

شبیه‌سازی تبخیر-تعرق مرجع ماهانه بدون داده‌های اقلیمی با استفاده از محاسبات نرم در غرب و شمال غرب ایران

سامان معروف پور^{۱*}، عیسی معروف پور^۲، هادی ثانی خانی^۳
تاریخ دریافت: ۹۴/۱۲/۵ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱/۱۹

چکیده

فرایند تبخیر-تعرق به عنوان یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه‌ی آب‌شناسی دارای اهمیت فراوانی در مدیریت و توسعه‌ی منابع آب، و نیز برنامه‌ریزی آبیاری می‌باشد. در تحقیق حاضر، به منظور برآورد تبخیر-تعرق غرب و شمال غرب ایران، روش ترکیبی پنمن-مانیتث فائو-۵۶ به عنوان مرجع در نظر گرفته شد، و دقت چهار شبیه مختلف داده مبنا شامل، شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)، سامانه‌ی استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS) از دو نوع افراز شبکه (GP)، دسته‌بندی تفریقی (SC) و شبیه برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)، مورد بررسی قرار گرفتند. به این منظور، مقادیر ضریب فصلی (شماره‌ی ماه)، عرض جغرافیایی، طول جغرافیایی و ارتفاع ۱۲ ایستگاه در غرب و شمال غرب ایران جهت برآورد تبخیر-تعرق به عنوان ورودی به شبیه‌ها معرفی شدند. برای شبیه‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، فازی-عصبی از نوع افراز شبکه، و فازی-عصبی از نوع دسته‌بندی تفریقی حداکثر مقادیر ضریب تبیین (R^2) به ترتیب ۰/۹۹۴، ۰/۹۹۸ و ۰/۹۹۷ در ایستگاه سنندج، و برای شبیه برنامه‌ریزی بیان ژن، در ایستگاه خوی مشاهده شد. محدودی مقدار ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) برای شبیه شبکه‌ی عصبی مصنوعی، فازی-عصبی از نوع افراز شبکه، فازی عصبی از نوع دسته‌بندی تفریقی، و برنامه‌ریزی بیان ژن به ترتیب ۰/۳۱۱-۱/۵۵۱، ۱/۳۱۹-۰/۳۶۸، ۱/۸۰-۰/۴۵۰ و ۰/۸۳۳-۰/۴۳۵ میلی‌متر بر روز به دست آمدند. نتایج تحقیق بیانگر دقت بالای شبیه برنامه‌ریزی بیان ژن در پیش‌بینی تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه می‌باشند. بنابراین، شبیه GEP می‌تواند به عنوان شبیه‌ی ساده برای جایگزینی روابط تجربی جهت تخمین تبخیر-تعرق در پژوهش‌های بعدی مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: اطلاعات جغرافیایی، برنامه‌ریزی بیان ژن، سامانه‌ی استنتاج تطبیقی فازی-عصبی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، نیاز آبی گیاهان.

^۱ دانشجوی دکتری مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب، گروه آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران، کرج، ایران

Email: S.Maroufpoor@ut.ac.ir

^۲ دانشیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

^۳ استادیار گروه علوم و مهندسی آب، دانشگاه کردستان، سنندج، ایران

مقدمه

یکی از راه‌های سازگاری با کم‌آبی استفاده‌ی بهینه از منابع آب و افزایش بهره‌وری از آب است. همچنین، یکی از راه‌های مهم مدیریت بهینه‌ی منابع آب، شناخت پدیده‌ی تبخیر-تعرق و متغیرهای مؤثر بر آن می‌باشد. در فن آبیاری، برآورد دقیق نیاز آبی گیاهان زراعی و محصولات باغی از پایه‌ای‌ترین رکن طراحی و محاسبات مهندسی به شمار می‌رود. ستاری و همکاران (۱۳۹۲) تبخیر-تعرق مرجع روزانه‌ی ایستگاه سینوپتیک بناب را با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی و شبیه‌درختی M5 پیش‌بینی کردند. نتایج نشان دادند که گرچه روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی با اختلاف خیلی کمی در مقایسه با شبیه‌درختی M5 پیش‌بینی نسبتاً دقیق‌تری را از میزان تبخیر-تعرق مرجع دارد، اما روش M5 روابط ساده‌ی خطی، قابل فهم‌تر و کاربردپذیری را برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق ارائه می‌کند. زارع ابیانه و همکاران (۱۳۹۰) تبخیر-تعرق واقعی گیاه سیر را با استفاده از روش‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی، سامانه‌ی استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و روش تلفیقی عصبی-ژنتیک برآورد نمودند. نتایج نشان دادند که بهینه‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی موفق‌تر از منطق فازی بود. طبری و همکاران (۲۰۱۳) دقت شبیه‌های ANFIS و SVM را در پیش‌بینی تبخیر-تعرق گیاه سیب‌زمینی مورد ارزیابی قرار دادند. ورودی‌های مختلفی برای هر دو شبیه معرفی شدند. نتایج نشان دادند که شبیه SVM با ورودی‌های درجه حرارت متوسط، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی، تعداد ساعات آفتابی و سرعت باد عملکرد بهتری را در مقایسه با سامانه‌ی استنتاج عصبی-فازی تطبیقی داشت. کیشی (۲۰۰۶) توانایی روش‌های عصبی-فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبیه آماری استوفان-استوارت را به‌منظور پیش‌بینی فرایند تبخیر مورد بررسی قرار داد. نتایج وی نشان دادند که روش عصبی-فازی در تخمین تبخیر از توانمندی بالاتری برخوردار است. ترائوره و همکاران (۲۰۱۰) تبخیر-تعرق مرجع را با استفاده از روش شبکه‌ی عصبی بررسی و مؤثرترین عوامل را دما و سرعت باد تعیین کردند.

در تحقیق دیگری که به وسیله‌ی ژیاوتو و همکاران (۲۰۱۰) در حوضه رودخانه شیانگ در شمال غربی چین انجام شد، ضریب حساسیت تبخیر-تعرق مرجع و میزان تغییرات آن در هر ماه مشخص گردید.

تبخیر-تعرق یک پدیده‌ی غیرخطی و پیچیده بوده که به عوامل اقلیمی مختلفی بستگی دارد، بنابراین تهیه‌ی یک شبیه ریاضی برای آن با در نظر گرفتن تمام عوامل اقلیمی مؤثر در آن، کاری مشکل، دارای خطاهای قابل توجه بوده و نیاز به اطلاعات زیادی دارد که اندازه‌گیری آن‌ها مشکل و وقت‌گیر است (تراجکویک و همکاران، ۲۰۰۳). همچنین، این عوامل اقلیمی بر یکدیگر تأثیر متقابل دارند که در شبیه‌های ریاضی نمی‌توان این مسئله را وارد کرد، اما اندازه‌گیری تبخیر-تعرق ساده نبوده، و برای تعیین آن تجهیزات خاص و اندازه‌گیری دقیق عوامل فیزیکی، یا موازنه‌ی آب خاک در لایسمیترها مورد نیاز است. همچنین، این گونه روش‌ها اغلب پرهزینه بوده و نیازمند دقت است، و تنها به وسیله‌ی محققان آموزش دیده و مجرب، به طور کامل قابل اجرا می‌باشد، بنابراین، امکان به‌کارگیری روش‌های مستقیم اندازه‌گیری تبخیر-تعرق به طور وسیع و در نقاط مختلف وجود ندارد. بر مبنای نتایج حاصل از اجلاس مشاوره‌ی کارشناسی در سال ۱۹۹۰، در حال حاضر روش پنمن-مانیت فائو به‌عنوان تنها روش معیار غیر مستقیم برای محاسبه و تعیین تبخیر-تعرق مرجع توصیه شده است. این روش به داده‌های تابش، دمای هوا، رطوبت هوا و سرعت باد نیازمند است. چنانچه بعضی از این داده‌ها در دسترس نبوده یا قابل محاسبه نباشند، به طور اکید توصیه می‌شود، داده‌های غیرموجود با یکی از روش‌های آماری برآورد شده، و پس از آن، تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از روش پنمن-مونیت فائو محاسبه شود. به کارگیری روش‌های دیگر برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع، که از داده‌های هواشناسی کمتری استفاده می‌کنند، توصیه نمی‌شود (آلن و همکاران، ۱۹۹۸). همچنین، بسیاری از روش‌های پیشنهاد شده برای برآورد داده‌های اقلیمی غیر موجود بر اندازه‌گیری دمای بیشینه و کمینه‌ی هوا متکی می‌باشند. متأسفانه، هیچ روش قابل اعتمادی برای برآورد دمای هوا در صورت موجود نبودن آن معرفی نشده است، بنابراین، داده‌های دمای بیشینه و کمینه‌ی روزانه هوا، کمترین

