

کاربرد تئوری آنتروپی شانون در پیش بینی تبخیر و تعرق پتانسیل (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک ارومیه)

نوید زینال پور¹، علیرضا پرویشی^{2*}

1- نوید زینال پور، دانش آموخته کارشناسی ارشد مهندسی مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران.

2- علیرضا پرویشی، استادیار گروه مهندسی عمران، واحد ارومیه، دانشگاه آزاد اسلامی، ارومیه، ایران. شماره تماس: 09144412363، آدرس ایمیل: a.parvishi@gmail.com

تاریخ پذیرش: 1402/07/14

تاریخ دریافت: 1401/08/10

چکیده

تبخیر و تعرق از مهمترین اجزای چرخه هیدرولوژی بوده و برآورد دقیق آن در مطالعات زیادی مانند بیلان آب، مدیریت منابع آب و برنامه ریزی آبیاری کاربرد دارد. استفاده از مدل های هوشمند می تواند ابزارهای مناسبی برای تخمین متغیرهای غیرخطی همچون تبخیر و تعرق باشد. در مطالعه حاضر از روش های برنامه ریزی بیان ژن GEP و سیستم استنتاج عصبی فازی - تطبیقی ANFIS برای پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه استفاده گردید. بدین منظور دو حالت مختلف مدل سازی توسعه داده شد. حالت اول الگوهای اقلیم پایه و حالت دوم نقش حافظه در پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه، از روش آنتروپی شانون برای انتخاب بهینه ترین ورودی ها استفاده شد. مطابق نتایج مدل GEP در الگوی CBM8 با مقادیر $KGE=0/91$ ، $WI=0/87$ و $RMSE=0/495$ بهترین عملکرد را در پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه ایستگاه سینوپتیک داشت. نتایج حاصل از اجرای مدل ها با الگوهای تاخیر پایه نیز روش آنتوپی شانون توانست تاخیر بهینه را به درستی شناسایی نماید.

کلمات کلیدی: آنتروپی شانون، الگوهای اقلیم پایه، الگوهای تاخیر پایه، روش پنمن - موتیث فائو

مقدمه

روش ها با بهره گیری از میانگین متغیرهای هواشناسی مختلف در گام های زمانی مورد نظر (سالانه، ماهانه و روزانه)، تبخیر و تعرق محاسبه می شود. غیرخطی بودن و تغییرپذیری بالای تبخیر و تعرق باعث شده است که استفاده از مدل های خطی، عملکرد مناسبی در این زمینه نداشته باشند. برای برآورد دقیق این متغیر مهم هیدرولوژیکی، باید با صرف وقت و هزینه، داده های زیادی اندازه گیری شود (2). عوامل مختلف اقلیمی همچون دما، بارش، تعداد ساعات آفتابی،

بزرگترین مصرف کننده آب در جهان بخش کشاورزی می باشد. عوامل مختلفی نیاز آبی گیاهان را تحت تاثیر قرار می دهند. متغیرهای هواشناسی بیشترین سهم را در نیاز آبی گیاهان به شکل تبخیر و تعرق دارند (5). تبخیر و تعرق بطور همزمان بوده و روش ساده ای برای جدا کردن این دو فرآیند وجود ندارد (7). مدل سازی فرآیند تبخیر و تعرق پوشش های گیاهی با استفاده از روش های تجربی، بیلان انرژی و آئرو دینامیک صورت می پذیرد. در این

برآورد تبخیر و تعرق گیاه پتانسیل می‌باشد(6). کیشی و کارمن، در مقایسه‌ای عملکرد مدل SVM و روابط تجربی هارگریوز، ریتچ و تورک را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق روزانه مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه مدل SVM با بهره‌گیری از ورودی‌های درجه حرارت روزانه، تابش خورشیدی، رطوبت نسبی و سرعت باد از دقت بسیار بالایی در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع روزانه برخوردار بود(11). طبری و همکاران، دقت مدل‌های ANFIS و SVM را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق گیاه سیب‌زمینی مورد ارزیابی قرار دادند. ورودی‌های مختلفی برای هر دو مدل معرفی شده و در نهایت بر اساس شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا و خطای انحراف میانگین، مدل SVM با در نظر گرفتن ورودی‌های درجه حرارت متوسط، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی، تعداد ساعات آفتابی و سرعت باد عملکرد بهتری در مقایسه با سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی داشته است(17). محمد رضا پور و همکاران، در پژوهشی با استفاده از سه روش ماشین بردار پشتیبان SVM، سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی ANFIS و برنامه ریزی بیان ژن GEP به پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع پرداختند. در این راستا، تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از رابطه پنمن-فائو-مانتیث در مقیاس ماهانه برای چهار ایستگاه سینوپتیک زاهدان، زابل، ایرانشهر و چابهار محاسبه شد. داده‌های آب و هوا به عنوان ورودی به مدل‌های SVM، ANFIS و GEP برای برآورد تبخیر و تعرق استفاده گردید. پنج ترکیب ورودی مختلف مدل‌سازی مورد بررسی قرار گرفته و عملکرد آن‌ها با استفاده از شاخص‌های ضریب تبیین، میانگین خطای مطلق و میانگین مربعات خطا مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدل

رطوبت نسبی و سرعت باد در میزان تبخیر و تعرق تاثیرگذار می‌باشد، بنابراین با توجه به ماهیت غیرخطی تبخیر و تعرق، استفاده از مدل‌های هوشمند مانند سیستم‌های فازی - عصبی تطبیقی ANFIS¹ و برنامه‌ریزی بیان ژن GEP² می‌تواند به عنوان ابزار مناسبی برای تخمین هر چه دقیق‌تر تبخیر و تعرق مرجع به کار گرفته شوند. یکی از راه‌کارهایی که برای انتخاب ورودی‌های بهینه در سال‌های اخیر پیشنهاد شده است، استفاده از روش آنتروپی شانون می‌باشد (8). این شاخص نشان می‌دهد که وقایع با احتمال وقوع زیاد اطلاعات کمتری در اختیار می‌گذارند و برعکس هرچه قدر احتمال وقوع یک رخداد کمتر باشد، اطلاعات حاصل از آن بیشتر است. پیش از این نیز محققانی چون قهرمان و قره‌خانی، به ارزیابی مدل‌های تصادفی سری زمانی در برآورد تبخیر از تشت پرداختند. در این تحقیق، عملکرد هریک از مدل‌های یاد شده در برآورد و تخمین مقادیر آتی سری زمانی روزانه تبخیر از تشت در ایستگاه سینوپتیک شیراز طی دوره 2006-2010 مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل سری زمانی ARIMA(1,1,1) عملکرد بسیار بهتری نسبت به سایر مدل‌های ARIMA دارد و روند تغییرات سری زمانی را با خطای کمتری شبیه‌سازی می‌کند(4). نوری و همکاران، در ایستگاه سینوپتیک مشهد تبخیر و تعرق گیاه پتانسیل را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با حداقل متغیرهای اقلیمی مدل‌سازی کردند. نتایج به دست آمده با برآوردهای به دست آمده از روش‌های هارگریوز-سامانی، بلانی-کریدل، پریستلی-تیلور و ماکینک مقایسه گردید. نتایج نشان دهنده کارایی بهتر شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های تجربی در

¹ Adaptive Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS)

