؛ خوشه بندی داده ها؛ سیستم فازی استنتاجی.



۱- مقدمه

گردید. نتایج کار آن‌ها نشان داد که مدل ویولت تطبیقی عصبی فازی با داده‌های مجزا نسبت به مدل ویولت عصبی فازی سری‌های زمانی اصلاح شده^۸ (DWC) عملکرد بهتری دارد. Nikam and Gupta (2013) دقت مدل هوش مصنوعی SVM برای پیش‌بینی‌های بارندگی کوتاه‌مدت در مقیاس محلی در منطقه شهری ممبای هند را بررسی کردند. آنها به این نتیجه رسیدند که مدل مربوطه می‌تواند به‌طور مؤثری به پیش‌بینی بارش‌های شدید با زمان تأخیر پنج تا بیست دقیقه بپردازد. Hardwinarto and Aipassa (2015) با استفاده از شبکه‌های عصبی داده‌های بارش را با ساختار دولایه شبکه عصبی بر مبنای الگوریتم آموزشی انتشار برگشتی^۹ (BP) آزمایش کردند و به این نتیجه رسیدند که الگوریتم انتشار برگشتی مدل خوبی برای پیش‌بینی بارش ارائه می‌دهد. در پژوهش دیگری نیز که توسط Phukoetphim et al. (2016) انجام شد، از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون نمادی به‌منظور ترکیب دبی‌های تخمینی مدل‌های بارش-رواناب در حوضه‌های واقع در تایلند و نیوزیلند استفاده شد. نتایج نشان داد روش‌های چند مدلی برای تخمین جریان، به نوع و خصوصیات حوضه بستگی دارند.

Sarzaeim et al. (2017) به‌منظور پیش‌بینی رواناب تحت شرایط تغییر اقلیم، روش‌های هوش مصنوعی از جمله الگوریتم وراثتی^{۱۰} (GA) و شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در حوضه رودخانه‌ی آیدونموش در ایران را به کار گرفته و به این نتیجه رسیدند که روش ماشین بردار پشتیبان، عملکردی بهتر نسبت به شبکه عصبی و الگوریتم وراثتی را ارائه می‌دهد. تحقیقات اخیر نشان داد که استفاده از روش‌های هوشمند بر مبنای الگوریتم‌های تکاملی می‌تواند دقت بالایی در تخمین مؤلفه‌های چرخه هیدرولوژی ارائه دهد. همچنین از مطالعات اخیر می‌توان نتیجه گرفت که معرفی یک مدل هوشمند که بتواند بارش را با خطای کمتر برآورد نماید، می‌تواند در حل بسیاری از مسائل مطرح در مدیریت منابع آب از جمله تأمین آب شرب، توسعه و رونق اقتصادی کشورها مفید واقع گردد. در مطالعه حاضر، در مرحله نخست ساختار مدل‌های تطبیقی عصبی-فازی مبتنی

امروزه تخمین بارش و برآورد صحیحی از آن برای کشورهایی که با مشکل کم‌آبی و خشک‌سالی مواجه‌اند، اهمیت فراوانی پیدا کرده است. همچنین به دلیل کاربردهای فراوان هوش مصنوعی، استفاده از این روش‌ها در سال‌های اخیر به‌منظور حل بسیاری از مسائل از جمله تخمین بارندگی گسترش یافته است. از این‌رو، در زمینه تخمین بارش با استفاده از هوش مصنوعی و الگوریتم‌های تکاملی تحقیقات بسیاری صورت گرفته‌اند. (Kisi and Shiri (2011) بارش روزانه ایستگاه از میر واقع در کشور ترکیه را با مدل‌های هوش مصنوعی تابع موجک و عصبی-فازی^۱ (W-NF) و تابع موجک و برنامه‌نویسی بیان ژن^۲ (W-GEP) با دقت نسبتاً قابل قبولی تخمین زدند. همچنین در تحقیقی مشابه، Kisi and Cimen (2012) نشان دادند که مدل هوش مصنوعی تابع موجک و ماشین بردار پشتیبان^۳ (W-SVM) از سطح عملکرد نسبتاً خوبی جهت پیش‌بینی بارش روزانه در ایستگاه از میر می‌باشد. (Abbot and Marohasy (2014) با انتخاب ورودی و بهینه‌سازی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی^۴ (ANNs)، بارش ماهانه در کویینزلند استرالیا را پیش‌بینی کردند. آن‌ها به این نتیجه رسیدند که پیش‌بینی‌ها با استفاده از شبکه عصبی نسبت به مدل پیش‌بینی کننده اقیانوسی که مدل فعلی مورد استفاده است، دقیق‌تر می‌باشد.

He et al. (2014) عملکرد دو روش شبکه عصبی مصنوعی و سیستم تطبیقی عصبی فازی استنتاجی^۵ (ANFIS) برای پیش‌بینی جریان رودخانه Heihe در ناحیه‌ای کوهستانی و نیمه‌خشک را ارزیابی نمودند. نتایج آنها نشان داد که شبکه عصبی و سیستم تطبیقی عصبی فازی برای مقادیر جریان کم، خطای کمتری دارد. در پژوهش دیگری تأثیر کاربرد مؤلفه‌های تبدیل موجک گسسته^۶ (DWC) بر عملکرد پیش‌بینی مدل‌های تطبیقی عصبی-فازی مبتنی بر موجک^۷ (W-ANFIS) در حوضه رودخانه‌های Kamla and Kosi در هند توسط Sehgal et al. (2014) بررسی

¹Wavelet-Neuro Fuzzy

²Wavelet-Gene Expression Programming

³Wavelet-Support Vector Machine

⁴Artificial Neural Networks

⁵Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

⁶Discrete Wavelet Component

⁷Wavelet-Adaptive Neuro Fuzzy Inference System

⁸Wavelet Adaptive Neuro Fuzzy Inference System Modified Time Series model

⁹Back Propagation

¹⁰Genetic Algorithm



سری‌های زمانی که شامل متغیرها و غیرثابت‌ها می‌باشند را ارائه می‌دهد. موجک به معنای یک موج کوچک است و قسمتی از یک موج بوده که طول مؤثر محدودی دارد و در آن طول متوسط، دارای مقدار صفر است (رابطه ۲).

$$\int \Psi(t) dt = 0 \quad (2)$$

دو نوع تبدیل موجک وجود دارد: تبدیل موجک پیوسته^۵ (CWT) و تبدیل موجک گسسته، که تبدیل موجک پیوسته با رابطه (۳) بیان می‌شود.

$$CWT_s^\omega(at) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int \psi_{ab}^*(t) \psi(at) dt \quad (3)$$