همچنین، در جدول ۱ موقعیت جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی، و میانگین بلندمدت تبخیر-تعرق بالقوه‌ی ماهانه آن‌ها (برآورد شده از روش پنمن-مانتث فائو) ذکر گردیده است. تعداد ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه ۱۲، دوره‌ی آماری مورد مطالعه ۵۵ سال، و در بازه‌ی سال‌های ۲۰۱۰-۱۹۵۶ می‌باشد. دوره‌ی آماری انتخابی با لحاظ کیفیت داده‌های موجود در هر ایستگاه و طول آماری مشترک صورت گرفت.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند شبکه‌ی عصبی طبیعی، از اجزایی به نام سلول عصبی تشکیل شده‌اند. همان‌طور که در شبکه‌ی عصبی طبیعی، تعدادی از سلول‌ها دریافت اثر محرک خارجی، شماری پردازش اطلاعات و گروهی نیز انتقال پاسخ محرک به عضو موردنظر را بر عهده‌دارند، در شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز تعدادی از سلول‌ها دریافت معلومات مسئله، شماری پردازش اطلاعات و گروهی نیز ارائه‌ی پاسخ مسئله را انجام می‌دهند. شبکه‌ی عصبی به ترتیب شامل لایه‌ی ورودی، لایه‌ی پنهان و لایه‌ی خروجی می‌باشد، به‌طوری‌که این سلول‌ها به وسیله اتصالاتی با وزن‌های مختلف به هم وصل می‌باشند. در تمام شبکه‌های عصبی مصنوعی، یک لایه ورودی، یک لایه‌ی خروجی و تعدادی لایه‌ی پنهان وجود دارند. در شبیه‌سازی ریاضی نرون، مجموعه‌ای از داده‌ها به‌عنوان ورودی نرون (که شاید خروجی‌های نرون‌های دیگر باشند)، به‌کاربرده می‌شوند. هر ورودی در وزن متناظرش ضرب می‌شود و بعد همه‌ی ورودی‌های وزن‌دار گردیده، و به‌منظور تعیین سطح فعالیت نرون، باهم جمع می‌شوند. نحوه و شکل اتصال سلول‌های عصبی در لایه‌های مختلف، باعث ایجاد ساختارهای مختلفی در شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌شود (فلاح‌قاهره و همکاران، ۱۳۸۸). در این تحقیق سه لایه از شبکه‌های الگوریتم پس‌انتشار با تابع انتقال

اطلاعات مورد نیاز هستند که باید برای استفاده از روش پنمن-مونتث فائو در دسترس باشند. استفاده از دانش و فن محاسبات نرم در بسیاری از حالت‌های ذکر شده، می‌تواند در افزایش دقت محاسبات و کاهش هزینه‌های سرمایه‌گذاری و صرفه‌جویی در زمان، می‌تواند بسیار موثر باشد. محاسبه‌ی تبخیر-تعرق مرجع برای ایستگاه‌های هواشناسی مجاور منطقه‌ی مورد مطالعه با استفاده از روش پنمن-مانتث فائو، و برآورد آن برای محدوده‌ی مورد مطالعه با استفاده از محاسبات نرم، در بهبود مدیریت منابع آب منطقه بسیار موثر و مفید است. هدف اصلی تحقیق حاضر پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع ماهانه، بدون داده‌های اقلیمی با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی^۴ (ANN)، سامانه‌ی استنتاج تطبیقی فازی - عصبی^۵ (ANFIS) شامل (۱) افزاز شبکه^۶، (۲) دسته‌بندی تفریقی^۷، برنامه‌ریزی بیان ژن^۸ (GEP) در غرب و شمال‌غرب ایران می‌باشد.

مواد و روش‌ها

داده‌ها و منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی غرب و شمال‌غرب ایران، که در این تحقیق مطالعه شده، قسمتی از سرزمین پهناور ایران در جنوب غربی آسیاست که در حد فاصل بین دو عرض جغرافیایی ۳۱ تا ۴۰ درجه‌ی شمالی، و ۴۴ تا ۵۲ درجه‌ی طول شرقی قرار گرفته است. مساحت این منطقه در حدود ۲۴۵۰۰۰ کیلومتر مربع است، که نزدیک ۱۵ درصد از مساحت ایران را شامل می‌شود. از نظر تقسیمات اداری، منطقه‌ی مورد مطالعه شامل ۱۰ استان (اردبیل، آذربایجان غربی، آذربایجان شرقی، زنجان، چهارمحال بختیاری، کردستان، کرمانشاه، همدان، لرستان و ایلام) است. این منطقه از سمت غرب به عراق و ترکیه، از شمال به آذربایجان و ارمنستان، و از طرف شرق و جنوب به دیگر استان‌های داخلی ایران محدود شده است. انتخاب ایستگاه‌ها براساس پراکندگی مناسب در محدوده‌ی مطالعاتی انجام گرفت به نحوی که تعداد ایستگاه‌ها در هر بخش همگن باشد. شکل ۱ موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه را نشان می‌دهد

⁷ subtractive clustering (sub-clustering)

⁸ gene expression programming

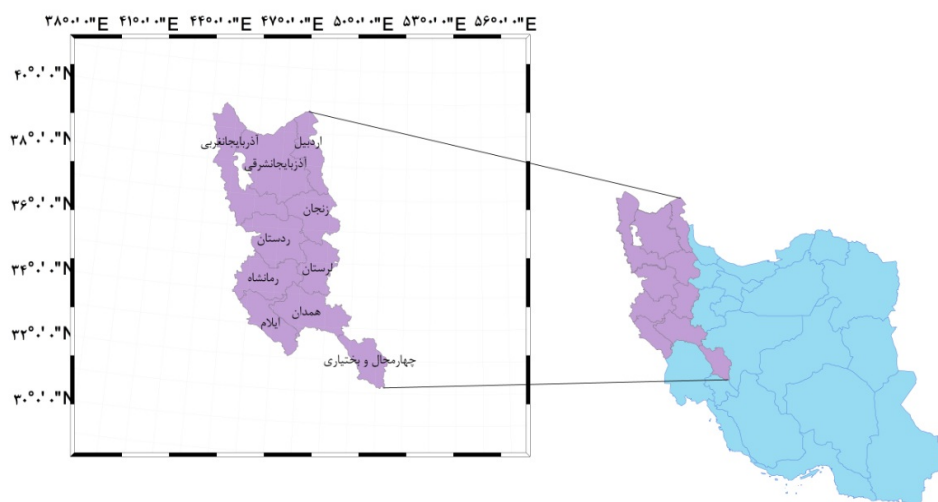
⁴ artificial neural network

⁵ adaptive neuro fuzzy inference system

⁶ grid partitioning

مطالعه، لونبرگ-مارکوارت^۹، شیب نزولی^{۱۰}، شیب نزولی نرخ تطبیقی یادگیری^{۱۱}، انتشار برگ‌شتی با نرخ یادگیری متغیر^{۱۲}، شیب نزولی با اندازه حرکت^{۱۳} و شیب مزدوج مقیاس شده^{۱۴} می‌باشند. برای تعیین تعداد نرون لایه‌ی پنهان از روش آزمون و خطا استفاده گردید است.

