

مقایسه سیستم‌های هوش مصنوعی (ANN و ANFIS) در تخمین

میزان تبخیر-تعرق گیاه مرجع در مناطق بسیار خشک ایران

کاوه احمدزاده قره‌گویز^۱ - سید مجید میرلطیفی^{۲*} - کورش محمدی^۳

تاریخ دریافت: ۸۸/۶/۱۷

تاریخ پذیرش: ۸۹/۳/۳۰

چکیده

تبخیر-تعرق یکی از اجزای اصلی چرخه هیدرولوژی و تخمین نیاز آبیاری است. در سال‌های اخیر استفاده از سیستم‌های هوشمند برای برآورد پدیده‌های هیدرولوژی افزایش چشمگیری داشته است. این پژوهش با هدف امکان تخمین تبخیر-تعرق مرجع (ET_0) روزانه با استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی و مقایسه این سیستم‌ها با هم، به انجام رسید. بدین منظور پتانسیل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در برآورد تبخیر-تعرق مرجع روزانه مورد بررسی قرار گرفت. از داده‌های هواشناسی سه ایستگاه سینوپتیک اصفهان، کرمان و یزد، شامل ساعات آفتابی، دمای هوا، رطوبت نسبی و سرعت باد به عنوان ورودی، و تبخیر-تعرق مرجع روزانه محاسبه شده با روش استاندارد فائو پنمن-مانتینث به عنوان خروجی روش‌های ANN و ANFIS استفاده شد. ایستگاه‌های مورد مطالعه بر اساس روش پهنه بندی اقلیمی دین پژوه در اقلیم بسیار خشک دسته بندی شدند. برآوردهای ET_0 از روش‌های ANN و ANFIS با مدل‌های تجربی ماکینک، پرستلی-تیلور، هارگریوز-سامانی، فائو بلانی-کریدل و ریچی مقایسه شد. کارایی روش‌های مورد مقایسه، با استفاده از آماره‌های ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)، خطای انحراف میانگین (MBE) و ضریب تعیین (R^2)، مورد ارزیابی قرار گرفت. روش‌های ANN و ANFIS توانستند با موفقیت تبخیر-تعرق مرجع روزانه را برآورد کنند. مدل ANFIS₈₅ تنها با سه پارامتر ورودی شامل تشعشع خورشیدی، دمای حداکثر هوا و سرعت باد نسبت به تمامی روش‌های تجربی مورد استفاده، از دقت بالاتری برخوردار است. روش فائو بلانی-کریدل نسبت به دیگر روشهای تجربی دارای دقت بالاتری بود.

واژه‌های کلیدی: ایران، بسیار خشک، تبخیر-تعرق مرجع، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی، مدل‌های تجربی

مقدمه

می‌توان به نحو قابل توجهی در مصرف آب صرفه جویی کرد. یکی از مهمترین روش‌های بهبود مدیریت مصرف آب در مزرعه، تخمین دقیق میزان آب مصرفی گیاه است. طی نیم قرن گذشته مدل‌های متعددی به صورت روابط ساده تجربی تا معادلات پیچیده علمی، توسط دانشمندان به منظور برآورد تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از پارامترهای مختلف هواشناسی ارائه شده است. اغلب این روش‌ها تحت واسنجی محلی بدست آمده و از اعتبار جهانی محدودی برخوردارند. همچنین ممکن است به دلیل مشکلات فنی و اقتصادی، استفاده از ایستگاه‌های هواشناسی مجهز جهت جمع‌آوری و ثبت داده‌های دقیق هواشناسی مقدور نبوده و یا در بعضی ایستگاه‌ها تنها برخی از پارامترهای هواشناسی اندازه‌گیری شود. در این صورت تخمین دقیق تبخیر-تعرق با استفاده از داده‌های هواشناسی محدود، مشکل خواهد بود. از طرفی دیگر اثر متقابل پارامترهای هواشناسی از قبیل دما، رطوبت نسبی، سرعت باد، تشعشع و برخی پارامترهای ناشناخته سبب شده است تا روابط ارائه شده برای تخمین تبخیر-

کشور ایران از لحاظ اقلیمی و شرایط آب و هوایی جزو کشورهای خشک و نیمه خشک به حساب می‌آید. در حال حاضر حدود ۹۴ درصد آب استحصال از منابع آب کشور در بخش کشاورزی مصرف می‌شود و این در حالی است که سهم بخش آب شرب و صنعت به ترتیب ۵ درصد و ۱ درصد می‌باشد (۳). گذشت زمان علاوه بر افزایش جمعیت و نیاز این جمعیت به مواد غذایی، توسعه صنعت و بالا رفتن سطح بهداشت را نیز به دنبال خواهد داشت. به همین دلیل الگوی مصرف آب در آینده تغییرات زیادی خواهد نمود. چنانچه ملاحظه می‌شود بخش کشاورزی مصرف کننده اصلی آب در کشور است، بنابراین با بهبود مدیریت مصرف آب در این بخش و افزایش راندمان مصرف آن