² Genetic Expression Programming

ایران تحت شرایط آب و هوایی مختلف استفاده شد: اصفهان (خشک)، ارومیه (نیمه خشک) و یزد (بیش از حد خشک). عملکرد مدل‌ها با استفاده از خطای میانگین مربع ریشه RMSE، RMSE، MAE، ضریب NRMSE، میانگین خطای مطلق MAE، ضریب تعیین R² و بازده نش-ساتکلیف E ارزیابی شد. نتایج نشان داد که روش جنگل‌های تصادفی توانسته بهترین ترکیب ورودی به مدل SVR را ارائه داده و نتایج بهتری نسبت به سایر روش‌ها داشته است (13). (Tikhamarine et al, 16) تیخامارینه و همکاران، در پژوهشی مدل‌های هوش مصنوعی AI را برای تخمین ET₀ در مقیاس‌های چند زمانه بیشتر مورد توجه قرار دادند. ایشان توانایی مدل AI ترکیبی جدید، یعنی رگرسیون بردار پشتیبان SVR تلفیقی با بهینه‌ساز گرگ خاکستری SVR-GWO را برای تخمین ET₀ ماهانه در ایستگاه‌های الجزایر، تلمسن و آنا واقع در شمال الجزایر بررسی نمودند. پنج متغیر آب و هوایی یعنی رطوبت نسبی RH، حداکثر و حداقل دمای هوا T_{max} و T_{min}، تابش خورشید R_s و سرعت باد U_s برای ساخت و ارزیابی مدل استفاده شد. مدل پیشنهادی ترکیبی SVR-GWO در برابر الگوریتم ترکیبی SVR-ژنتیکی SVR-GA، بهینه‌ساز ازدحام ذرات SVR-particle (SVR-PSO) و شبکه عصبی مصنوعی معمولی ANN با استفاده از آماره‌های خطای میانگین مربع RMSE، نش-ساتکلیف، ضریب همبستگی پیرسون و شاخص ویلموت مورد ارزیابی قرار گرفتند. نتایج نشان داد که عملکرد SVR-GWO بسیار بهتر بوده و خطای کمتری را در برآورد خطای تبخیر و تعرق مرجع به خود اختصاص داده است (16). هدف از استنتاج عصبی فازی-تلفیقی ANFIS است و برای انتخاب بهینه‌ترین ورودی‌ها از روش آنتروپی شانون استفاده شده است.

SVM با ورودی‌های میانگین دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی ماه فعلی و ماه قبل بهتر از مدل‌های دیگر در ایستگاه‌های زاهدان، زابل، ایرانشهر و چابهار بوده است. همچنین مقایسه سه روش به کار رفته نشان داد که در همه ایستگاه‌ها، مدل‌های SVM، GEP و ANFIS رتبه‌های اول، دوم و سوم را در برآورد تبخیر و تعرق مرجع ماهانه به خود اختصاص داده‌اند (12). کاظمی و همکاران، از روش برنامه ریزی بیان ژن GEP برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع ET₀ با استفاده از داده‌های ثبت شده در کشورهای ترکیه و ایران پژوهشی انجام دادند. ایشان مدل‌های مبتنی بر GEP را با استفاده از داده‌های 10 ایستگاه در ترکیه ایجاد و آموزش دادند. سپس مدل‌های توسعه یافته در 18 ایستگاه ایران با اختلاف عرض جغرافیایی قابل توجه مورد آزمایش (اعتبارسنجی) قرار گرفتند. دوره‌های زمانی مختلف (شروع و پایان سری‌های زمانی) برای ایستگاه‌های آموزش و تست انتخاب شد تا هیچ تداخلی بین تاریخ وقایع در هر دو گروه وجود نداشته باشد. همچنین مقایسه‌ای بین مدل‌های GEP و معادلات تجربی متداول انجام شد. نتایج به دست آمده نشان داد که مدل‌های تعمیم یافته GEP عملکرد بسیار بهتری را در شبیه‌سازی مقادیر ET₀ روزانه ارائه دادند. همچنین دقت عملکرد معادلات تجربی کالیبره شده با استفاده از داده‌های برون‌زا در مقایسه با نسخه‌های اصلی (غیر کالیبره شده) آن‌ها کاهش یافت (10). محمدی و مهدی‌زاده، از روش‌های پیش پردازش داده‌ها برای تعیین ترکیب بهینه ورودی‌ها و مدل رگرسیون بردار پشتیبان SVR برای مدل‌سازی ET₀ روزانه در سه ایستگاه هواشناسی در پژوهش حاضر، پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در دوره آماری 1973 تا 2018 با استفاده از روش‌های برنامه ریزی بیان ژن GEP و سیستم

مواد و روش‌ها:

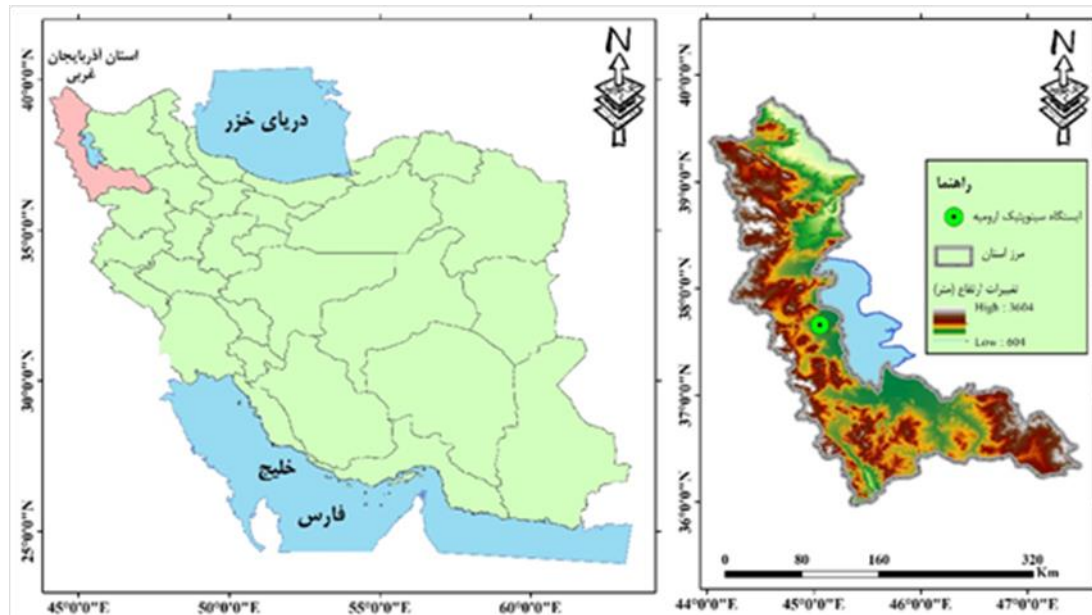
توپوگرافی متنوع و گسترده‌ای دارد. در مطالعه حاضر از داده‌های ایستگاه سینوپتیک ارومیه برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع در دوره آماری 1973 تا 2018 استفاده شد. بدین منظور از داده‌های دمای کمینه، متوسط و بیشینه، بارش، سرعت باد، رطوبت نسبی متوسط و ساعات آفتابی استفاده شد. در جدول 1 اطلاعات مربوط به ایستگاه سینوپتیک ارومیه ارائه شده است. همچنین شکل 1 نیز موقعیت ایستگاه