رابطه (۳) تابعی از دو متغیر a و b است که a نشان دهنده مقیاس^۶ (عکس فرکانس) و b نشان دهنده انتقال^۷ است. همچنین علامت * نشان دهنده مزدوج مختلط^۸ می‌باشد، پارامترهای a و b اعداد حقیقی می‌باشند که a همواره مثبت بوده، همچنین a و b در تبدیل موجکی پیوسته و گسسته به ترتیب دارای مقادیر پیوسته و گسسته هستند. $\Psi(t)$ تابع انتقال بوده و موج مادر^۹ نام دارد که توابع (موجک‌های) مختلف به وجود آمده بر اساس پارامترهای انتقال و مقیاس همگی از تابع پایه (موج مادر) ناشی می‌شوند. موج مادر، موج اصلی برای تولید توابع پنجره دیگر است. این توابع پنجره، تابع موجکی نامیده شده و از رابطه (۴) به دست می‌آیند.

$$\psi_{ab} \left(\frac{t-b}{a} \right) = \psi \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (4)$$

در انجام این پژوهش اقدام به تجزیه سری‌های زمانی بارندگی ایستگاه از میر واقع در غرب ترکیه تا چهار سطح با استفاده از تابع موجک مادر haar توسط رابطه تجربی (۵) شد (Kisi and Shiri 2011).

$$L = \text{int}(\log(N)) \quad (5)$$

که، L بیانگر سطح تجزیه، N تعداد مجموعه داده‌های سری زمانی و int بیانگر قسمت صحیح عدد به دست آمده می‌باشد. که در این مطالعه، سه سطح تجزیه مورد استفاده قرار گرفت.

بر ویولت با استفاده از مدل خوشه‌بندی میانگین‌های C فازی^۱ (FCM) توسعه داده می‌شود. در مرحله دوم با به‌کارگیری الگوریتم‌های بهینه‌ساز وراثتی، ازدحام ذرات^۲ (PSO)، جامعه مورچگان^۳ (ACO) و تکامل تفاضلی^۴ (DE)، اجزای مدل W-ANFIS بهینه شد. بدین منظور، از داده‌های یازده ساله روزانه بارش ایستگاه آب‌سنجی از میر در کشور ترکیه جهت انجام مراحل آموزش و آزمایش استفاده گردید. در نهایت، عملکرد مدل‌های بهینه W-ANFIS با به‌کارگیری پارامترهای آماری بررسی شد.

۲- مواد و روش‌ها

۲-۱- داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

مقادیر بارش روزانه مربوط به شهر از میر، واقع در غرب کشور ترکیه می‌باشد. داده‌های بارش مورد استفاده در این پژوهش داده‌های به کار رفته در پژوهش (Kisi and Shiri 2011) است که مربوط به یک دوره ۱۱ ساله (۱۹۸۷-۱۹۹۸) می‌باشد. مدل مورد نظر جهت تخمین بارش به صورت تابعی از تأخیرهای اول تا پنجم به صورت رابطه (۱) فرض می‌شود.

$$P(t) = f[P(t-5)P(t-4)P(t-5)P(t-4)P(t-5)] \quad (1)$$

در این پژوهش، داده‌های مربوط به بارش ۷ سال اول (۲۵۵۱ day) به عنوان داده‌های آموزشی، داده‌های مربوط به چهار سال بعد (۱۴۵۵ day) به منظور آزمایش در محیط برنامه‌نویسی MATLAB به صورت تصادفی در آمده و مورد استفاده قرار گرفتند.

۲-۲- معرفی مدل‌های پیش پردازشگر و هوش مصنوعی

۲-۱-۲- تبدیل موجک

به منظور آنالیز سیگنال‌ها و استخراج اطلاعاتی که دسترسی به آن‌ها از طریق سیگنال‌های خام به راحتی امکان‌پذیر نمی‌باشد، تبدیل‌های ریاضی به کار برده می‌شوند. تبدیل موجک از تبدیل‌های کارآمد ریاضی در زمینه پردازش سیگنال می‌باشد. موجک‌ها توابع ریاضی هستند که شکل مقیاس زمان از سری‌های زمانی و روابط آن‌ها جهت آنالیز

⁵ Continues Wavelet Transform

⁶ Scale

⁷ Transition

⁸ Complex Conjugate

⁹ Mother Wavelet

⁹Fuzzy Clustering Means

¹¹ Particle Swarm Optimization

¹² Ant Colony Optimization

¹³ Differential Evolutionary



لایه قوت‌های نرمال شده نامیده می‌شوند و رابطه آن به صورت رابطه (۸) می‌باشد.

$$\bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2} \quad (۸)$$

لایه چهارم: در گره‌های این لایه مقادیر خروجی تابع درونی از طریق رابطه (۹) می‌باشد.

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i(x) + q_i(y) + r_i) \quad (۹)$$

که در آن \bar{w}_i خروجی لایه قبلی و r_i و q_i و p_i پارامترهای قابل تعیین در لایه بوده و معمولاً پارامترهای این لایه پارامترهای نتیجه‌گیری نامیده می‌شوند.

لایه پنجم: گره این لایه بیانگر خروجی نهایی سیستم ANFIS می‌باشد، که از طریق رابطه (۱۰) محاسبه می‌گردد. خروجی ANFIS معادل با یک شبکه استنتاج فازی از نوع سوگنو می‌باشد. در این نوع سیستم استنتاج از قوانین "اگر-آنگاه" تاکاگی-سوگنو-کانت^۳ استفاده می‌گردد که خروجی هر گزاره یک ترکیب خطی از مقادیر ورودی به اضافه یک مقدار ثابت می‌باشد و خروجی نهایی میانگین وزنی مقادیر خروجی هر گزاره با توجه به نقطه قوت آن گزاره می‌باشد (Malakmohammady and Nasrollahi 2016).

$$O_i^5 = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (۱۰)$$

۲-۲-۳- مدل خوشه‌بندی میانگین‌های c فازی

روش خوشه‌بندی داده‌ها قادر به ایجاد سیستم استنتاج فازی سوگنو می‌باشد که الگوی رفتاری داده‌ها به بهترین شکل با به‌کارگیری از کمترین تعداد قوانین فازی مدل‌سازی می‌گردد. در روش الگوریتم خوشه‌بندی میانگین‌های c فازی ابتدا باید تعداد خوشه‌ها فرض شود. در تحقیق حاضر از مدل FCM جهت ساخت مدل ANFIS استفاده شده است. در روش مذکور هر نقطه انتخابی (ردیف داده‌ها) از داده‌ها تا درجه‌ای که توسط درجه عضویت فازی مشخص می‌گردد، به یک خوشه تعلق پیدا می‌کند. در واقع مدل FCM توسط تفکیک (مرز) بندی فازی، امکان عضویت یک نقطه را در چندین خوشه با درجه عضویت بین صفر و یک فراهم می‌سازد. فن FCM مجموعه‌ای از n بردار x_i و $i=1, \dots, n$ را به c گروه فازی تفکیک می‌نماید و در هر گروه یک مقدار مرکز خوشه