سیگموئید در لایه‌ی پنهان، و تابع انتقال خطی در لایه‌ی خروجی، به کار گرفته شدند، برای آموزش این شبکه، از الگوریتم پس انتشار خطا (یک روش یادگیری چند لایه‌ی شبکه‌ی پیشرو) استفاده گردیده است (تیفور، ۲۰۰۲). الگوریتم‌های مختلف پس انتشار استفاده شده در این



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی منطقه‌ی مورد مطالعه.

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های هواشناسی مورد استفاده واقع در غرب و شمال غرب ایران.

ردیف	نام ایستگاه	طول جغرافیایی (E)	عرض جغرافیایی (N)	ارتفاع از سطح دریا (m)	تبخیر-تعرق مرجع* (mm/day)
۱	کرمانشاه	۴۷/۹	۳۴/۲۱	۱۳۱۹	۴/۳۴
۲	سقز	۴۶/۲۱	۳۶/۱۵	۱۵۲۳	۳/۵۶
۳	تبریز	۴۶/۱۷	۳۸/۵	۱۳۶۱	۴/۱۱
۴	زنجان	۴۸/۲۹	۳۶/۴۱	۱۶۶۳	۴/۰۴
۵	ارومیه	۴۵/۳	۳۷/۴۰	۱۳۲۸	۳/۱۰
۶	همدان	۴۸/۴۳	۲۵/۱۲	۱۶۷۹	۳/۹۳
۷	ایلام	۴۶/۲۶	۳۳/۳۸	۱۳۳۷	۴/۵۲
۸	خرم‌آباد	۴۸/۱۷	۳۳/۲۶	۱۱۴۸	۴/۱۱
۹	سنندج	۴۷/۰	۳۶/۲۰	۱۳۷۳	۳/۸۷
۱۰	اردبیل	۴۸/۱۷	۳۸/۱۵	۱۳۳۲	۲/۸۷
۱۱	خوی	۴۴/۵۸	۳۸/۳۳	۱۱۰۳	۲/۸۸
۱۲	شهرکرد	۵۰/۵۱	۳۲/۱۷	۲۰۴۹	۳/۴۶

* میانگین بلندمدت ماهانه تبخیر - تعرق مرجع.

¹² gradient descent with momentum and adaptive learning rate backpropagation

¹³ gradient descent with momentum

¹⁴ scaled conjugate gradient

⁹ levenberg-Marquardt

¹⁰ gradient descent

¹¹ gradient descent with adaptive learning rate

بسیار زیاد قوانین فازی با مشکل مواجه می‌گردد. توصیه شده‌است که برای استفاده از این شبیه‌ساز حد اکثر ورودی ۶ باشد (کندی و همکاران، ۲۰۰۳). با توجه به این‌که در تحقیق حاضر تعداد متغیرهای ورودی برابر ۴ انتخاب شده‌اند، لذا استفاده از این روش جهت پیش‌بینی میزان تبخیر-تعرق قابل قبول است.

روش دسته‌بندی تفریقی

این شبیه‌سازی ترکیبی از دسته‌بندی تفریقی و سامانه‌ی استنتاج فازی-عصبی می‌باشد. روش دسته‌بندی تفریقی شکل توسعه‌یافته‌ی روش دسته‌بندی نقاط مرتفع است. چپو (۱۹۹۵) روش اصلاح‌شده‌ی دسته‌بندی نقاط مرتفع را جهت کاهش پیچیدگی‌های محاسباتی روش قبلی پیشنهاد گردیده است. در این روش نقاط مربوط به داده‌ها با تعیین توان هر نقطه در فضای موردنظر دسته‌بندی می‌گردند. تعداد دسته‌ها و مرکز هر دسته با استفاده از روش دسته‌بندی نقاط مرتفع تعیین می‌شوند. در این روش هر نقطه در فضا، تعیین‌کننده‌ی مرکز دسته با توجه به چگالی و تراکم نقاط موجود در اطراف آن می‌باشد. نقطه‌ای دارای بیشترین توان به‌عنوان مرکز اولین دسته انتخاب می‌گردد. بعد از اینکه توان نقاط نزدیک به مرکز دسته اول از بین رفت، مرکز دسته بعدی با اصلاح توان نقاط برای از بین بردن اثر مرکز دسته قبلی تعیین می‌گردد. جهت مشخص نمودن تعداد دسته‌ها، تعیین شعاع موثر لازم است. انتخاب مقداری کوچک برای آن، موجب کوچک شدن بیش از حد دسته‌ها در فضای داده‌ها و به تبع آن موجب افزایش قوانین می‌گردد، بنابراین، انتخاب صحیح شعاع موثر جهت دسته‌بندی داده‌ها ضروری است. پس از تعیین شعاع موثر، باید قوانین فازی و توابع عضویت تعیین گردند. سپس روش مربعات خطا برای تعیین نتیجه‌ی توابع عضویت خروجی و سامانه‌ی انطباقی فازی به‌کار گرفته می‌شوند (چپو، ۱۹۹۴).

شبیه‌برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

برنامه‌ریزی بیان ژن را فریا (۲۰۰۱) ابداع کرده است. برنامه‌ریزی بیان ژن از نخبه‌گزینی ساده استفاده کرده و بهترین افراد یک نسل را برای نسل بعد نگاه می‌دارد. برنامه‌ریزی بیان ژن برخلاف الگوریتم ژنتیک، و برنامه‌ریزی ژنتیک، چندین عملگر ژنتیکی برای تکثیر افراد با اصلاحات دارد. بیان درختی، تحت فرایندی بنام ترجمه از

سامانه‌ی استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS)

سامانه‌ی استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) برای اولین بار به وسیله‌ی ژانگ (۱۹۹۳) معرفی شد. این سامانه ابزاری جامع جهت تخمین توابع پیوسته حقیقی در دامنه‌ای محدود می‌باشد، که به ازای هر درجه‌ای از صحت قابل استفاده است. بخش فازی شبیه فازی-عصبی، رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و خروجی برقرار می‌کند، که اصطلاحاً تابع عضویت نامیده می‌شود. فراسنج‌های توابع عضویت با استفاده از الگوریتم آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی و بر اساس دو روش زیر تعیین می‌شوند:

(۱) روش پس انتشار خطا برای همه فراسنج‌های توابع عضویت (۲) روش ترکیبی شامل پس انتشار خطا برای فراسنج‌های توابع عضویت ورودی و روش حداقل مربعات برای فراسنج‌های توابع عضویت خروجی. این سامانه دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی f با قوانین زیر است:

$$\text{IF } X \text{ is } A_1 \text{ and } Y \text{ is } B_1 \text{ Then } f = p_1X + q_1Y + r_1 \quad (1)$$

$$\text{IF } X \text{ is } A_2 \text{ and } Y \text{ is } B_2 \text{ Then } f = p_2X + q_2Y + r_2 \quad (2)$$

لازم به توضیح است که سامانه‌ی استنتاجی فازی-عصبی موجود در جعبه‌ابزار نرم‌افزار MATLAB از نوع سوگنو بوده و برای طبقه‌بندی داده‌ها از دو روش افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی استفاده می‌کند.