استان آذربایجان غربی با احتساب دریاچه ارومیه حدود 43660 کیلومتر مربع مساحت دارد. این استان که در شمال غرب ایران است، 2/65 درصد از مساحت کل کشور را تشکیل می‌دهد و بین 35 درجه و 58 دقیقه تا 39 درجه و 46 دقیقه عرض شمالی و 44 درجه و 3 دقیقه تا 47 درجه و 23 دقیقه طول شرقی قرار گرفته است. استان آذربایجان غربی یکی از مناطق کوهستانی کشور است و

جدول 1- مشخصات ایستگاه منتخب در حوضه آبریز دریاچه ارومیه

ایستگاه	دوره آماری	پارامتر	کمینه	بیشینه	متوسط
ایستگاه سینوپتیک ارومیه	1973 تا 2008	دما کمینه (C)	-15/4	31/0	6/1
		دمای بیشینه (C)	-4/3	35/7	15/7
		دمای متوسط (C)	-9/0	33/3	11/9
		سرعت باد (m/s)	0/2	3/4	1/4
		ساعات آفتابی (hr)	1/2	13/1	7/9

مورد مطالعه را در کشور و استان نشان می‌دهد.



شکل 1- موقعیت ایستگاه سینوپتیک ارومیه در کشور و استان آذربایجان غرب

ترکیب می‌شوند. در گام اول حل مسئله با استفاده از GEP، می‌باید جمعیت‌های اولیه برای حل مسئله تولید شود. این فرآیند می‌تواند به وسیله حالت‌های تصادفی و یا در نظر گرفتن داده‌های ورودی درباره پدیده مورد بررسی انجام شود. سپس کروموزوم‌ها به صورت بیان درختی فراخوانی شده و به وسیله تابع برازش تحلیل می‌گردند. چنانچه راه حل مطلوب به دست آمده باشد یا نسل‌های تولید شده به تعداد مشخصی رسیده باشد، تکامل متوقف و مناسب‌ترین داده‌های تولیدی ارائه می‌شود. اگر شرایط توقف یافت نشود، بهینه‌گزینی انجام شده و سایر راه حل‌ها با یک فرآیندی گزینشی امتحان می‌شود. این فرآیند ممکن است برای چندین نسل تکرار و با پیش رفتن نسل به جلو کیفیت جمعیت نیز به طور نسبی بهبود یابد (9). در GEP این امکان فراهم است تا از عملگرهای مختلفی نظیر جهش و ترکیب بسته به نوع مسئله و نیاز کارشناسان استفاده شود. در عملگر جهش، بهسازی تصادفی، داخل کروموزوم‌های معینی

منظور از تعیین تبخیر و تعرق، برآورد مقدار آبی است که باید به یک پوشش زراعی داده شود تا در طول دوره رویش صرف تبخیر و تعرق نموده و بدون آنکه با تنش آبی مواجه شود رشد خود را تکمیل نموده و حداکثر مقدار محصول را تولید کند. در مطالعه حاضر از روش‌های برنامه ریزی بیان ژن GEP و سیستم استنتاج عصبی فازی-تطبیقی ANFIS برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه به وسیله نرم‌افزار MATLAB در دوره آماری 1973 تا 2018 استفاده گردید.

روش برنامه ریزی بیان ژن GEP:

روش برنامه ریزی بیان ژن حالت توسعه یافته برنامه‌ریزی ژنتیک می‌باشد. در ادامه سیر تکاملی روش‌های هوشمند به وجود آمده است و براساس نظریه تکامل داروین به یافتن روابط بین پدیده‌های مختلف اقدام می‌نماید (1). در این روش کروموزوم‌های خطی و ساده با طول ثابت و ساختاری شاخه‌ای با اندازه‌ها و اشکال مختلف با یکدیگر

به گونه‌ای خروجی در روش ممدنی غیرخطی است ولی در روش سوگنو خطی یا ثابت است.

آنتروپی شانون:

آنتروپی مفهومی در تئوری اطلاعات است که به میزان اطلاعات دریافتی از هر پیام اشاره دارد. آنتروپی در نظریه اطلاعات به وسیله توزیع احتمال مشخص بیان می‌شود. اندازه‌گیری این عدم اطمینان به وسیله شانون به صورت رابطه 1 ارائه می‌باشد (15):

$$E_j = S(P_1, P_2, \dots, P_n) = -K \sum_{i=1}^m P_i \ln P_i \quad i = 1, \dots, m \quad (1)$$

در این رابطه K یک مقدار ثابت است. از آنجا که رابطه فوق در محاسبات آماری مورد استفاده است به نام آنتروپی توزیع احتمال P_i نامیده می‌شود. زمانیکه P_i ها مساوی با یکدیگر باشند (برای مقادیر i داده شده) در این صورت P_i براساس رابطه 2 بدست می‌آید (14):

$$P_i = \frac{1}{n} \quad (2)$$

در یک ماتریس تصمیم‌گیری P_{ij} می‌تواند برای ارزیابی گزینه‌های مختلف به کار رود. در ماتریس تصمیم‌گیری شماره 3 m گزینه و n شاخص (معیار) مد نظر می‌باشند (15):

$$D = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix} \quad (3)$$

نتایج ماتریس بالا برای شاخص (P_{ij}) j برابر است با رابطه 4:

$$P_{ij} = \frac{a_{ij}}{\sum_{i=1}^m r_{ij}} ; j = 1, \dots, n \quad \forall_{ij} \quad (4)$$

نهایت شاخص آنتروپی E_j به شرح رابطه 5 محاسبه می‌گردد:

رخ می‌دهد و در نتیجه تغییرات در نسل‌ها حالت محدودتری به خود می‌گیرد. اما مزیت مهم جهش آن است که برای جلوگیری از ایجاد افراد معیوب از نظر قواعد، برخی عملیات را بدون نقص اجرا می‌نماید. عملگر ترکیب با اغام تک نقطه‌ای، دو نقطه‌ای و ژنی استفاده نواحی کدگذاری نشده داخل کروموزوم‌ها را با تعداد بالاتری روشن و خاموش کند که به مفهوم بررسی جنبه‌های بیشتری از پدیده مورد بررسی است. از این رو در مطالعات مربوط به پیش‌بینی می‌توان از عملگرهای جهش، ترکیب و جایگشت استفاده نمود. روش سیستم استنتاج عصبی فازی-تطبیقی ANFIS:

سامانه استنتاجی فازی-عصبی تطبیقی ANFIS جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود می‌باشد که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. همچنین سیستم استنتاجی عصبی-فازی تطبیقی از جمله روش‌هایی است که در تحلیل پدیده‌های غیرخطی و بررسی رابطه بین ورودی-خروجی در سیستم‌های چند پارامتری، به کار بسته می‌شود (3). بخش فازی مدل ANFIS رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار نموده که اصطلاحاً تابع عضویت نامیده می‌شود. پارامترهای تابع عضویت با استفاده از الگوریتم آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی و براساس دو روش زیر تعیین می‌شوند 1- روش پس انتشار خطا برای همه توابع عضویت. 2- روش ترکیبی شامل پس انتشار خطا برای پارامترهای خطا، پارامترهای توابع عضویت ورودی و روش حداقل مربعات برای پارامترهای توابع عضویت خروجی. به طور کلی در جعبه ابزار منطق فازی دو نوع سامانه فازی موسوم به الف) سامانه استنتاجی ممدنی و ب) سامانه استنتاجی نوع سوگنو وجود دارد. تفاوت اصلی آن‌ها در تابع عضویت است.