۲-۲-۲- سیستم تطبیقی عصبی-فازی استنتاجی مدل هوشمند ANFIS یک سیستم ترکیبی فازی عصبی محسوب می‌گردد که در زمینه‌های مختلف علوم مهندسی دارای کاربردهای فراوانی می‌باشد. ANFIS از داده‌های ورودی-خروجی به‌منظور ایجاد یک سیستم استنتاج فازی^۱ (FIS) پایه استفاده می‌کند. پارامترهای توابع عضویت ANFIS با استفاده از الگوریتم پس انتشار یا ترکیب با روش حداقل مربعات تنظیم می‌گردند. این تنظیمات به یادگیری ساختار سامانه‌های فازی از مجموعه داده‌های ورودی خواهد انجامید. ساختار ANFIS به‌صورت مدلی که ویژگی‌های ورودی را به توابع عضویت ورودی، توابع عضویت ورودی را به قواعد، قواعد را به مجموعه‌ای از ویژگی‌های خروجی، ویژگی‌های خروجی را به توابع عضویت خروجی و در آخر نیز توابع عضویت خروجی را به یک مقدار خروجی نگاشت می‌نماید، تعریف می‌گردد (Malakmohammady and Nasrollahi 2016).

لایه اول: هر گره i در این لایه دارای تابع درونی به صورت رابطه (۶) می‌باشد.

$$O_i^1 = \mu_{Ai}(x) \quad (۶)$$

که در آن x ورودی گره i و A مجموعه فازی بیانگر یک برچسب زمانی^۲ مانند کوچک، متوسط، بلند و یا غیره می‌باشد. O_i^1 تابع عضویت مجموعه Ai بوده و درجه عضویت عضو x را در مجموعه برمی‌گرداند.

لایه دوم: هر گره در این لایه با علامت Π بیان می‌شود که در یکدیگر ضرب شده و حاصل به‌صورت خروجی بیان می‌گردد. خروجی این گره‌ها بیانگر میزان قوت هر یک از گزاره‌های فازی بوده و عمل ضربی که در آنها انجام می‌گردد نوعی عملگر "و" در مجموعه‌های فازی می‌باشد که می‌توان به‌جای آن از عملگر "حداقل" نیز استفاده نمود که خروجی این لایه با توجه به رابطه (۷) حاصل می‌شود.

$$w_1 = \mu_{Ai}(x) \mu_{Bi}(y) \quad (۷)$$

لایه سوم: گره‌های این لایه با حرف بزرگ N نشان داده شده که در واقع هر گره این لایه بیانگر درستی قوانین فازی به‌کار رفته در ساختار مدل ANFIS می‌باشد. خروجی این

^۱Fuzzy Inference System

^۲Linguistic Labels

^۳Takagi-Sugeno-Kang



U می‌تواند مقادیری بین ۰ و ۱ داشته باشند، که با انجام نرمال‌سازی داده‌ها، مجموع درجات عضویت یک مجموعه داده به صورت رابطه (۱۲) همیشه مقدار واحد را دارا می‌باشد (Naeeni 2011).

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j, \dots, n \quad (12)$$

شرط لازم جهت دست یابی به کمترین مقدار رابطه (۱۱) را می‌توان با تعریف یک تابع هدف جدید به شکل رابطه (۱۳) ارائه داد.

$$j(U, c_1, \dots, c_c) + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|c_i - x_j\|^2 + \sum_{j=1}^n \lambda_j \left(\sum_{i=1}^c u_{ij} - 1 \right) \quad (13)$$

۲-۲-۴ توسعه مدل W-ANFIS با الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات

الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات یکی از روش‌های بهینه‌سازی تکاملی الهام گرفته شده از طبیعت می‌باشد. در این الگوریتم، تعدادی ذره طور تصادفی در فضای جستجوی ایجاد می‌گردند که تابع هدف مسئله را کمینه نمایند. مقدار تابع هدف توسط هر ذره در موقعیت فعلی خود محاسبه می‌گردد. سپس بهترین موقعیت قبلی ذره از نظر مقدار تابع هدف و اطلاعات یک یا چند عدد از بهترین ذرات با استفاده از ترکیب اطلاعاتی که در اختیار قرار گرفته، مشخص می‌گردد. و در نهایت جهتی برای حرکت جدید ذره انتخاب می‌گردد. زمانی حرکت یک مرحله از الگوریتم بهینه‌سازی به اتمام می‌رسد که تکرار این مراحل منجر به کسب پاسخ مطلوب شود (Hoseynipoor 2015). از آنجایی که هنگام شروع الگوریتم، ذرات دارای موقعیت‌ها و سرعت‌های تصادفی می‌باشند، بعد از شروع الگوریتم، مکان و سرعت هر یک از ذرات از اطلاعات مرحله قبلی تعیین شده و با توجه به رابطه‌های (۱۶) و (۱۷) مکان و سرعت ذرات به‌روز می‌گردند.

$$x^i [t+1] = x^i [t] + v^i [t+1] \quad (16)$$

$$v^i [t+1] = v^i [t] + cc_1 r_1 (x^{ibest} [t] - x^i [t]) + cc_2 r_2 (x^{gbest} [t] - x^i [t]) \quad (17)$$

هستند (Hoseynipoor 2015). مدل الگوریتم ازدحام ذرات می‌تواند ساختار W-ANFIS را به گونه‌ای بهینه نماید که ضرایب توابع عضویت گوسین به کار رفته در W-ANFIS بهینه گردند. از این‌رو، الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات دارای پارامترهای قابل تنظیمی می‌باشد که با توجه به داده‌های بارش روزانه و انتخاب بهترین جواب، این مقادیر (ویژگی‌های PSO) در جدول (۱) ارائه گردید. همچنین بایستی اشاره نمود که تنظیمات مربوط به

محاسبه می‌نماید بطوریکه کمترین مقدار یک تابع هدف حاصل می‌گردد. در روش FCM، تابع هدف به شکل رابطه (۱۱) می‌باشد (Hashemi Jowkar 2012).

$$\sum_{i=1}^c J_i = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|c_i - x_j\|^2 \quad (11)$$

که در آن u_{ij} درجه عضویت و مقادیر عددی آن بین ۰ و ۱ می‌باشد، c_i مرکز خوشه گروه فازی i ، $\|c_i - x_j\|$ فاصله اقلیدسی i امین مرکز خوشه و j امین نقطه داده است و $m \in [1, \infty)$ یک توازن وزنی است. درایه‌های ماتریس عضویت

که در آن c_i و u_{ij} به صورت رابطه‌های (۱۴) و (۱۵) تعریف می‌گردند.