روش افراز شبکه

این شبیه‌سازی ترکیبی از روش افراز شبکه و سامانه‌ی استنتاج فازی-عصبی تطبیقی می‌باشد. افراز شبکه، فضای داده‌های ورودی را به تعدادی ناحیه فازی موضعی، با استفاده از بخش‌های محوری و موازی بر مبنای توابع عضویت در هر بعد تقسیم می‌کند (ابونی و همکاران، ۱۹۹۹). روش تخمین کمترین مربعات بر مبنای هر بخش و نوع تابع عضویت برای محاسبه مجموعه‌های فازی برتر و فراسنج‌های مربوطه استفاده می‌شوند. سامانه‌ی استنتاج فازی-عصبی از خروجی صفر شروع کرده، و به تدریج در حین آموزش قوانین فازی یادگیری شده و توابع شناسایی گردیده و فراسنج‌ها اصلاح می‌شوند. تعداد قوانین فازی با افزایش متغیرهای ورودی به صورت نمایی افزایش می‌یابد و به نظر می‌رسد که کاربرد روش افراز شبکه به ازای تعداد

همچنین، در این تحقیق اندازه‌ی تبخیر-تعرق ایستگاه‌های سنجندج، اردبیل، خوی و شهرکرد با استفاده از سه شبیه‌هوشمند ANN، ANFIS-GP، ANFIS-SC و GEP بدون داده‌های اقلیمی، و تنها با استفاده از اطلاعات جغرافیایی برآورد شد. اطلاعات جغرافیایی (طول و عرض و ارتفاع) و ضریب فصلی (شماره‌ی ماه) به‌عنوان ورودی به شبیه‌ها معرفی شدند. داده‌های تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه‌ی ۸ ایستگاه هواشناسی کرمانشاه، سقز، تبریز، زنجان، ارومیه، همدان، ایلام و خرم‌آباد (۸ ایستگاه $\times 12$ ماه $= 96$ داده) برای آموزش، و داده‌های ۴ ایستگاه باقی‌مانده، برای آزمون مورد استفاده قرار گرفتند. انتخاب ایستگاه‌های مورد مطالعه برای دو قسمت آموزش و آزمون بر مبنای آموزش بهتر شبیه‌های هوشمند و قرار گرفتن در موقعیت‌های مکانی مختلف انجام شد، به‌طوری که توزیع مکانی تبخیر-تعرق متوسط ماهانه در کل محدوده‌ی مطالعاتی مورد توجه قرار گیرد. ET_0 محاسبه‌شده به وسیله معادله‌ی پنمن-مانتیت فائو-۵۶ در ۴ ایستگاه آزمون، به‌منظور ارزیابی شبیه‌ها مورد استفاده قرار گرفت.

جهت ارزیابی نتایج شبیه‌های مورد مطالعه، شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (R)، ریشه‌ی میانگین مربعات خطا^{۱۸} (RMSE)، و میانگین خطای مطلق^{۱۹} (MAE) و درصد واریانس (VAF^{۲۰}) محاسبه شدند. مقادیر شاخص‌های مذکور از روابط زیر محاسبه می‌شوند:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{N}} \quad (5)$$

$$VAF = \left[1 - \frac{\text{var}(y_i - x_i)}{\text{var}(x_i)} \right] \times 100 \quad (6)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (7)$$

کروموزوم‌ها استنتاج گردیده و نمایش درختی آن در محیط، برآزش آن و کروموزوم‌های متناظرش را تعیین می‌کند، درحالی‌که این کروموزوم تحت انتخاب و فعالیت عملگرهای ژنتیکی قرار می‌گیرند (ویلسون و بنزهاف، ۲۰۰۸). در تحقیق حاضر، از نرم‌افزار GeneXproTools4 استفاده شده، که برای شبیه‌سازی تبخیر-تعرق با سعی و خطا بهترین تابع تطبیق، و تابع ارتباط‌دهنده بر اساس ریشه‌ی میانگین مربعات خطا، انتخاب گردیده است.

محاسبه تبخیر-تعرق گیاه مرجع

پس از مرتب‌سازی داده‌ها، مقادیر تبخیر-تعرق گیاه مرجع با کاربرد روش پنمن-مانتیت فائو-۵۶ محاسبه شد. این روش به وسیله‌ی کمیسیون بین‌المللی آبیاری و زهکشی^{۱۵} و سازمان خواربار جهانی^{۱۶} (FAO)، به‌عنوان روشی معیار برای محاسبه‌ی تبخیر-تعرق بالقوه معرفی شده‌است، در کاربرد این روش فرض می‌شود که کل سطح پوشش گیاهی یک برگ بزرگ به روزنه‌های موجود در آن بستگی دارد؛ به همین دلیل، این روش را روش برگ بزرگ^{۱۷} نیز می‌گویند (آلن و همکاران، ۱۹۹۸). معادله‌ی آن به‌صورت زیر است:

$$ET_0 = \frac{0.408 \Delta (R_n - G) + \gamma \left(\frac{890}{T + 273} \right) U_2 (e_a - e_s)}{\Delta + \gamma (1 + 0.34 U_2)} \quad (3)$$

در رابطه‌ی اخیر، ET_0 تبخیر-تعرق گیاه مرجع (میلی‌متر بر روز)، Δ شیب تابع فشار بخار اشیاع (کیلو پاسکال بر درجه‌ی سلسیوس)، R_n تشعشع خالص خورشیدی (مگا ژول بر مترمربع در روز)، G چگالی شار حرارتی خاک (مگا ژول بر مترمربع در روز)، γ ثابت رطوبت‌سنجی (کیلو پاسکال بر درجه‌ی سلسیوس)، T دمای هوای متوسط (درجه سلسیوس)، U_2 متوسط سرعت باد در یک شبانه‌روز در ارتفاع دو متری از سطح زمین (متر بر ثانیه)، e_a فشار بخار اشیاع (کیلو پاسکال) و e_s فشار بخار واقعی (کیلو پاسکال) می‌باشد. برای فراسنج‌های مورد نیاز معادله‌ی پنمن-مانتیت فائو-۵۶ (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) از داده‌های ایستگاه‌های هواشناسی ذکر شده در جدول ۱ استفاده گردید.

¹⁸ root mean square error

¹⁹ mean absolute error

²⁰ variance account For

¹⁵ international commission on irrigation and drainage

¹⁶ food and agriculture organization

¹⁷ big leaf

نتایج و بحث

در شبیه ANN شش الگوریتم مختلف مورد آزمون قرار گرفتند که نتایج آن‌ها در جدول ۲ قابل مشاهده‌اند در این جدول، شبیه شبکه عصبی مصنوعی ۱-۹-۴ به ترتیب شامل ۴ ورودی مربوط به شماره‌ی ماه، طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع، ۹ گره پنهان و ۱ گره خروجی می‌باشد. تعداد بهینه‌ی گره پنهان با استفاده از روش آزمون و خطا تعیین شد. برای گره‌های پنهان و خروجی، از توابع سیگموئید مماس و فعال خطی استفاده گردید.