خطا، کلینگ گوپتا KGW و ضریب ویلموت WI استفاده می‌شود. مدلی به عنوان مناسب ترین گزینه انتخاب می‌گردد که بیشترین مقدار KGE و WI و کمترین مقدار RMSE و MAE را به خود اختصاص دهد.

نتایج و بحث:

نتایج حاصل از اجرای روش آنتروپی شانون برای انتخاب ورودی‌های بهینه در شرایطی که ورودی‌های مدل‌ها پارامترهای اقلیمی هستند در جدول 2 ارائه شده است. با توجه به این جدول مشاهده می‌شود که در محل ایستگاه سینوپتیک ارومیه پارامتر دمای کمینه با 38/74 درصد بیشترین وزن را به خود اختصاص داده است. در رتبه های بعدی به ترتیب دمای متوسط و دمای بیشینه با وزن‌های 26/67 و 20/10 قرار می‌گیرند. این امر نشان دهنده اهمیت متغیر دما در تبخیر و تعرق مرجع منطقه می‌باشد. همچنین این جدول نشان می‌دهد که سایر پارامترهای اقلیمی نظیر رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد در مجموع 14/50 درصد از ارزش اطلاعات ورودی را به خود اختصاص داده‌اند.

$$E_j = -K \sum_{i=1}^m P_{ij} \ln P_{ij} ; \forall_{ij} \quad (5)$$

و K به عنوان مقدار ثابت به از رابطه 6 به دست می‌آید:

$$K = \frac{1}{Lnm} \quad (6)$$

در ادامه مقدار d_j (درجه انحراف) بر اساس رابطه 7 محاسبه می‌شود که بیان می‌کند شاخص مربوطه (j) چه میزان اطلاعات مفید برای تصمیم‌گیری در اختیار تصمیم‌گیرنده قرار می‌دهد.

$$d_j = 1 - E_j ; \forall_j \quad (7)$$

در نهایت وزن W_j محاسبه شده رابطه 8 و هر متغیر که مقدار بزرگتری به خود اختصاص دهد اطلاعات بیشتری را نیز انتقال می‌دهد.

$$W_j = \frac{d_j}{\sum_{i=1}^n d_j} ; \forall_j \quad (8)$$

ارزیابی مدل‌ها:

در این تحقیق، برای ارزیابی مدل‌های موردنظر از معیارهای جذر میانگین مربعات خطا، میانگین مطلق

جدول 2- نتایج آزمون آنتروپی شانون در تعیین موثرترین پارامترهای ورودی در محل ایستگاه

سینوپتیک ارومیه

متغیرهای هواشناسی							شاخص
Rs (MJ/m ² .d)	U2 (m/s)	n (hr)	RH	Tave (°C)	Tmax (°C)	Tmin (°C)	
0/997	0/996	0/998	0/998	0/987	0/990	0/982	E
0/003	0/004	0/002	0/002	0/013	0/010	0/018	Dj
0/052	0/013	0/037	0/043	0/267	0/201	0/387	Wj
5/20	1/34	3/65	4/30	26/67	20/10	38/74	Wj (%)

مدل سازی روش‌های مختلفی وجود دارد. یکی از این روش‌ها، آزمون و خطاست. در این روش به قدری داده‌ها تاخیر یافته تبخیر و تعرق مرجع برای مدل سازی استفاده شد. برای انتخاب تاخیر بهینه در

در این مطالعه علاوه بر پارامترهای هواشناسی از داده‌های تاخیر یافته تبخیر و تعرق مرجع برای مدل سازی استفاده شد. برای انتخاب تاخیر بهینه در

اعتماد که بتوانند به صورت دقیق و با وزن مشخص تاخیر بهینه را تعیین کنند وجود ندارد. برای حل این مشکل آنترپی شانون استفاده شده و نتایج حاصل در جدول 3 ارائه شده‌اند. با توجه به نتایج این جدول مشاهده می‌شود که تاخیرهای اول تا سوم بیشترین وزن را به خود اختصاص داده و اطلاعات ارائه شده از تاخیرهای چهارم تا پنجم وزن کمتری دارند.

ورودی برای مدل تعیین گردد. روش دیگر استفاده از نمودارهای خودهمبستگی جزئی (PACF) است. در نمودار PACF هرگاه مقدار ضریب خودهمبستگی جزئی در تاخیری برای اولین بار در باند اطمینان قرار گیرد، تاخیر ماقبل بعنوان تبخیر بهینه انتخاب می‌گردد. با توجه به این توضیحات مشخص می‌شود که در دو روش مذکور، رویه‌هایی مشخص و قابل

جدول 3- نتایج آزمون آنترپی شانون در تعیین بهینه ترین تاخیر ورودی برای مدل سازی تبخیر- تفرق مرجع

شاخص	متغیرهای هواشناسی					
	ETt-6	ETt-5	ETt-4	ETt-3	ETt-2	ETt-1
E	0/976	0/972	0/969	0/939	0/959	0/949
Dj	0/024	0/028	0/031	0/061	0/041	0/051
Wj	0/102	0/119	0/131	0/258	0/173	0/216
Wj (%)	10/21	11/92	13/11	25/80	17/34	21/62

این پس مدل های اقلیم پایه (CBM) نامیده می‌شوند. در مرحله دوم ورودی مدل‌ها براساس تاخیر یک ماه قبل، دو ماه قبل تا شش ماه قبل دسته بندی شده و بدین ترتیب مدل‌های تاخیر پایه (LBM) ایجاد شدند. در جداول 4 و 5 به ترتیب الگوهای ورودی براساس دو حالت اقلیم پایه و تاخیر پایه به همراه بهینه ترین پارامترهای ورودی به مدل‌های GEP و ANFIS ارائه شده‌اند.

پس از اجرای روش تئوری آنترپی شانون مشاهده می‌شود که تعدادی از پارامترهای هواشناسی به عنوان بهترین گزینه برای معرفی به مدل مطرح شده و سایر متغیرها به عنوان ورودی‌های کم اثر تشخیص داده شدند. برای بررسی و ارزیابی بهتر روش آنترپی شانون الگوهای ورودی مختلفی در دو مرحله توسعه داده شد. در مرحله اول تمامی متغیرهای هواشناسی با ترکیب‌های مختلف به مدل معرفی گردیدند که از

جدول 4- الگوهای ورودی اقلیم پایه تعریف شده برای مدل سازی تبخیر- تفرق مرجع

ردیف	الگوی ورودی	متغیرهای موثر	خروجی
1	CBM1	Tmin	ET0
2	CBM2	Tmax	ET0
3	CBM3	Tave	ET0
4	CBM4	RH	ET0
5	CBM5	U2	ET0
6	CBM6	n	ET0
7	CBM7	Tmax, Tmin	ET0
8	CBM8	Tmax, Tmin, Tave	ET0
9	CBM9	Tmax, Tmin, Tave, RH	ET0
10	CBM10	Tmax, Tmin, Tave, RH, U2	ET0
11	CBM11	Tmax, Tmin, Tave, RH, U2, n	ET0