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (14)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}}{d_{kj}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (15)$$

جهت دستیابی به سیستم عصبی-فازی با معماری بهینه، در ابتدا تعداد خوشه‌ها و تکرار (چرخه) در مرحله آموزش در برنامه ANFIS که در محیط برنامه‌نویسی MATLAB می‌باشد، تعیین می‌گردند. در طی این فرآیند سعی و خطا، داده‌ها ابتدا خوشه‌بندی شده و سپس معماری مدل ANFIS بر اساس آن‌ها و مرحله آموزش انجام می‌گردد. در روش FCM، تعداد خوشه‌ها برابر با تعداد قوانین فازی در طول مرحله آموزش پارامترهای مرتبط با تابع عضویت تغییر می‌باشند (Naeeni 2011).

که، $x^i [t]$ ، $v^i [t]$ ، $x^{ibest} [t]$ ، $x^{gbest} [t]$ به ترتیب بیانگر موقعیت کنونی ذره، سرعت حرکت ذره، بهترین موقعیت ذره و بهترین موقعیت مجموعه ذرات می‌باشند. در رابطه (۱۵) ضرایب cc_1 و cc_2 مقادیر ثابتی هستند که برای وزن دهی به اجزا خودی و جمعی استفاده می‌شوند و ضرایب شتاب نامیده می‌شوند. همچنین I_1 و I_2 اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر تا یک بوده که قادر به حفظ ویژگی تصادفی بودن الگوریتم



الگوریتم ازدحام ذرات به‌صورت تجربی حاصل شده و مورد استفاده قرار گرفتند.

جدول ۱- پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم ازدحام ذرات به‌کار رفته در ساختار W-ANFIS

Table 1 Control parameters of the particle swarm algorithm used in the W-ANFIS structure

Model	Upper bound search space	Lower bound search space	Maximum iteration	Number of particles	cc ₁	cc ₂	Best value of fitness function
W-ANFIS-PSO	1	-1	500	30	2	2	115.3071

برازش به آن نزدیک می‌شود و اگر این نقطه بهینه یکتا نباشد، روش به یکی از جواب‌های بهینه نزدیک می‌شود (Keshawarzmehr 2012). در این پژوهش، الگوریتم وراثتی به‌گونه‌ای در ساختار مدل W-ANFIS بکار برده می‌شود که ضرایب ثابت تابع عضویت گوسین بهینه می‌گردند. در همین راستا، اجرای هم‌زمان الگوریتم بهینه‌ساز وراثتی و مدل W-ANFIS با هدف رسیدن به جواب بهینه، نیازمند تعیین پارامترهای قابل تنظیم الگوریتم وراثتی می‌باشد. در پژوهش حاضر، مقادیر پارامترهای الگوریتم وراثتی در جدول (۲) ارائه شده‌اند و مدل توسعه یافته دارای ۱۰ قانون فازی می‌باشد.

۲-۵- توسعه مدل W-ANFIS با الگوریتم وراثتی
الگوریتم وراثتی یک مدل محاسباتی بر مبنای تکامل طبیعی است. سامانه‌ای که بایستی بهینه گردد، به‌صورت رشته دودویی که پارامترهای سیستم را رمزگذاری کرده، نشان داده می‌شود. جمعیتی از رشته‌ها با پارامترهای تصادفی اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرند. تعدادی از نسل‌ها با عملگرهایی که نشان دهنده اجزای مهم تکامل مانند رقابت، انتخاب بر مبنای برازش، ترکیب و جهش هستند، شبیه‌سازی می‌شوند. با این وجود، روند تکاملی منجر به پالایه شدن عناصر جمعیت که به تابع هدف مسئله بهینه‌سازی نزدیک‌ترند، می‌شود. اگر نقطه بهینه یکتا باشد، روند از طریق بهبود مدام

جدول ۲- پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم وراثتی به‌کار رفته در ساختار W-ANFIS

Table 2 Control parameters related to the GA used in the W-ANFIS structure

Model	Upper bound search space	Lower bound search space	Maximum iteration	Number of population	Mutation rate	Best value of fitness function
W-ANFIS-GA	1	-1	500	30	0.2	115.4485

الگوریتم وراثتی یعنی نبود جستجوی محلی در این الگوریتم ارائه شده است. تفاوت اصلی بین الگوریتم‌های وراثتی و الگوریتم تفاضلی تکاملی در ترتیب عملگرهای جهش و تلاقی همچنین در نحوه کار عملگر انتخاب می‌باشد. مراحل مذکور الگوریتم به صورتی خلاصه می‌گردد که در مرحله اول، جمعیت اولیه ایجاد می‌شود. در واقع جمعیت اولیه $C(0)$ به‌طور تصادفی ایجاد شده، که تعداد ژن‌های جمعیت در هر کروموزوم بستگی به تعداد متغیرهای تابع معیار دارد. در مرحله دوم نیز تابع معیار در نظر گرفته می‌شود که برای هر کروموزوم $x_i(t)$ از جمعیت $C(t)$ تابع معیار محاسبه می‌گردد. همچنین در مرحله سوم بردار هدف $u_i(t)$ برای هر کروموزوم با اعمال عملگر جهش به‌صورت رابطه (۱۸) تشکیل می‌شود:

$$u_i(t) = x_i(t) + \beta(x_{i2}(t) - x_{i3}(t)) \quad (18)$$

۲-۶- توسعه مدل W-ANFIS با الگوریتم تکامل تفاضلی
الگوریتم تکامل تفاضلی در سال‌های اخیر به‌عنوان روشی که توانایی خوبی در بهینه‌سازی توابع غیرخطی مشتق ناپذیر دارد، معرفی شده است. مشابه الگوریتم وراثتی، این الگوریتم با ایجاد جمعیتی اولیه و سپس با اعمال عملگرهایی نظیر، ترکیب، جهش و تقاطع، نسل نوزاد را ایجاد کرده و در مرحله بعدی شایستگی نسل نوزاد با نسل والد توسط تابع هدف در مرحله‌ای انتخاب سنجیده شده و مقایسه می‌گردد. بعد از این مرحله بهترین اعضا به‌عنوان نسل بعدی، وارد مرحله‌ی بعد شده و این عمل تا رسیدن به نتیجه مطلوب ادامه خواهد یافت. این الگوریتم از اطلاعات فاصله و جهت جمعیت فعلی، به‌منظور هدایت فرآیند جستجو استفاده کرده و مهم‌ترین عملگر این الگوریتم، عملگر برش می‌باشد که در ابتدا برای ایجاد بردار هدف و سپس برای تولید استفاده می‌گردد (Hawangy 2017). این الگوریتم جهت غلبه بر عیب اصلی



صورت خود $x_i(t)$ به نسل بعد منتقل خواهد شد (Hawangy 2017). در این پژوهش، به کارگیری الگوریتم تکامل تفاضلی در ساختار مدل ANFIS به بهینه‌سازی خودکار ضرایب تابع عضویت گوسین انجامید. به‌منظور حاصل شدن جواب بهینه در ساختار ANFIS، پارامترهای قابل تنظیم الگوریتم تکامل تفاضلی به شرح جدول (۳) تنظیم شده و همچنین مدل توسعه یافته W-ANFIS-DE ده قانون فازی را شامل می‌گردد. لازم به ذکر است که پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم تکامل تفاضلی به‌صورت تجربی به‌دست آمدند.