با توجه به جدول، همچنین استنباط می‌گردد که الگوریتم شیب نزولی با داشتن میزان $RMSE$ ، MAE ، R^2 و VAF به ترتیب $0/18761$ (mm/day)، $0/6145$ (mm/day)، $0/8603$ و $86/62$ (درصد) دقت بهتری از الگوریتم‌های دیگر در دوره آزمون داشته، و شبکه‌ای ساده و پرکاربرد برای برآورد تبخیر-تعرق می‌باشد که این نتیجه با پژوهش صیادی و همکاران (۱۳۸۸)، که تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه را در ایستگاه تبریز با دو شبکه‌ی تابع پایه شعاعی و پرسپترون چند لایه مورد بررسی قرار دادند و نتیجه گرفتند که شبیه MLP از دقت بیشتری برخوردار است، هم سو می‌باشد.

در روابط (۴)، (۵)، (۶) و (۷) مقدار تبخیر-تعرق اندازه‌گیری شده در گام زمانی i ام، y_i مقدار تبخیر-تعرق پیش‌بینی شده در همان زمان، N تعداد گام زمانی (تعداد داده‌ها)، \bar{x} میانگین مقادیر تبخیر و تعرق اندازه‌گیری شده، و \bar{y} میانگین نظیر برای مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد. جهت استفاده از روش‌های افراز شبکه و دسته‌بندی تفریقی دو برنامه‌ی مجزا در محیط نرم‌افزار MATLAB تدوین گردیدند، که در این برنامه‌ها از جعبه‌ابزار فازی در نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. در روش افراز شبکه توابع عضویت مثلثی، گوسی، دوگوسی، ذوزنقه‌ای و زنگوله‌ای مورد استفاده قرار گرفتند. همچنین، برای هر تابع عضویت، مقادیر مختلف از تعداد توابع شامل ۲، ۳ و ۴ مورد بررسی قرار گرفتند، و در نهایت بهترین تابع عضویت و تعداد آن بر مبنای کمترین مقدار $RMSE$ انتخاب گردید (راسل و کمپبل، ۱۹۹۶). در روش دسته‌بندی تفریقی نیز، تحلیل حساسیت شبیه بر مبنای فراسنج شعاع دسته که محدوده تغییرات آن در بازه ۰ تا ۱ می‌باشد، انجام گرفت و بهترین مقدار برای شعاع دسته بر اساس کمترین مقدار $RMSE$ تعیین گردید.

جدول ۲- نتایج بخش آموزش و آزمون شبیه ANN برای ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه.

الگوریتم آموزش	ساختار شبیه	تعداد تکرار	مرحله ی آموزش				مرحله ی آزمون			
			R^2	VAF (%)	$RMSE$ (mm/day)	MAE (mm/day)	R^2	VAF (%)	$RMSE$ (mm/day)	MAE (mm/day)
لونیبرگ-مارکوارت	۴-۲-۱	۱۰۰۰	۰/۹۶۵۲	۹۶/۵۲	۰/۴۴۹۶	۰/۳۲۲۵	۰/۹۱۰۰	۸۶/۶۲	۱/۰۵۴	۰/۷۵۲۹
شیب نزولی	۴-۹-۱	۵۰۰۰	۰/۹۸۵۲	۹۸/۵۲	۰/۲۹۲۸	۰/۲۳۴۶	۰/۸۶۰۳	۸۲/۲۹	۰/۸۷۶۱	۰/۶۱۴۵
شیب نزولی با نرخ تطبیقی یادگیری	۴-۲-۱	۵۰۰۰	۰/۹۶۵۲	۹۶/۵۱	۰/۴۵۰۱	۰/۳۲۲۸	۰/۹۱۸۰	۸۶/۶۶	۱/۰۴۵۰	۰/۷۴۱۳
شیب نزولی با اندازه حرکت	۴-۹-۲	۵۰۰۰	۰/۹۸۵۴	۹۸/۵۴	۰/۲۹۱۳	۰/۲۳۳۴	۰/۸۶۲۵	۸۱/۸۵	۰/۸۹۰۲	۰/۶۱۸۶
شیب نزولی با انتشار برگشتی و نرخ یادگیری متغیر	۴-۲-۱	۵۰۰۰	۰/۹۵۵۲	۹۶/۵۲	۰/۴۴۸۶	۰/۳۲۲۵	۰/۹۰۰۶	۸۶/۶۲	۱/۰۵۶	۰/۷۵۲۸
شیب مزدوج مقیاس شده	۴-۲-۱	۱۰۰۰	۰/۹۶۰۰	۹۶/۵۲	۰/۴۳۰۲	۰/۳۲۲۵	۰/۸۷۰۳	۸۶/۶۲	۱/۰۲۳	۰/۷۵۲۹

(gbellmf) و ۱۰۰۰ تکرار استفاده گردید. همچنین، تعداد بهینه‌ی توابع عضویت برای ایجاد کمترین مقدار ریشه‌ی میانگین مربعات خطا در دوره‌ی آزمون تعیین شدند.

برای شبیه فازی-عصبی از نوع افراز شبکه از پنج تابع عضویت مختلف، مثلثی (trimf)، گوسی (gaussmf)، دو گوسی (gauss2mf)، ذوزنقه‌ای (trapmf) و زنگوله‌ای

است. در مطالعه‌ی کریمی و همکاران (۱۳۹۲) در اسپانیا جهت برآورد تبخیر-تعرق مرجع با شبیه‌های ANN، ANFIS و معادله‌های تجربی، از داده‌های اقلیمی استفاده شد، و شبیه برتر فازی-عصبی انتخاب گردید. همچنین جیابینگ (۲۰۰۴) مقدار تبخیر-تعرق گیاه مرجع را با استفاده از سه روش منطق فازی، شبکه‌ی عصبی مصنوعی و سامانه‌ی استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) برآورد کرد. نتایج به دست آمده حاکی از دقت بالاتر شبیه ANFIS با ورودی‌های تعداد ساعات آفتابی و حداکثر دما می‌باشند. با مقایسه‌ی این نتایج و جدول‌های ۲ و ۳ مشخص می‌شود که نوع متغیرهای ورودی (اقلیمی یا غیراقلیمی) تاثیر بسزائی در نحوه عملکرد شبیه‌ها و دقت آن‌ها داشته است.

مقایسه‌ی ساختار شبیه‌های مختلف فازی-عصبی از نوع افراز شبکه در جدول ۳ ارائه شده است. در این جدول، شبیه ۲-۳-۳ نشان‌دهنده‌ی تعداد توابع عضویت برای ورودی‌های شماره‌ی ماه، طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع می‌باشد. همچنین، در روش افراز شبکه، با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۳، تابع عضویت زنگوله‌ای با حداقل مقدار RMSE و MAE به ترتیب ۰/۷۱۷۳ و ۰/۹۰۶۸ (میلی‌متر بر روز)، R^2 و VAF به ترتیب ۰/۸۵۲۹ و ۸۳/۶۱ درصد نسبت به سایر آرایش‌ها دقت بهتری را در مرحله آزمون داشته است. مقدار بهینه برای مقادیر مختلف شعاع شبیه فازی عصبی از نوع دسته-بندی تفریقی ۰/۲۲ به دست آمد. با توجه به جداول ۲ و ۳ ملاحظه می‌شود که شبکه‌ی عصبی از دقت بیشتری نسبت به سامانه‌ی فازی-عصبی از نوع افراز شبکه برخوردار

جدول ۳- نتایج بخش آموزش و آزمون شبیه ANFIS-GP برای ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه.