ET0	U2, n	CBM12	12
ET0	RH, n	CBM13	13
ET0	U2, n, RH	CBM14	14

جدول 5 - الگوهای ورودی تاخیر پایه تعریف شده برای مدل سازی تبخیر- تعرق مرجع

خروجی	متغیرهای موثر	الگوی ورودی	ردیف
ET0	ETt-1	LBM1	1
ET0	ETt-1, ETt-2	LBM2	2
ET0	ETt-1, ETt-2, ETt-3	LBM3	3
ET0	ETt-1, ETt-2, ETt-3, ETt-4	LBM4	4
ET0	ETt-1, ETt-2, ETt-3, ETt-4, ETt-5	LBM5	5
ET0	ETt-1, ETt-2, ETt-3, ETt-4, ETt-5, ETt-6	LBM6	6

شدند. در جدول 6 نتایج ارزیابی آماری عملکرد مدل GEP به ازای الگوهای مختلف ورودی در حالت اقلیم پایه ارائه شده است. با توجه به این جدول مشاهده می شود که در حالت صحت سنجی شاخص RMSE بین 0/495 تا 1/577 میلیمتر بر روز تغییر می کند. با توجه به اینکه میانگین تبخیر و تعرق مرجع در ایستگاه سینوپتیک ارومیه مقداری برابر با 2/4 میلی متر در روز دارد (در دوره آماری مورد مطالعه)، می توان دقت روش GEP را در کل مناسب ارزیابی کرد.

پس از تعیین الگوهای ورودی می توان مدل های مورد بررسی را اجرا نمود. یکی از روش های مورد استفاده در این مطالعه برای مدل سازی تبخیر و تعرق مرجع ایستگاه سینوپتیک ارومیه روش برنامه ریزی بیان ژن یا GEP می باشد. بدین منظور داده های 36 سال (1973 تا 2008) برای آموزش و 10 سال (2009 تا 2018) به عنوان داده های تست انتخاب شدند. به طور کلی 80 درصد داده ها برای آموزش و 20 درصد نیز برای تست در نظر گرفته شد. الگوهای ورودی نیز مطابق با جداول 4 و 5 به مدل معرفی

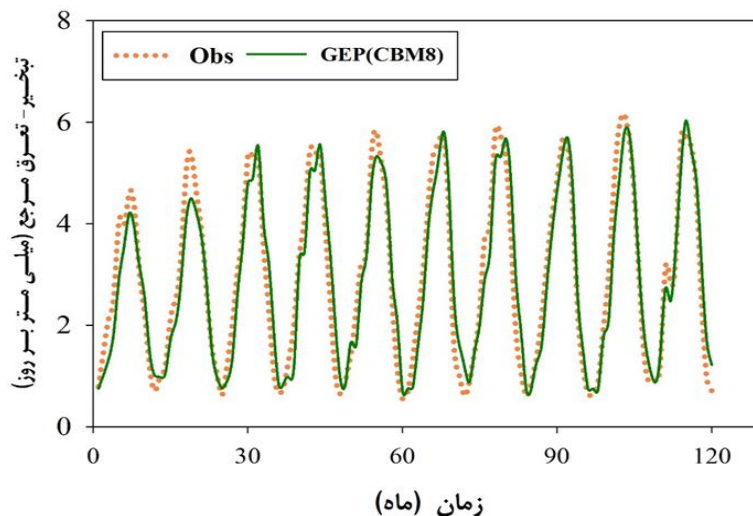
جدول 6 - تحلیل آماری نتایج GEP برای الگوهای ورودی اقلیم پایه در پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع

صحت سنجی				آموزش				الگو
WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	
0/805	0/867	0/610	0/766	0/844	0/924	0/389	0/493	CBM1
0/767	0/640	0/730	0/947	0/816	0/906	0/458	0/606	CBM2
0/722	0/554	0/872	1/098	0/820	0/887	0/448	0/580	CBM3
0/796	0/655	0/640	0/829	0/777	0/787	0/556	0/718	CBM4
0/548	0/015	1/416	1/577	0/604	0/073	0/987	1/167	CBM5
0/756	0/509	0/764	0/934	0/858	0/922	0/354	0/451	CBM6
0/755	0/675	0/767	0/983	0/823	0/916	0/441	0/579	CBM7
0/870	0/915	0/407	0/495	0/851	0/906	0/371	0/455	CBM8
0/827	0/704	0/541	0/676	0/852	0/914	0/369	0/456	CBM9
0/758	0/701	0/757	0/914	0/868	0/954	0/328	0/414	CBM10

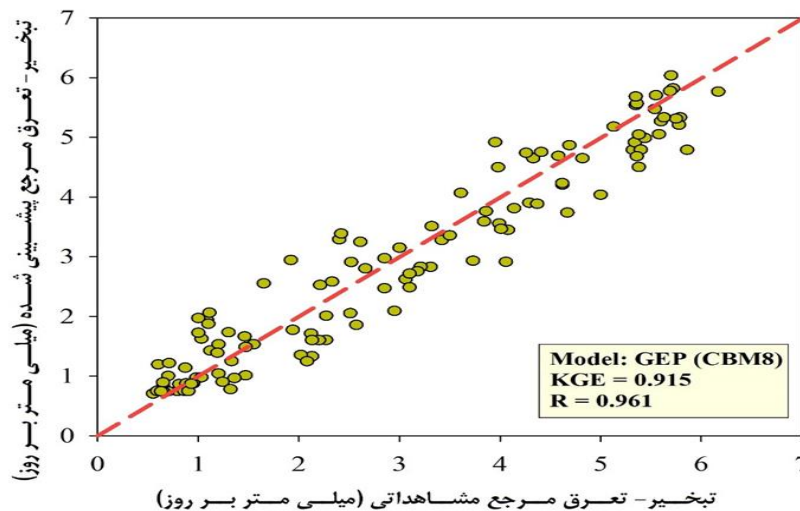
0/711	0/634	0/904	1/133	0/876	0/954	0/308	0/382	CBM11
0/805	0/538	0/609	0/763	0/871	0/932	0/320	0/402	CBM12
0/764	0/543	0/739	0/905	0/857	0/936	0/355	0/456	CBM13
0/780	0/570	0/689	0/846	0/844	0/883	0/388	0/471	CBM14

ورودی‌ها را به طور قابل قبولی معرفی نماید. در اشکال 2 و 3 نمودارهای پراکندگی و گرافیکی حاصل از الگوی CBM8 اقلیم پایه مدل‌سازی شده با روش GEP ارائه شده است.