i_2 و i_3 به‌صورت تصادفی طوری انتخاب می‌شوند که $i \neq i_2 \neq i_3$. در مرحله چهارم بین بردار جهش یافته $u_i(t)$ و عضو هدف که در مرحله اول انتخاب شد، یک برش صورت می‌گیرد و ژن‌های فرزند $x'_i(t)$ به‌صورت رابطه (۱۹) تعیین می‌گردند:

$$x'_{ij}(t) = \begin{cases} u_{ij}(t) & j \notin J \\ x_{ij}(t) & j \in J \end{cases} \quad (19)$$

که J نشان دهنده ژن‌های کروموزوم i -ام بوده که تحت عملکرد برش قرار می‌گیرند. در نهایت، مرحله پنجم به انتخاب اختصاص دارد. در صورتی که تابع معیار فرزند $x'_i(t)$ از $x_i(t)$ بهتر باشد، $x'_i(t)$ به نسل بعد منتقل شده و در غیر این

جدول ۳- پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم تکامل تفاضلی بکار رفته در ساختار W-ANFIS

Table 3 Control parameters related to the DE algorithm used in the W-ANFIS structure

Model	Upper bound search space	Lower bound search space	Maximum iteration	Number of population	Probability of crossover	Best value of fitness function
W-ANFIS-DE	1	-1	500	30	0.2	54.1038

جواب‌های متغیر استفاده نمود که در آن رابطه انتقال نسبی به‌صورت روابط (۲۰) و (۲۱) بیان می‌شود.

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{h \in S} \tau_{ih}} \quad (21)$$

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}^\alpha \cdot \eta_{ij}^\beta}{\sum_{h \in S} \tau_{ih}^\alpha \cdot \eta_{ih}^\beta} \quad (22)$$

که، η_{ij} هدایت کننده کاوشی بوده و دو پارامتر α و β در رابطه فوق، به‌منظور تنظیم وزن فرمان و اطلاعات کاوشی مورد استفاده قرار می‌گیرند (Afshar et al. 2015). در مطالعه حاضر، مزیت ترکیب نمودن الگوریتم جامعه مورچگان در ساختار ANFIS، بهینه‌سازی خودکار ضرایب تابع عضویت گوسین بود، که بدین منظور پارامترهای تنظیمی الگوریتم جامعه مورچگان با هدف رسیدن به جواب بهینه به شرح جدول (۵) تنظیم گردید و قابل ذکر است که ساختار W-ANFIS-ACO شامل ده قانون فازی می‌گردد. همچنین بایستی اشاره نمود که پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم جامعه مورچگان که منجر به بهینه‌سازی خودکار ضرایب تابع عضویت گوسین در ساختار ANFIS گردید، به‌صورت تجربی حاصل گردیدند.

۲-۲-۷- توسعه مدل W-ANFIS با الگوریتم جامعه مورچگان
این الگوریتم از رفتار مورچه‌های واقعی در هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده و در سال‌های اخیر در برخی از مسائل بهینه‌یابی مورد استفاده قرار گرفته است. وقتی مورچه‌ای به دنبال غذا می‌گردد، در طول مسیر حرکت خود، ماده‌ای بودار به نام فرامان از خود به‌جا می‌گذارد که سایر مورچه‌ها را به‌منظور رسیدن به غذا به عبور از این مسیر تحریک می‌نماید. در الگوریتم جامعه مورچگان به‌منظور رسیدن به جواب بهینه از فرامان مصنوعی استفاده می‌شود. فرامان مصنوعی یک عدد حقیقی $\tau \in IR$ بوده که به گزینه‌های قابل انتخاب توسط مورچه مصنوعی تخصیص داده می‌شود. در گراف هر مسئله یک مقدار فرامان τ_{ij} به هر مسیر (i,j) داده می‌شود، که بیانگر مطلوب بودن مسیر است (Afshar et al. 2015). یک مورچه که در گره i واقع شده، گره بعدی خود را بر اساس رابطه انتقال تصادفی انتخاب می‌کند. مقدار P_{ij} ، احتمال انتخاب گره j توسط مورچه‌ای واقع در گره i است که مقادیر بزرگ فرامان مسیر j باعث افزایش احتمال انتخاب آن مسیر می‌گردد. علاوه بر فرامان، در بسیاری از مسائل می‌توان از یک هدایت کننده کاوشی^۱ به‌منظور ایجاد

¹Heuristic Guidance



جدول ۴- پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم تکاملی جامعه مورچگان بکار رفته در ساختار W-ANFIS

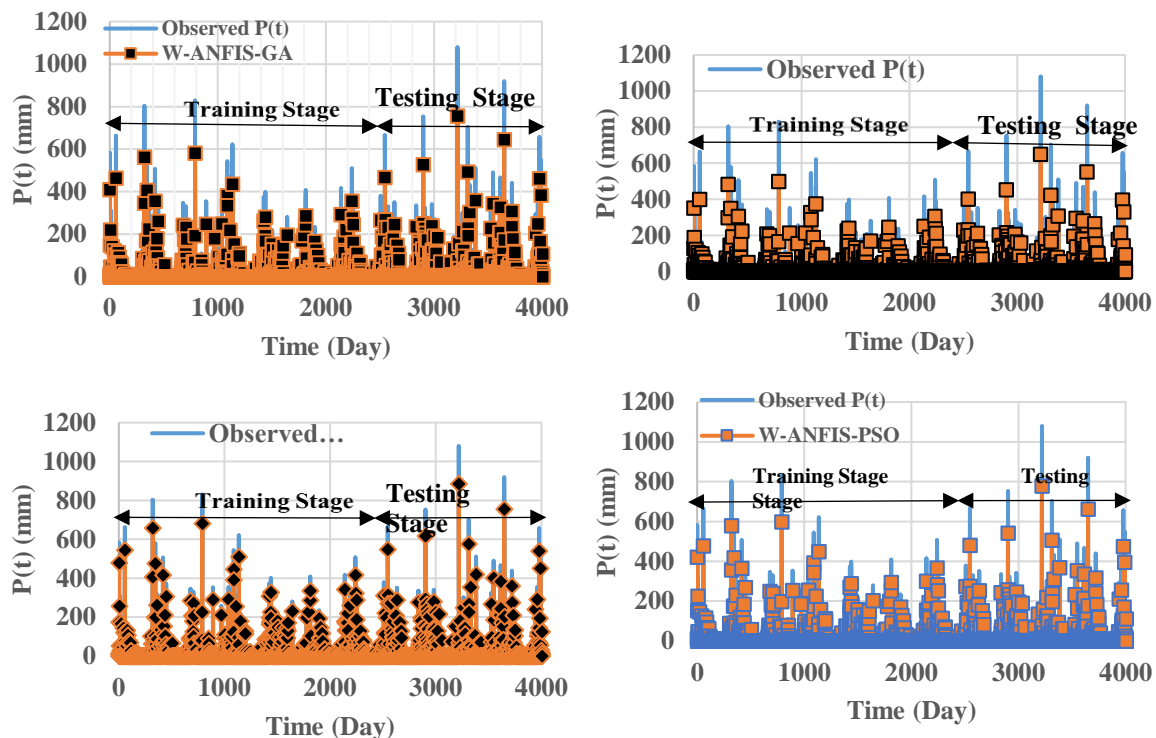
Table 4 Control parameters related to the ACO algorithm used in the W-ANFIS structure