مرحله آزمون				مرحله آموزش				ساختار شبیه	تابع عضویت
MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R^2	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R^2		
۰/۹۴۶۷	۱/۳۷۱۴	۵۶/۵۵	۰/۶۲۳۳	۰/۱۰۹۱	۰/۱۴۶۶	۹۹/۶۳	۰/۹۹۶۳	۳-۳-۲-۲	مثلی
۰/۷۵۴۴	۱/۰۷۹۷	۷۶/۵۳	۰/۷۸۵۱	۰/۱۱۵۴	۰/۱۵۶۶	۹۹/۵۸	۰/۹۹۵۸	۳-۳-۲-۲	گوسی
۱/۵۰۰	۲/۱۷۹۶	۵/۱۴	۰/۷۸۶۳	۰/۰۹۹۳	۰/۱۳۳۲	۹۹/۶۹	۰/۹۹۶۹	۳-۲-۳-۲	دوگوسی
۱/۴۳۱۴	۱/۸۶۷۱	۱۹/۹۳	۰/۴۵۶۸	۰/۱۳۶۹	۰/۱۷۹۰	۹۹/۴۵	۰/۹۹۴۵	۳-۲-۳-۲	دوزنقه‌ای
۰/۷۱۷۳	۰/۹۰۶۸	۸۳/۶۱	۰/۸۵۲۹	۰/۱۰۸۴	۰/۱۴۰۷	۹۹/۶۶	۰/۹۹۶۶	۳-۳-۲-۲	زنگوله‌ای

$$B = A + (\arctg(C_1) - \cos(((\arctg(C_3) \times (-0.151489)) \times (2 C_3)))) \quad (9)$$

$$A = (\arctg(C_1) + \cos((C_3 \times \log((C_3 \times C_2)))))) \quad (10)$$

بهترین نتایج شبیه‌ها در جدول ۵ ذکر شده‌اند. با توجه به جدول ۵ در مرحله‌ی آموزش شبیه فازی-عصبی از نوع دسته‌بندی تفریقی، و در مرحله‌ی آزمون شبیه برنامه‌ریزی بیان ژن بهترین عملکرد را داشته‌است. در جدول ۶، مقادیر ضریب تبیین و ریشه‌ی میانگین مربعات خطای ۴ ایستگاه هواشناسی قسمت آزمون به تفکیک ذکر شده‌اند. جدول ۶ نشان می‌دهد که نتایج بهینه برای ایستگاه‌های هواشناسی سوندج و شهرکرد در شبیه شبکه‌ی عصبی، و برای ایستگاه‌های اردبیل و خوی به ترتیب در شبیه‌های برنامه‌ریزی بیان ژن و فازی-عصبی از نوع افراز شبکه به

در شبیه GEP، برای شبیه‌سازی تبخیر-تعرق با سعی و خطا بهترین تابع تطبیق و تابع ارتباط‌دهنده بر اساس حداقل ریشه، میانگین مربعات خطا، به ترتیب تابع میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و عملگر جمع انتخاب شدند. جدول ۴ بهترین نتایج شبیه GEP را با توجه به مقدار بهینه‌ی تابع ارتباط، و ۵ نوع توابع مختلف نشان می‌دهد؛ که با توجه به آن ملاحظه می‌شود که تابع F_5 با داشتن مقادیر RMSE، MAE، R^2 و VAF به ترتیب ۰/۶۴۵۹ (mm/day)، ۰/۵۴۲۹ (mm/day)، ۰/۹۱ و ۹۶/۸ درصد بیشترین دقت را در مرحله آزمون داشته است. شکل ۲ شبیه درختی بهینه‌ی GEP را نشان می‌دهد. معادله‌ی بهینه‌ی شبیه GEP به صورت زیر می‌باشد که در آن C_1 ، C_2 و C_3 به ترتیب متغیرهای ارتفاع، عرض جغرافیایی و شماره ماه می‌باشند.

$$ET_{0GEP} = B + \log((C_3) \times \cos((\log(\arctg(C_2))) \times (7.346283 - C_3)))) \quad (8)$$

که در آن:

که در آن a و b ضرایب اصلاحی و ET_{0PM} تبخیر-تعرق مرجع با کاربرد روش پنمن-مانتیت ۵۶ و ET_{method} تبخیر-تعرق محاسبه شده از شبیه‌های مورد مطالعه می‌باشد.

دست آمدند که این نتایج در نمودارهای شکل ۳ نشان داده شده‌اند. در این مطالعه نتایج بخش آزمون ایستگاه‌ها با روش وایزی خطی برآورد شدند که نتایج آن در جدول ۷ نشان داده شده و از معادله‌ی زیر پیروی می‌کنند:

$$ET_{0PM} = a(ET_{method}) + b \quad (11)$$

جدول ۴- نتایج بخش آموزش و آزمون شبیه GEP برای ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه.

تابع	شبیه ریاضی	مرحله آموزش				مرحله آزمون			
		MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R ²	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R ²
F1	$+, -, \times, \div$	۰/۹۲۱۷	۰/۵۵۲۳	۰/۸۷۲۵	۰/۹۲۲۰	۰/۹۸۳۴	۰/۸۲۲۴	۰/۸۷۲۳	۰/۸۹۶۳
F2	$+, -, \times, \div, \ln x, e^x$	۰/۹۸۱۵	۰/۵۹۴۱	۰/۸۵۱۶	۰/۸۰۳۶	۱/۱۲۹۱	۰/۷۸۰۶	۰/۸۵۳۶	۰/۸۵۳۶
F3	$+, -, \times, \div, \sqrt[3]{x}, \sqrt{x}, x^3, x^2$	۰/۹۶۷۵	۰/۵۶۳۰	۰/۸۴۱۵	۰/۹۱۴۸	۱/۳۴۴۱	۰/۶۶۵۸	۰/۸۸۱۵۶	۰/۸۸۱۵۶
F4	$+, -, \times, \div, \ln x, e^x, \sqrt[3]{x}, \sqrt{x}, x^3, x^2$	۱/۱۶۰۵	۰/۶۲۱۰	۰/۷۸۸۱	۰/۸۶۷۸	۱/۱۵۶۱	۰/۷۴۶۱	۰/۸۶۷۳	۰/۸۶۷۳
F5	$+, -, \times, \div, \ln x, e^x, \sqrt[3]{x}, \sqrt{x}, x^3, x^2, \sin x, \cos x, \text{Arctg } x$	۰/۶۶۸۸	۰/۴۷۲۳	۰/۹۳۴۱	۰/۹۵۶۵	۰/۶۴۵۹	۰/۹۱۰۰	۰/۹۶۱۰	۰/۹۶۱۰

جدول ۵- بهترین نتایج بخش آموزش و آزمون شبیه‌ها در طرح مورد مطالعه.