با توجه به جدول 6 مشاهده می‌شود که کمترین خطا و بیشترین دقت در مرحله آزمون با ورودی‌های الگوی CBM8 حاصل شده است. این امر نشان می‌دهد که روش آنتروپی می‌تواند موثرترین



شکل 2- نمودار گرافیکی حاصل از الگوی ورودی CBM8 در مرحله آزمون



شکل 3- نمودار پراکندگی حاصل از الگوی ورودی CBM8 در مرحله آزمون

شده است. با توجه به این جدول می‌توان نتیجه گرفت که در کل عملکرد GEP در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه با داده‌های تاخیر یافته مناسب و قابل

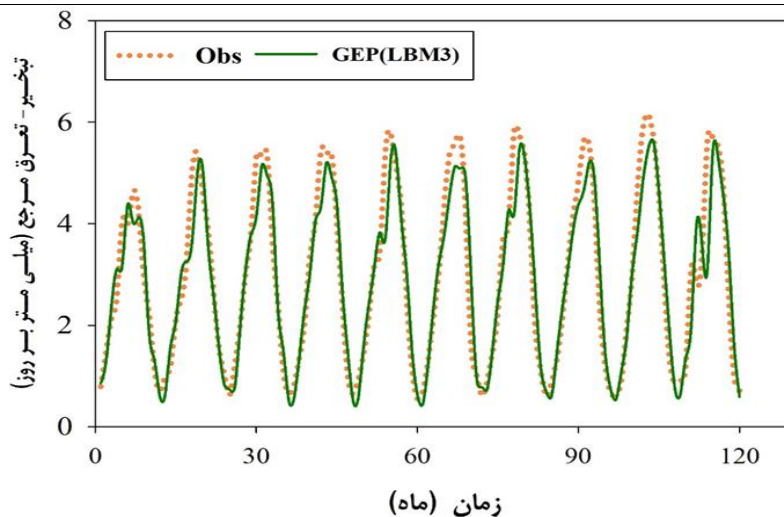
در جدول 7 نیز نتایج ارزیابی الگوهای تاخیر پایه ورودی به مدل GEP برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در مراحل آموزش و صحت‌سنجی ارائه

برخوردار است اما اختلاف دقت بین دو حالت آن چنان زیاد نبوده و می‌توان با بیشتر کردن میزان خطای قابل قبول در شرایطی که داده‌های هواشناسی به طور کامل در دسترس نباشد از حافظه تبخیر و تفرق به‌عنوان ورودی‌های مدل استفاده کرد. در شکل‌های 4 و 5 نمودارهای پراکندگی و گرافیکی حاصل از الگوی ورودی LBM3 تاخیر پایه مدل‌سازی شده با روش GEP ارائه شده است.

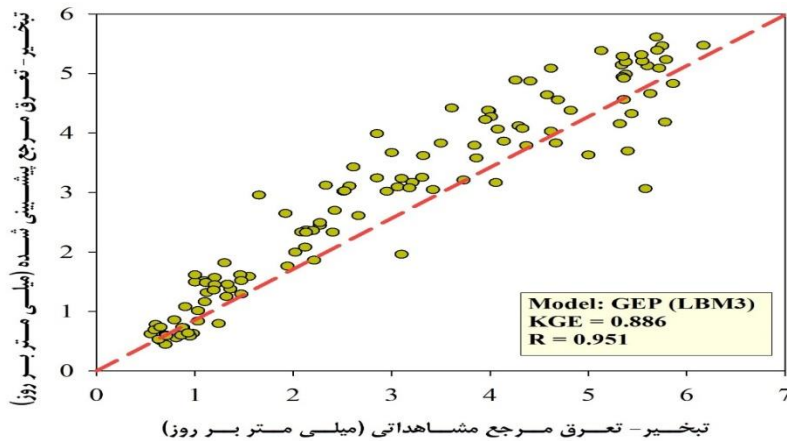
قبول می‌باشد. همانطور که مشاهده می‌شود دقت مدل‌سازی در الگوی سوم زمانی به بیشترین مقدار خود می‌رسد. این الگو همان تاخیر بهینه پیشنهاد شده توسط روش آنتروپی شانون می‌باشد. با انجام مقایسه بین حالتی که از حافظه سری به عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود (الگوهای تاخیر پایه) نسبت به حالتی که از متغیرهای هواشناسی در تخمین مقادیر تبخیر و تفرق بهره گرفته می‌شود (الگوهای اقلیم پایه) می‌توان نتیجه گرفت حالت دوم از دقت بیشتری

جدول 7 - تحلیل آماری نتایج GEP برای الگوهای ورودی تاخیر پایه در پیش بینی تبخیر و تفرق مرجع

صحت سنجی				آموزش				الگو
WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	
0/742	0/728	0/808	0/969	0/745	0/766	0/635	0/746	LBM1
0/855	0/861	0/453	0/629	0/847	0/934	0/314	0/422	LBM2
0/875	0/886	0/422	0/556	0/889	0/930	0/275	0/367	LBM3
0/860	0/876	0/439	0/568	0/896	0/967	0/259	0/347	LBM4
0/809	0/650	0/597	0/779	0/873	0/927	0/316	0/396	LBM5
0/789	0/644	0/660	0/837	0/882	0/931	0/295	0/380	LBM6



شکل 4- نمودار گرافیکی حاصل از الگوی ورودی LBM3 در مرحله آزمون



شکل 5- نمودار پراکندگی حاصل از الگوی ورودی LBM3 در مرحله آزمون

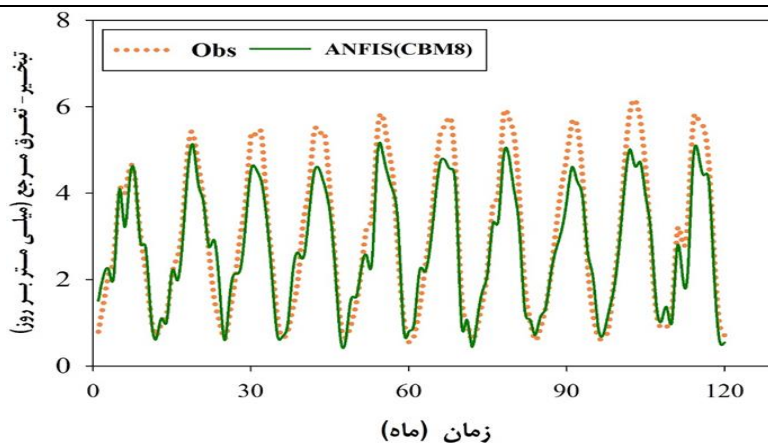
این جدول می‌توان نتیجه گرفت که در کل عملکرد ANFIS در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه به مانند روش GEP مناسب می‌باشد. همچنین مشاهده می‌شود که براساس معیارهای ارزیابی مدل ANFIS با ورودی‌های دمای کمینه، دمای بیشینه و دمای متوسط توانسته است به بیشترین دقت و کمترین خطا دست یابد. در اشکل 6 و 7 نمودارهای پراکندگی و گرافیکی حاصل از الگوهای ورودی CBM8 اقلیم پایه مدل‌سازی شده با روش ANFIS ارائه شده است.

در ادامه نتایج حاصل از مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از روش سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی ANFIS بررسی می‌شود. در مطالعه حاضر برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه توسط مدل ANFIS تعداد توابع عضویت سه در نظر گرفته شد. همچنین نوع تابع عضویت نیز مثلثی انتخاب گردید. در جدول 8 نتایج ارزیابی الگوهای مختلف ورودی ANFIS با ورودی‌های اقلیم پایه برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در مراحل آموزش و صحت‌سنجی ارائه شده است. با توجه به

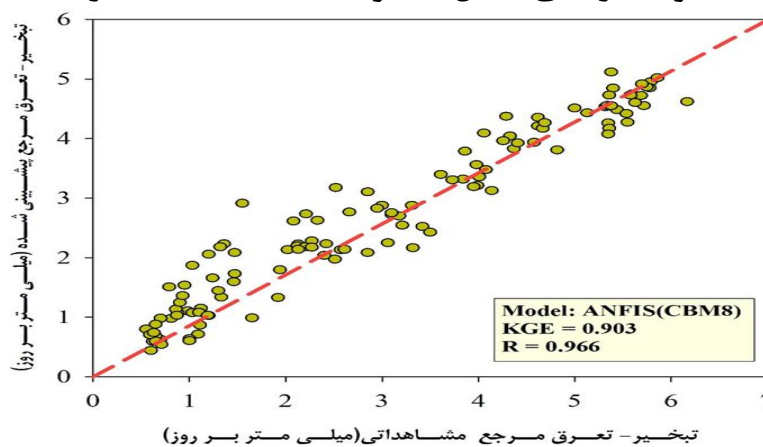
جدول 8 - تحلیل آماری نتایج روش ANFIS برای الگوهای ورودی اقلیم پایه در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع

صحت سنجی				آموزش				الگو
WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	
0/824	0/896	0/550	0/728	0/851	0/918	0/372	0/465	CBM1
0/815	0/666	0/579	0/729	0/855	0/923	0/361	0/452	CBM2
0/828	0/721	0/537	0/673	0/856	0/924	0/359	0/449	CBM3
0/784	0/610	0/676	0/874	0/783	0/796	0/540	0/704	CBM4
0/533	0/013	1/462	0/4.634	0/604	0/111	0/985	1/164	CBM5

0/760	0/507	0/750	0/920	0/856	0/922	0/358	0/452	CBM6
0/832	0/852	0/526	0/656	0/860	0/926	0/350	0/440	CBM7
0/843	0/903	0/493	0/612	0/901	0/959	0/247	0/331	CBM8
0/751	0/684	0/779	1/066	0/888	0/948	0/278	0/371	CBM9
0/732	0/512	0/839	1/272	0/874	0/933	0/289	0/390	CBM10
0/715	0/447	0/891	1/461	0/873	0/920	0/292	0/396	CBM11
0/829	0/900	0/537	0/656	0/862	0/913	0/296	0/415	CBM12
0/811	0/795	0/713	0/886	0/856	0/903	0/334	0/433	CBM13
0/704	0/648	0/928	1/229	0/847	0/897	0/352	0/445	CBM14



شکل 6 - نمودار گرافیکی حاصل از الگوی ورودی CBM8 در مرحله آزمون



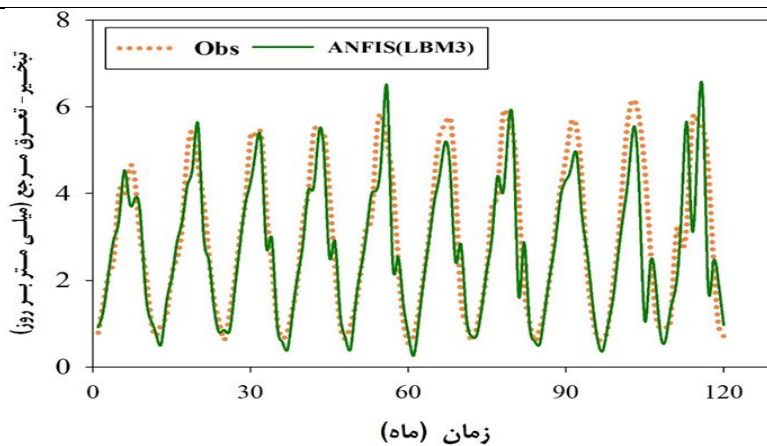
شکل 7- نمودار پراکنندگی حاصل از الگوی ورودی CBM8 در مرحله آزمون

مدل‌سازی در الگوی سوم زمانی که توسط روش آنتروپی شانون نیز پیشنهاد شده بود به بیشترین مقدار خود می‌رسد. در اشکل 8 و 9 نمودارهای پراکنندگی و گرافیکی حاصل از الگوی ورودی LBM3 تاخیر پایه مدل‌سازی شده با روش ANFIS ارائه شده است.

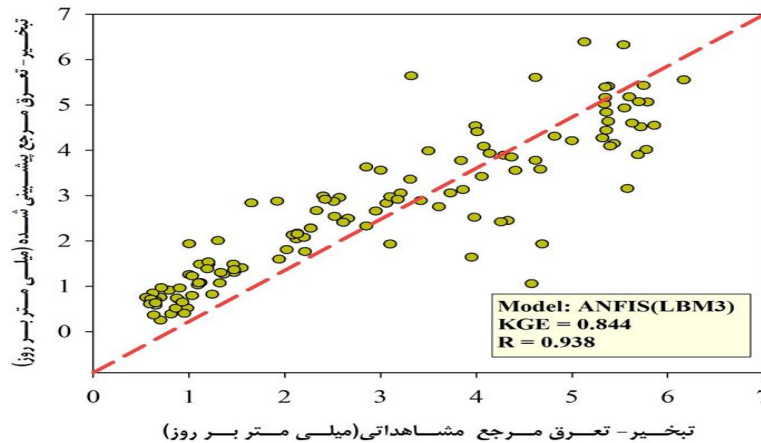
نتایج حاصل از ارزیابی‌های آماری از الگوهای ورودی تاخیر پایه نیز برای مدل‌سازی تاخیر و تعرق مرجع با استفاده از روش ANFIS در جدول 9 ارائه شده است. با توجه به این جدول می‌توان نتیجه گرفت که در کل عملکرد ANFIS پس از تاخیر چهارم در پیش‌بینی تاخیر و تعرق مرجع ماهانه به شدت کاهش می‌یابد. همچنین مشاهده می‌شود که دقت

جدول 9- تحلیل آماری نتایج مدل ANFIS برای الگوهای ورودی تاخیر پایه در پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع

صحت سنجی				آموزش				الگو
WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	WI	KGE	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	
0/740	0/707	0/815	0/972	0/745	0/765	0/634	0/746	LBM1
0/820	0/812	0/565	0/841	0/888	0/950	0/280	0/368	LBM2
0/837	0/844	0/512	0/661	0/913	0/970	0/217	0/285	LBM3
0/750	0/746	0/784	1/289	0/904	0/915	0/229	0/321	LBM4
0/657	0/600	1/076	1/693	0/895	0/902	0/258	0/342	LBM5
0/645	0/506	1/113	1/659	0/866	0/889	0/261	0/350	LBM6



شکل 8- نمودار گرافیکی حاصل از الگوی ورودی LBM3 در مرحله آزمون



شکل 9- نمودار پراکندگی حاصل از الگوی ورودی LBM3 در مرحله آزمون

نتیجه گیری:
در این مطالعه تبخیر و تعرق مرجع ماهانه ایستگاه سینوپتیک ارومیه با استفاده از روش‌های ANFIS و GEP در دوره آماری 1973 تا 2018 مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور 20 الگوی مختلف در دو حالت اقلیم پایه و تاخیر پایه ایجاد و به عنوان ورودی به مدل‌ها معرفی گردید. در این بین برای انتخاب بهترین‌ترین ورودی‌ها از روش تئوری آنتروپی شانون بهره گرفته شده و توانایی روش مذکور با استفاده از الگوهای ایجاد شده مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج

حالت اقلیم پایه و تاخیر پایه ایجاد و به عنوان ورودی به مدل‌ها معرفی گردید. در این بین برای انتخاب بهترین‌ترین ورودی‌ها از روش تئوری آنتروپی شانون بهره گرفته شده و توانایی روش مذکور با استفاده از الگوهای ایجاد شده مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج

خوبی را بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی ایجاد کند. این الگوی ورودی با پارامترهای پیشنهادی روش آنتروپی شانون مطابقت دارد و نشان دهنده کارایی این روش در انتخاب ورودی‌های موثر دارد. با توجه به نتایج به دست آمده مدل GEP در الگوی CBM8 و با مقادیر $KGE=0/91$ ، $WI=0/87$ و $0/495$ $RMSE=(m/day)$ بهترین عملکرد را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه ایستگاه سینوپتیک ارومیه داشته است. با الگوی بهینه CBM8 مدل ANFIS در مقایسه با مدل GEP از دقت کمتری برخوردار بود. اما با همین الگو به بهترین عملکرد خود رسیده بود. مدل ANFIS با مقادیر $KGE=0/903$ ، $WI=0/843$ و $RMSE=(m/day)$ بهترین عملکرد را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه ایستگاه سینوپتیک ارومیه داشته است.