Model	Upper bound search space	Lower bound search space	Maximum iteration	Number of populations	Best value of fitness function
W-ANFIS-ACO	1	-1	500	30	115.608

جدول ۵- پارامترهای آماری جهت ارزیابی مراحل آموزش و آزمایش ایستگاه ازمیر

Table 5 Statistical parameters to evaluate the training and testing of Izmir station

Smart stage models	Training			Test stage		
	R	RMSE(mm)	MAE(mm)	R	RMSE(mm)	MAE(mm)
W-ANFIS-ACO	0.90	29.45	22.14	0.904	30.41	25.50
W-ANFIS-DE	0.96	20.10	15.15	0.954	22.22	17.11
W-ANFIS-GA	0.93	25.11	17.55	0.930	25.70	18.11
W-ANFIS-PSO	0.91	27.13	20.18	0.90	28.11	24.11



شکل ۱- مقایسه عملکرد مدل‌های W-ANFIS بهینه شده جهت تخمین بارش روزانه نسبت به داده‌های مشاهده‌ای در مراحل آموزش و آزمایش

Fig 1 Performance of W-ANFIS-ACO model compared to the observed data in the training and testing stages

ده خوشه حاصل گردید. به منظور ارزیابی دقت مدل‌های مذکور، در این پژوهش پارامترهای آماری ضریب همبستگی (R)، ریشه میانگین مربعات خطا^۱ (RMSE) و میانگین خطای مطلق^۲ (MAE) به کار برده شدند و روابط مربوط به این پارامترها در منابع ارائه گردیده است (Kisi and Shiri, 2011). با توجه به جدول (۵) و نتایج مرحله آموزش می‌توان دریافت که W-ANFIS-DE با داشتن ضریب همبستگی

۳- یافته‌ها و بحث

۳-۱- بررسی عملکرد مدل‌های ترکیبی بهینه W-ANFIS

در این پژوهش، با به کارگیری پنج تأخیر زمانی و سه سطح تجزیه مدل موجک، مدل W-ANFIS دارای ۲۰ متغیر ورودی گردید و جهت تخمین بارندگی و در نتیجه مدل فازی استنتاجی تطبیقی نوع سوم (Genfis3) به دلیل بالا بودن حجم پارامترهای ورودی مورد توجه قرار گرفت. با انجام روش سعی و خطا در تعیین تعداد خوشه‌های مورد نیاز در مرحله آموزش، برای هر چهار مدل بهینه W-ANFIS تعداد

¹ Root Mean Square Error

² Mean Absolute Error

در این قسمت از مطالعه حاضر، کارایی مدل‌های ترکیبی W-ANFIS جهت تخمین میزان بارش روزانه در ایستگاه از میر به وسیله معیار اعتبار سنجی کلی مورد بررسی قرار می‌گیرد (Tropsha et al. 2003). جهت استفاده از این معیار در ابتدا مقادیر پارامترهای K و K' از طریق رابطه‌های (۲۵) و (۲۶) محاسبه می‌گردند.

$$K = \frac{\sum_{i=1}^{NT} (P(t)_{Obs_i} \times P(t)_{Pre_i})}{\overline{P(t)_{Pre}}^2} \quad (25)$$

$$K' = \frac{\sum_{i=1}^{NT} (P(t)_{Obs_i} \times P(t)_{Pre_i})}{\overline{P(t)_{Obs}}^2} \quad (26)$$

پژوهش‌های گسترده انجام گرفته در زمینه مهندسی آب نشان داده که جهت رسیدن به سطح مطلوب عملکرد مدل‌های تجربی و هوشمند، مقادیر عددی K و K' باید به مقدار یک نزدیک باشند. سپس، نسبت‌های m و n با رابطه‌های ریاضی (۲۷) و (۲۸) زیر نیز در بالاترین سطح دقت مدل‌های پیشنهادی کم‌تر از ۰/۱ می‌باشند (Tropsha et al. 2003).

$$m = (R^2 - R_0^2) / R^2 \quad (27)$$

$$n = (R^2 - R_0'^2) / R^2 \quad (28)$$

همچنین، پارامتر R_m که به صورت رابطه (۲۹) تعریف می‌گردد در شرایط بزرگ‌تر از ۰/۵ نشان دهنده عملکرد مطلوب مدل ریاضی می‌باشد (Tropsha et al. 2003).

$$R_m = R^2 \times \left(1 - \sqrt{|R^2 - R_0^2|}\right) > 0.5 \quad (29)$$

که در آن پارامترهای R_0^2 و $R_0'^2$ به صورت رابطه‌های (۳۰) و (۳۱) محاسبه می‌گردند.

$$R_0^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{NT} P(t)_{Pre_i}^2 (1 - K)^2}{\sum_{i=1}^{NT} (P(t)_{Pre_i} - \overline{P(t)_{Pre}})^2} \quad (30)$$

$$R_0'^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{NT} [P(t)_{Obs_i} \times P(t)_{Pre_i}]^2 (1 - K')^2}{\sum_{i=1}^{NT} (P(t)_{Obs} - \overline{p(t)_{Obs}})^2} \quad (31)$$

جدول ۶- نتایج اعتبار سنجی کلی مدل‌های هوشمند جهت تخمین بارش روزانه در ایستگاه بارندگی از میر

Table 6 Results of general validation of smart models to estimate daily rainfall in Izmir rain station

مدل‌های هوشمند	R>0.8	0.85<K<1.15	0.85<K'<1.15	m<0.1	n<0.1	$R_m>0.5$
W-ANFIS-PSO	0.88	0.83	0.79	0.092	0.055	0.65
W-ANFIS-DE	0.93	0.92	0.82	0.023	0.062	0.81
W-ANFIS-GA	0.89	0.72	0.62	0.011	0.078	0.63
W-ANFIS-ACO	0.91	0.79	0.67	0.045	0.080	0.70

هوشمند در ایستگاه‌های بارندگی از میر در جدول (۶) ارائه گردیده‌اند. همان‌طور که در جدول (۶) مشاهده می‌گردد، مدل ترکیبی W-ANFIS-DE با داشتن R برابر با ۰/۹۳ و مقدار K برابر با ۰/۹۲ در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی

برابر با ۰/۹۶ و RMSE برابر با ۲۰/۱۰ mm دارای عملکرد بهتری در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی می‌باشد.