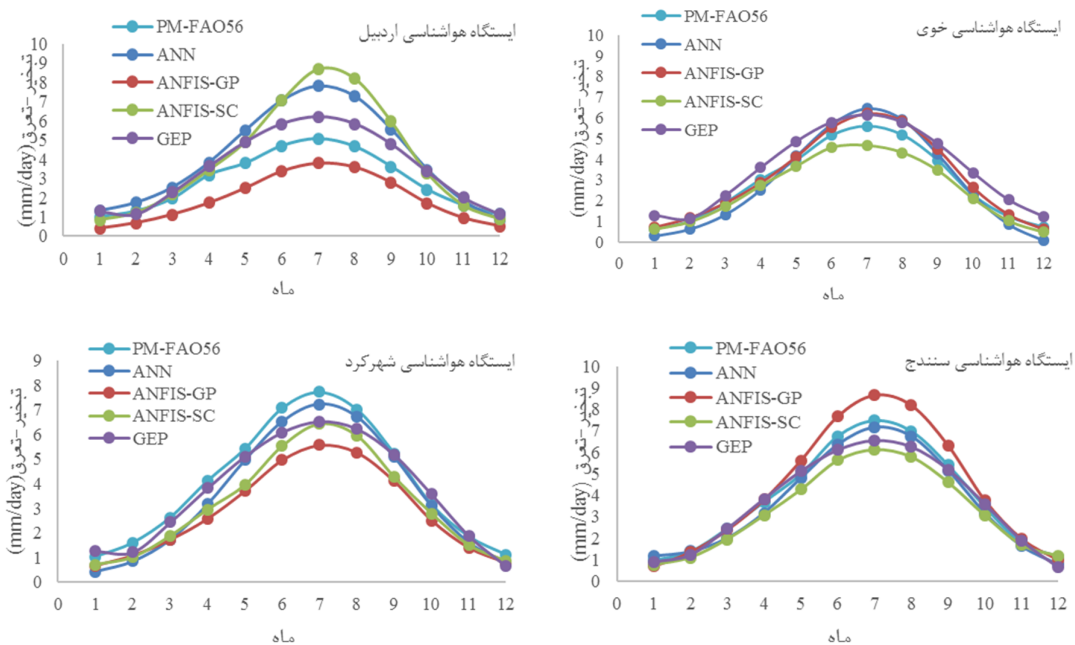
شبیه	مرحله آموزش				مرحله آزمون			
	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R ²	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	VAF (%)	R ²
ANN	۰/۲۹۲۸	۰/۲۳۴۶	۰/۸۶۰۳	۰/۸۲۲۹	۰/۸۷۶۱	۰/۶۱۴۵	۰/۸۸۵۲	۰/۹۸۵۲
ANFIS-GP	۰/۱۴۰۷	۰/۱۰۸۴	۰/۸۵۲۹	۰/۸۳۶۱	۰/۹۰۶۸	۰/۷۱۷۳	۰/۹۹۶۶	۰/۹۹۶۶
ANFIS-SC	۰/۰۰۳	۰/۰۰۱	۰/۷۴۹۰	۰/۷۱۹۱	۱/۱۰۶۰	۰/۷۵۵۹	۰/۹۹۰۰	۰/۹۹۰۰
GEP	۰/۶۶۸۸	۰/۴۷۲۳	۰/۹۳۴۱	۰/۹۵۶۵	۰/۶۴۵۹	۰/۵۴۲۹	۰/۹۳۴۱	۰/۹۳۴۱

جدول ۶- نتایج مرحله‌ی آزمون ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه.

ایستگاه	ANN			ANFIS-GP			ANFIS-SC			GEP		
	سنندج	اردبیل	خوی	شهرکرد	سنندج	اردبیل	خوی	شهرکرد	سنندج	اردبیل	خوی	شهرکرد
VAF (%)	۰/۹۱۷۳	۰/۹۸۶۴	۰/۹۸۶۴	۰/۹۵۷	۰/۹۵۷	۰/۹۷۲	۰/۹۲	۰/۹۶۵	۰/۹۵۳	۰/۹۶۳	۰/۹۶۳	۰/۹۶۳
RMSE (mm/day)	۱/۵۵۱	۰/۵۰۸	۰/۵۵۶	۰/۶۶۴	۰/۶۶۴	۰/۸۹۷	۰/۳۶۸	۱/۳۱۹	۰/۷۳۸	۰/۴۵۰	۰/۴۵۰	۰/۴۵۰
MAE (mm/day)	۱/۱۸۸	۰/۱۰۳	۰/۴۸۴	۰/۴۲۳	۰/۴۲۳	۰/۹۳۹	۰/۳۵۲	۱/۱۴۰	۰/۶۰۲	۰/۳۴۵	۰/۳۴۵	۰/۳۴۵
R ²	۰/۹۸۵	۰/۹۹۱	۰/۹۸۷	۰/۹۹۸	۰/۹۹۸	۰/۹۷۸	۰/۹۹۲	۰/۹۸۷	۰/۹۹۷	۰/۹۶۰	۰/۹۶۰	۰/۹۶۰



شکل ۲- شبیه درختی بهینه‌ی GEP مورد استفاده در طرح مورد مطالعه.



شکل ۳- مقایسه‌ی نتایج برآورد میزان تبخیر و تعرق-مرجع با استفاده از شبیه‌های پنمن مانیتیت فائو و محاسبات نرم برای ایستگاه‌های هواشناسی ساندج، اردبیل، خوی و شهرکرد.

روش برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق منطقه استفاده کرد. همان‌طور که در بخش مقدمه ذکر شد، به کارگیری روش‌های جایگزین برای محاسبه‌ی تبخیر-تعرق مرجع که در آن از داده‌های هواشناسی محدود استفاده شده باشد، توصیه نمی‌شود (آلن و همکاران، ۱۹۹۸). در صورت استفاده از روش‌های مبتنی بر دما، که به عنوان روش‌های جایگزین مورد استفاده قرار می‌گیرند، روش‌های بلانی-کریدل فائو، جنسن-هیز و هارگریوز-سامانی به ترتیب دارای دقت بالاتری بوده و حائز اعتبار و اهمیت بیشتری شده‌اند. میزان انحراف معیار مقادیر تخمینی تبخیر-تعرق روش‌های مذکور در مناطق خشک نسبت به داده‌های لایسیمتری، به ترتیب ۰/۷۶ میلی‌متر بر روز، ۱/۱۳ میلی‌متر بر روز و ۱/۱۷ میلی‌متر بر روز گزارش شده‌است (جنسن و همکاران، ۱۹۹۰)

در جدول ۷ مقادیر ضریب تبیین و آماره‌ی F محاسبه گردید. با توجه به مقادیر R^2 کاملاً مشخص است که در کلیه شبیه‌های به کار رفته بالای ۹۵ درصد مقدار متغیر پاسخ (تبخیر-تعرق مرجع) به وسیله متغیر مستقل (تبخیر-تعرق محاسباتی به وسیله شبیه‌های هوشمند) تبیین گردیده و همین امر باعث مقادیر بالا در آماره‌ی آزمون F شده است، که حاکی از معنی‌داری کامل خطوط وایازی ایجاد گردیده است. به‌طور کلی، می‌توان نتیجه گرفت که روش برنامه‌ریزی بیان ژن، با توجه به مقادیر حداقل ریشه‌ی میانگین مربعات خطا و ضریب تبیین، نسبت به سایر شبیه‌ها در برآورد تبخیر-تعرق موفق‌تر عمل کرده، و نتایج نزدیک‌تری را نسبت به روش پنمن-مانتیث فائو-۵۶ داشته‌است که این نتیجه با پژوهش شیری و همکاران (۲۰۱۴) که به محاسبه‌ی تبخیر-تعرق مرجع در ایالات متحده با GEP پرداختند و این شبیه را در برآورد تبخیر-تعرق موفق اعلام کردند، هم‌سو می‌باشد. بنابراین، می‌توان در صورت کمبود آمار و اطلاعات از این

جدول ۷- ضرایب اصلاحی شبیه‌ها در روش وایازی خطی برای ایستگاه‌های بخش آزمون.