حاصل از روش تئوری آنتروپی شانون در تعیین موثرترین ورودی‌ها نشان داد که متغیرهای سه گانه دما شامل دمای کمینه، متوسط و بیشینه بیشترین وزن (85/51 درصد) را در پدیده تبخیر و تعرق مرجع ماهانه ایستگاه سینوپتیک ارومیه دارند. علاوه بر این در پژوهش حاضر از این روش برای انتخاب تاخیر بهینه نیز استفاده شد. نتایج نشان داد که تاخیر سوم با وزن 25/80 درصد می‌تواند بیشترین اطلاعات را در اختیار مدل‌های هوشمند قرار دهد. مدل‌سازی براساس 80 درصد داده‌های تاریخی ثبت شده صورت گرفت و با 20 درصد بقیه مورد آزمون قرار گرفت. نتایج حاصل از الگوهای ورودی مختلف مدل GEP نشان داد که این مدل از توانایی لازم در پیش‌بینی تبخیر و تعرق برخوردار بوده و توانسته با ورودی‌های دمای بیشینه، متوسط و کمینه توافق

منابع:

- 1- داننده مهر، ع. مجدزاده طباطبایی، م. 1389. بررسی تأثیر توالی دبی روزانه در پیش‌بینی جریان رودخانه‌ها با استفاده از برنامه ریزی ژنتیک. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). 24(2): 325-333.
- 2- زارع ایبانه، ح.، قاسمی، ع.، بیات ورکشی، م. 1388. ارزیابی دقت شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تبخیر-تعرق گیاه سیر براساس داده‌های لایسیمتری در منطقه همدان. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی). 23(3): 176-185.
- 3- قربانی، م. ع.، شیری، ج.، کاظمی، ه. 1389. تخمین بیشینه، متوسط و کمینه دمای شهر تبریز با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی. مجله دانش آب و خاک (دانشگاه تبریز). 20(1): 104-87.
- 4- قهرمان، ن. قره‌خانی، ا. 1390. ارزیابی مدل‌های تصادفی سری زمانی در برآورد تبخیر از تشت (مطالعه موردی: ایستگاه شیراز). پژوهش آب در کشاورزی (علوم خاک و آب). 25(1(ب)): 75-81.
- 5- مهدی‌زاده، س. 1389. برآورد تبخیر-تعرق مرجع با سطوح احتمال وقوع متفاوت و تأثیر آن بر نیاز آبی الگوی کشت (مطالعه موردی: ارومیه، آذربایجان غربی)، پایان نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه ارومیه.
- 6- نوری، س. فلاح، ق. غ. ثنایی نژاد، س. ح. 1392. مدل‌سازی تبخیر-تعرق گیاه پتانسیل با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی با حداقل متغیرهای اقلیمی در ایستگاه سینوپتیک مشهد. نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. 20(5): 163-178.
- 7- وزیری، ژ.، سلامت، ع.، انتصاری، م.، مسیحی، م.، حیدری، ن.، دهقانی سانچ، ح. 1387. تبخیر-تعرق گیاهان (دستورالعمل محاسبه آب مورد نیاز گیاهان). انتشارات کمیته ملی آبیاری و زهکشی ایران (ترجمه).

- 8- Ahmadi, F., Mehdizadeh, S., Mohammadi, B., Pham, Q. B., Doan, T. N. C., & Vo, N. D. (2021). Application of an artificial intelligence technique enhanced with intelligent water drops for monthly reference evapotranspiration estimation. *Agricultural Water Management*, 244, 106622.
- 9- Ferreira, C. (2006). Automatically defined functions in gene expression programming. In: Nedjah, N., Mourelle, L.M., Abraham, A. (Eds.), *Genetic Systems Programming: Theory and Experiences*, Studies in Computational Intelligence, Springer-Verlag. 13: 21-56.
- 10- Kazemi, M. H., Majnooni-Heris, A., Kisi, O., & Shiri, J. (2020). Generalized gene expression programming models for estimating reference evapotranspiration through cross-station assessment and exogenous data supply. *Environmental Science and Pollution Research*, 1-13.
- 11- Kisi o., and Cimen M. (2010). Evapotranspiration modelling using support vector machines. *Hydrological Sciences*. 54(5): 918-928.
- 12- Mohammadrezapour, O., Piri, J., & Kisi, O. (2019). Comparison of SVM, ANFIS and GEP in modeling monthly potential evapotranspiration in an arid region (Case study: Sistan and Baluchestan Province, Iran). *Water Supply*, 19(2), 392-403.
- 13- Mohammadi, B., & Mehdizadeh, S. (2020). Modeling daily reference evapotranspiration via a novel approach based on support vector regression coupled with whale optimization algorithm. *Agricultural Water Management*, 237, 106145.
- 14- Mukhopadhyay, B., & Khan, A. (2015). Boltzmann–Shannon entropy and river flow stability within Upper Indus Basin in a changing climate. *International Journal of River Basin Management*, 13(1), 87-95.
- 15- Shannon, C. E. (2001). A mathematical theory of communication. *ACM SIGMOBILE mobile computing and communications review*, 5(1), 3-55.
- 16- Tikhamarine, Y., Malik, A., Souag-Gamane, D., & Kisi, O. (2020). Artificial intelligence models versus empirical equations for modeling monthly reference evapotranspiration. *Environmental Science and Pollution Research*, 27, 30001-30019.
- 17- Tabari H., Martinez C., Ezani A., and Hosseinzadeh Talae P. (2013). Applicability of support vector machines and adaptive neuro- fuzzy inference system for modeling potato crop evapotranspiration. *Irri Sci*. 31(4): 575-588.

Application of Shannon entropy theory in predicting potential evapotranspiration (Case study of Urmia Synoptic Station)

Abstract

Evapotranspiration is one of the most important components of the hydrological cycle and its accurate estimation is used in many studies such as water balance, water resources management and irrigation planning. The use of intelligent models can be a good tool for estimating nonlinear variables such as evaporation and transpiration. The present study used GEP gene expression programming methods and ANFIS fuzzy-adaptive neural inference system to predict monthly reference evapotranspiration. For this purpose, two different modeling modes were developed. The first case of baseline climate patterns and the second case of memory role in predicting monthly reference evapotranspiration, Shannon entropy method was used to select the most optimal inputs. According to the results of GEP model in Ent-CBM8 model with $KGE = 0.91$, $WI = 0.87$ and $RMSE = 0.495$ had the best performance in predicting the monthly reference evapotranspiration of the synoptic station. The results of the implementation of models with basic delay patterns and Shannon's entropy method were able to correctly identify the optimal delay.

Keywords: *Shannon Entropy, Basic Climate Patterns, Basic Delay Patterns, Penman-Monteith FAO Method*