همچنین مقادیر خطای MAE برتری مدل هوشمند W-ANFIS-DE را نشان می‌دهد. ترکیب الگوریتم بهینه‌ساز بهینه‌ساز GA با مدل فازی-عصبی از نقطه نظر دقت تخمین بارش روزانه با RMSE = ۲۵/۱۱ mm و MAE = ۱۷/۵۵ دارای رتبه دوم می‌باشد و در ادامه، کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌ساز PSO و ACO در ساختار مدل هوشمند ANFIS به ترتیب با مقادیر خطای MAE برابر با ۲۰/۱۸ و ۲۲/۱۴ از نظر سطح دقت در رتبه‌های سوم و چهارم قرار دارند. در مرحله‌ی آزمایش نیز دقت بالاتر مدل هوشمند ترکیبی W-ANFIS-DE با مقدار ضریب همبستگی برابر با ۰/۹۵۶ و خطاهای RMSE برابر با ۲۲/۲۲ mm و MAE برابر با ۱۷/۱۱ mm در مقایسه با سایر مدل‌های هوشمند دارای بالاترین سطح عملکرد می‌باشد. مدل W-ANFIS-GA با داشتن R=۰/۹۳ و RMSE=۲۵/۷ mm دارای دقت بالاتری در مقایسه با دو مدل هوش مصنوعی W-ANFIS-PSO (RMSE = ۲۸/۱۱ mm) و W-ANFIS-ACO (RMSE = ۳۰/۴۱ mm) (R = ۰/۹۰ و R = ۰/۹۰۴) دارد. همچنین، مقادیر خطای MAE در مرحله آزمایش برتری نسبی کاربرد مدل تکاملی DE در ساختار W-ANFIS نشان می‌دهد. از طرفی مقادیر بارش محاسبه شده توسط مدل هوشمند ترکیبی الگوریتم‌های بهینه‌ساز و W-ANFIS برای هر دو مرحله آموزش و آزمایش در شکل (۱) نشان داده شده است.

۳-۲- آنالیز اعتبار سنجی کلی نتایج مدل‌های

پیشنهادی

به منظور انجام محاسبات فرآیند اعتبارسنجی کلی مدل‌های پیشنهادی از کل داده‌های خروجی مراحل آموزش و ارزیابی استفاده شده است. نتایج مربوط به اعتبار سنجی مدل‌های



کشور ترکیه توسط پیش پردازشگر تابع موجک با استفاده از تبدیل موجک و تابع مادر نوع haar تجزیه شدند. مرحله آموزش مدل W-ANFIS به وسیله الگوریتم‌های بهینه‌ساز GA، PSO، ACO و DE صورت گرفت و در نتیجه مدل‌های هوشمند پیشنهادی در دو مرحله آموزش و آزمایش، با ملاک قرار دادن معیارهای آماری، مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج زیر از پژوهش حاضر حاصل شدند:

۱- پارامترهای آماری محاسبه شده در هر دو مرحله آموزش و ارزیابی نشان دادند که مدل بهینه W-ANFIS-DE با داشتن ضریب همبستگی ۰/۹۵۴ دارای دقت بیشتری در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی W-ANFIS می‌باشد.

۲- مدل W-ANFIS-DE با داشتن مقادیر خطاهای RMSE و MAE برابر با ۲۲/۱۲ و ۱۷/۱۱ mm از لحاظ سطح عملکرد دارای برتری نسبی در مقایسه با مدل‌های W-ANFIS-PSO و W-ANFIS-GA می‌باشد.

۳- نتایج آماری آنالیز اعتبارسنجی مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی نشان دادند که روش W-ANFIS-DE (۰/۰۶۲ = n و ۰/۰۲۳ = m) در مقایسه با W-ANFIS-PSO (۰/۰۹۲ = n و ۰/۰۵۵ = m) و W-ANFIS-GA (۰/۰۷۸ = n و ۰/۰۱۱ = m) و W-ANFIS-ACO (۰/۰۸۰ = n و ۰/۰۴۵ = m) از سطح دقت بالایی در تخمین بارش ایستگاه بارندگی از میر برخوردار می‌باشد. همچنین مقادیر R ، K' و R_m نیز برتری مدل هوش مصنوعی W-ANFIS-DE را نشان می‌دهد.

سپاسگزاری

بدین‌وسیله از جناب آقای دکتر کیسی استاد دانشگاه ایلیا گرجستان جهت فراهم‌آوردن داده‌های بارش منطقه مورد مطالعه قدردانی به‌عمل می‌آید.

نحوه دسترسی به داده‌ها

داده‌ها حسب درخواست، از طرف نویسنده مسئول از طریق ایمیل قابل ارسال است.

References

Abbot, J. and Marohasy, J. (2014). Input selection and optimisation for monthly rainfall forecasting in Queensland, Australia, using artificial neural networks. *Atmos. Res.*, 138, 166-178.

W-ANFIS از دقت بالای تخمین بارش در ایستگاه بارندگی از میر برخوردار می‌باشد. همچنین در این ایستگاه، مدل W-ANFIS-DE مقادیر نسبت‌های m و n به ترتیب برابر با ۰/۰۲۳ و ۰/۰۶۲ را نتیجه داد.

از نقطه نظر سایر پارامترهای اعتبارسنجی، مقادیر R (۰/۸۸)، K' (۰/۷۹) و R_m (۰/۶۵) نشان می‌دهند که ترکیب الگوریتم بهینه‌ساز PSO و W-ANFIS دارای دومین سطح عملکرد مطلوب در تخمین بارش روزانه می‌باشد. همچنین پارامترهای آماری جدول (۶) نشان می‌دهد که مدل ترکیبی W-ANFIS-ACO با مقادیر R برابر با ۰/۹۱، m برابر با ۰/۰۴۵ و n برابر با ۰/۰۸۰ دارای سطح عملکرد بالاتری در مقایسه با مدل هوش مصنوعی W-ANFIS-GA ($R=0.89$, $m=0.011$, and $n=0.078$) می‌باشد. از طرفی مقادیر m ، n ، R ، R_m بیانگر این مطلب می‌باشد که هر چهار مدل هوشمند ترکیبی سطح دقت قابل قبولی در برآورد بارش برخوردار می‌باشند. نتایج پژوهش حاضر را می‌توان با پژوهش‌های مشابه انجام گرفته توسط Kisi and Shiri (2011) و Kisi and Cimen (2012) مقایسه نمود. نتایج آماری مرحله آزمایش جدول (۶) نشان می‌دهد که دقت مدل‌های بهینه W-ANFIS در مقایسه با نتایج مدل‌های هوش مصنوعی ترکیبی W-GEP ($RMSE = 42/17$ mm) و W-NF ($RMSE = 92/31$ mm و $R = 0/85$) که توسط Kisi and Shiri (2011) جهت تخمین بارش ایستگاه از میر به‌کاربرده شد، از سطح عملکرد نسبتاً بالاتری برخوردار می‌باشد. همچنین نتایج پژوهش حاضر در مقایسه با مدل ترکیبی W-SVM ($RMSE = 68/6$ mm و $R = 0/345$) که توسط Kisi and Cimen (2012) ارائه گردید، دارای دقت بالایی است.