ایستگاه	ANN				ANFIS-GP				ANFIS-SC				GEP				
	F	R^2	b	a	F	R^2	b	a	F	R^2	b	a	F	R^2	b	a	
سنندج	۱۰۰۳	۰/۹۹۴	۱۶۱۸	-۰/۸۲۱	۴۱۵۰	۰/۹۹۸	-۰/۳۴۴	۱/۲۱۵	-۰/۱	۳۳۱۸	۰/۹۹۷	-۰/۱	۱/۲۱۵	۵۱۰	۰/۹۸۱	-۰/۸۸۸	۱/۰۸۵
اردبیل	۱۰۵۹۰	۰/۹۷۴	۰/۹۸۵	۱/۱۷۹	۴۳۶	۰/۹۷۸	-۰/۵۹۴	-۰/۵۰۷	-۰/۸۳۳	۲۴۰	۰/۹۶۰	-۰/۸۳۳	-۰/۵۰۷	۶۹۵	۰/۹۷۸	-۰/۱۸۴	۰/۷۶۱
خوی	۰/۷۸۶	۰/۶۲۶	۰/۹۹۱	-۰/۸۹۲	۱۱۶۴	۰/۹۹۱	-۰/۰۸۷	۱/۱۶۶	-۰/۰۷۵	۱۴۷۴	۰/۹۹۳	-۰/۰۷۵	۱/۱۶۶	۶۰۴	۰/۹۸۲	-۰/۴۸۹	۰/۹۵۸
شهرکرد	۰/۹۷۶	۰/۵۶۸	۰/۹۸۷	۱/۳۵۱	۷۵۷	۰/۹۸۷	-۰/۱۳۶	۱/۱۸۸	-۰/۲۴۶	۷۹۱	۰/۹۸۸	-۰/۲۴۶	۱/۱۸۸	۳۸۶	۰/۹۷۲	-۰/۱۵۱	۱/۱۲۲

نتیجه‌گیری

امکان پیش‌بینی تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه، می‌تواند بدون استفاده از داده‌های اقلیمی و با استفاده از شبکه‌های هوشمند در برنامه‌ریزی و مدیریت بهینه منابع آب در مناطق با داده‌های هواشناسی کم و یا ناقص بسیار مفید و موثر واقع شود. در این پژوهش چهار نوع شبیه از محاسبات نرم شامل ANN، ANFIS-GP، ANFIS-SC و GEP جهت معرفی مدلی بهینه برای برآورد تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه در غرب و شمال‌غرب ایران مورد

بررسی قرار گرفتند. نتایج به‌دست‌آمده نشان‌دادند که شبیه‌های مذکور توانایی این پیش‌بینی را با دقتی قابل قبول دارند، و می‌توانند با روش‌های مبتنی بر دما، و روش‌هایی که از داده‌های هواشناسی محدود استفاده می‌کنند، از لحاظ دقت رقابت نموده و جایگزینی مناسب برای این روش‌ها باشند. از میان روش‌های مورد مطالعه در تحقیق حاضر، روش برنامه‌ریزی بیان ژن، نسبت به سایر روش‌ها، از دقت بیشتری برخوردار بود، و شبیه مذکور قابلیت برآورد تبخیر-تعرق متوسط مرجع ماهانه را با دقتی

expression programming: a new adaptive problems. *Complex Systems* 13: 87-129.

11) Jang J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic*. 23: 665-685.

12) Jensen, M.E., Burman, R.D, and Allen, R.G. (ed). 1990. Evapotranspiration and irrigation water requirements. *ASCE Manuals and Reports on Engineering Practices No 70*. Am. Soc. Civil Engrs New York, NY. 442p.

13) Jia Bing, C., Yu, L. I. U., and Ting-wu, L. E. I. 2004. Prediction of daily reference evapotranspiration using adaptive neurofuzzy inference system. *Trans of the Chinese Society of Agricultural Engineering* 20: 13-16.

14) Kennedy, E. P., Condon, M., and Dowling, J. 2003. Torque-ripple minimisation in switched reluctance motors using a neuro-fuzzy control strategy. In *Modelling and Simulation* 106-109.

15) Kişi, Ö. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology* 329: 636-646.

16) Russell, S. O., and Campbell, P. F. 1996. Reservoir operating rules with fuzzy programming. *Journal of Water Resources Planning and Management* 122: 165-170.

17) Shiri, J., Marti, P., and Singh, V. P. 2014. Evaluation of gene expression programming approaches for estimating daily evaporation through spatial and temporal data scanning. *Hydrological Processes* 28: 1215-1225.

18) Tabari, H., Martínez, C., Ezani, A., and Talae, P. H. 2013. Applicability of support vector machines and adaptive neurofuzzy inference system for modeling potato crop evapotranspiration. *Irrigation Science* 31: 575-588.

19) Tayfur, G. 2002. Artificial neural networks for sheet sediment transport. *Hydrological Sciences Journal* 47: 879-892.

20) TRajkovic, S., Todorovic, B. and Stankovic, M. 2003. Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129: 454-457.

21) Traore, S., Wang, Y. M. and Kerh, T. 2010. Artificial neural network for modeling reference evapotranspiration complex process in Sudano-Sahelian zone. *Agricultural water management*, 97: 707-714.

22) Wilson G.C., and Banzhaf, W. 2008. A comparison of cartesian genetic programming and linear genetic programming. *Lecture Notes in Computer Science* 4971: 182-193.

23) Zhang, X., Kang, S., Zhang, L., and Liu, J. 2010. Spatial variation of climatology monthly crop

قابل قبول در محدوده‌ی مطالعاتی داشته و استفاده از آن در پژوهش‌های بعدی توصیه می‌شود.

منابع

۱) زارع ابیانه، ح. م.، بیات‌ورکشی، ص.، معروفی، ۱۳۹۰. محاسبه تبخیر و تعرق واقعی گیاه سیر به روش مدل‌سازی چندگانه تحت شرایط کاشت لایسیمتر. *مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک*. ۱۸(۲): ۲۱۲-۲۰۱.

۲) ستاری، م.ت. ف.، نهرین، و.، عظیمی. ۱۳۹۲. پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی M5 (مطالعه موردی: ایستگاه بناب). *نشریه آبیاری و زهکشی ایران* ۷(۱): ۱۱۳-۱۰۴.

۳) صیادی ح.، غفاری، ا.ا.، فعالیان، ا.، صدرالدینی، ع.ا. ۱۳۸۸. مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی RBF و MLP در برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع. *نشریه دانش آب و خاک* ۱۹(۱): ۱۲-۱.

۴) کریمی، س.، شیری، ج.، ناظمی، ا.ح. ۱۳۹۲. تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی (ANN و ANFIS) و معادله‌های تجربی. *نشریه دانش آب و خاک*. ۲۳(۲): ۱۵۸-۱۳۹.

۵) فلاح‌قاله‌ری، غ.، موسوی‌بایگی، س.، حبیبی‌نوخندان، م. ۱۳۸۸. مقایسه نتایج به دست آمده از کاربرد سیستم استنباط فازی ممدانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی بارش فصلی، مطالعه موردی: منطقه خراسان، *مجله تحقیقات منابع آب ایران* ۵(۲): ۵۲-۴۰.

6) Abonyi, J., Andersen, H., Nagy, L. and Szeifert, F. 1999. Inverse fuzzy-process-model based direct adaptive control. *Mathematics and Computers in Simulation* 51: 119-132.

7) Allen, R. G., Pereira, L. S., Raes, D. and Smith, M. 1998. Crop evapotranspiration-Guidelines for computing crop water requirements-FAO Irrigation and drainage paper 56. *FAO, Rome, 300(9), D05109*.

8) Chiu, S. L. 1994. Fuzzy model identification based on cluster estimation. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems* 2: 267-278.

9) Chiu, S. L. 1995. Extracting fuzzy rules for pattern classification by cluster estimation. In *Proc. IFSA* 95: 273-276.

10) Ferreira, C. 2001. Algorithm for solving gene

reference evapotranspiration and sensitivity coefficients in Shiyang River Basin of northwest China. *Agricultural Water Management* 97: 1506-1516.