۴- نتیجه گیری

در این پژوهش به تحلیل و بررسی توانایی مدل‌های بهینه هوشمند ANFIS پرداخته شد. جهت انجام این پژوهش، مقادیر بارش روزانه مربوط به ایستگاه از میر واقع در غرب

Afsahr, A., Emami Skardi, M. J. and Jeirani, F. (2015). Optimal design of catchments in Watersheds using multi-objective ant colony optimization algorithm and SWAT model. *Environ. Sci. Technol.*, 16(1), 133-148.



- Hardwinarto, S., and Aipassa, M., (2015). Rainfall monthly prediction based on artificial neural network: A case study in Tenggara Station. East Kalimantan-Indonesia. *Procedia Comput. Sci.*, 59, 142-151.
- Hashemi Jowkar, M. (2012). Determination of inflation parameters (inflation percentage and inflation pressure) of swollen soils using adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS). Master Dissertation in soil and foundation mechanical engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman [In Persian].
- Hawangy, R. (2017). Positioning of autonomous robots based on differential evolution algorithm. *Electronic Industries.*, 8(1), 71-84.
- He, Z., Wen, X., Liu, H. and Du, J., (2014). A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. *J. Hydrol.*, 509, 379-386.
- Hoseynipoor, A. (2015). Prediction of short-term load in Kerman region using the combined method of ANFIS-PSO. The Second National Conference on New and Clean Energy Management, Shahid Mofteh Faculty of Engineering, Hamadan University [In Persian].
- Keshawarzmehr, M. (2012). Neural networks, fuzzy logic and genetic algorithm composition and application, Nopardazan Press, Tehran [In Persian].
- Kisi, O. and Shiri, J. (2011). Precipitation forecasting using wavelet-genetic programming and wavelet-neuro-fuzzy conjunction models. *Water Resour. Manag.* 25(13), 3135-3152.
- Kisi, O. and Cimen, M., (2012). Precipitation forecasting using wavelet-support vector machine conjunction model. *Eng. Appl. Artif. Intell.* 25, 783-792.
- Malakmohammady, M., and Nasrollahi, M. (2016). Comparison of the efficiency of adaptive neuro fuzzy inference system particle swarm optimization (ANFIS-PSO) and artificial neural network (ANN) in demand forecasting (Case study of Novin Ghateh Company). 3rd International Conference on Management, Accounting and Knowledge-Based Economics with Emphasis on Resistance Economics, Allameh Majlisi University, Tehran [In Persian].
- Naeeni, S. (2011). Comparison of two reduction clustering algorithms and fuzzy C-Means in constructing a fuzzy model predicting the Geometric dimensions of the overflow scouring hole downstream of the ski jump. 10th Iranian Hydraulic Conference, University of Guilan, Rasht, Iran [In Persian].
- Nikam, V. and Gupta, K. (2013). SVM-based model for short-term rainfall forecasts at a local scale in the Mumbai urban area, India. *J. Hydrol. Eng.*, 19(5), 1048-1052.
- Phukoetphim, P., Shamseldin, A. Y. and Adams, K. (2016). Multimodel approach using neural networks and symbolic regression to combine the estimated discharges of rainfall-runoff models. *J. Hydrol. Eng.*, 21(8), 04016022.
- Sarzaeim, P., Bozorg-Haddad, O., Bozorgi, A. and Loáiciga, H. A. (2017). Runoff projection under climate change conditions with data-mining methods. *J. Irrig. Drain. Eng.*, 143(8), 04017026.
- Sehgal, V., Sahay, R. R. and Chatterjee, C. (2014). Effect of utilization of discrete wavelet components on flood forecasting performance of wavelet based ANFIS models. *Water. Resour. Manag.*, 28(6), 1733-1749.
- Tropsha A., Gramatica P., and Gombar V. K. (2003). The importance of being earnest: Validation is the absolute essential for successful application and interpretation of QSPR models. *QSAR Comb. Sci.*, 22(1), 67-77.



Research Paper

Daily Rainfall Estimation using ANFIS Combination Models Trained by Clustering of Fuzzy c-Means and Evolutionary Algorithms

Mohammad Najafzadeh^{*1}, Diako Afroozi² and Ali Barzkar²

¹Assist. Professor, Department of Water Engineering, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

²M.Sc. Department of Water Engineering, Faculty of Civil and Surveying Engineering, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

*Corresponding author: m.najafzadeh@kgut.ac.ir

Received: June 30, 2020

Revised: January 17, 2021

Accepted: April 17, 2021

Abstract

Nowadays, due to the high uncertainty in estimating precipitation in different geographical areas, the use of computational intelligence methods based on optimization algorithms to accurately estimate daily precipitation has been considered by water engineers. In the present study, the combined Adaptive Neuro Fuzzy Inference System and Wavelet transform (W-ANFIS) method was used as a pre-processor for daily rainfall data to estimate precipitation values. The structure of the W-ANFIS hybrid model was developed using the Fuzzy Clustering Means (FCM) method in the training phase. Moreover, constant coefficients of membership functions applied in the ANFIS model were optimized using four optimization algorithms including Genetic Algorithm (GA), Particle Swarm Optimization (PSO), Differential Evolution (DE), and Ant Colony community (ACO). In the present study, rainfall statistics of Izmir basin in the western part of Turkey were used. Through applying five-time delays in daily rainfall statistics as well as decomposing each time delay in the three levels of wavelet transform, each of the W-ANFIS optimal models had twenty input variables. The results of the statistical analysis for both training and testing stages by the Root Mean Square Error (RMSE) and Mean Absolute Error (MAE) showed that the application of the DE algorithm into W-ANFIS structure had the best performance (RMSE = 22.22 and MAE = 17.11mm) than other combined models with PSO (RMSE = 28.11 and MAE = 24.11 mm), ACO (RMSE = 30.41 and MAE = 26.50 mm), and GA (RMSE = 25.70 and MAE = 18.11 mm).

Keywords: Adaptive Neuro Fuzzy Inference System; Clustering; Evolutionary Algorithms; Rainfall Estimation; Wavelet Transform.