۱، ۲ و ۳ - دانشجوی سابق کارشناسی ارشد و دانشیاران گروه آبیاری و زهکشی، دانشگاه تربیت مدرس تهران

(* - نویسنده مسئول: Email: mirlat_m@modares.ac.ir)

داده‌های هواشناسی برای ایستگاه مورگان هیل لوس آنجلس توسعه داده شد، و با روش رگرسیون چندگانه (MLR) مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج بیانگر توانایی ANFIS در مدل سازی تبخیر-تعرق بوده و مدل ANFIS_{vi} با چهار ورودی به عنوان بهترین مدل انتخاب شد (۱۱).

با آنکه مطالعاتی فراوان به منظور گسترش و استفاده از سیستم‌های هوشمند و روش‌های تجربی به طور جداگانه برای برآورد تبخیر-تعرق مرجع صورت گرفته، اما تاکنون مقایسه جامعی بین دقت این روش‌ها در ایران به انجام نرسیده است. لذا، این پژوهش با هدف بررسی امکان استفاده از کارآمدی شبکه‌های عصبی مصنوعی و خصوصاً سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی، در ایجاد نگاهت بین پارامترهای هواشناسی و تبخیر-تعرق گیاه مرجع و مقایسه دقت این دو سیستم هوش مصنوعی، همچنین تعیین بهترین ترکیب بین داده‌های هواشناسی در تخمین میزان تبخیر-تعرق مرجع به منظور کمینه کردن تعداد پارامترهای ورودی به مدل مناسب انجام شد.

مواد و روش تحقیق

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی

شبکه‌های عصبی مصنوعی با الگوبرداری از سیستم کارکرد مغز انسان، با پردازش داده‌های تجربی و بدون توجه به فیزیک مسئله، قانون نهفته در ورای این اطلاعات را استخراج می‌کنند. در مقایسه با مدل‌های مرسوم، این مدل‌ها به ورودی‌های کمتر و تلاش محاسباتی اندکی نیاز دارند. سیستم فازی یک سیستم مبتنی بر قواعد منطقی "شرط-نتیجه" است که با استفاده از مفهوم متغیرهای زبانی و روند تصمیم‌گیری فازی، فضای متغیرهای ورودی را بر فضای متغیرهای خروجی تصویر می‌کند. ترکیب سیستم‌های فازی که مبتنی بر قواعد منطقی بوده، و روش شبکه‌های عصبی مصنوعی که توان استخراج دانش از اطلاعات عددی را دارند، منجر به ارائه سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی شده است. در شکل (۲) یک سیستم فازی سوگنو با دو ورودی، یک خروجی و دو قانون و سیستم ANFIS معادل آن آمده است. این سیستم دارای دو ورودی X و Y و یک خروجی f با قوانین زیر است:

$$\begin{aligned} \text{IF } x \text{ is } A_1 \text{ and } y \text{ is } B_1 \text{ Then } f &= p_1x + q_1y + r_1 \\ \text{IF } x \text{ is } A_2 \text{ and } y \text{ is } B_2 \text{ Then } f &= p_2x + q_2y + r_2 \end{aligned} \quad (1)$$

اگر خروجی هر لایه به صورت O_i^l باشد (i ، امین گره از لایه l)، ساختار مدل ANFIS از پنج لایه به شرح زیر تشکیل می‌شود (۱۵).

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

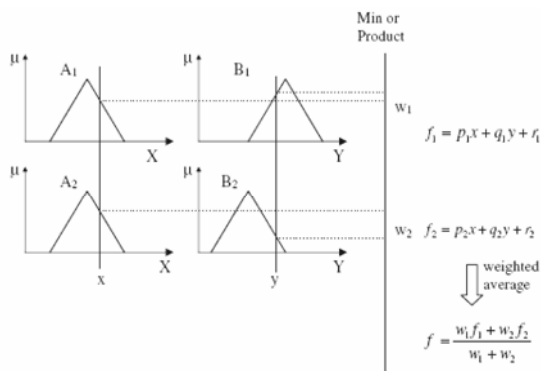
تعرق، به روابطی غیر خطی و پیچیده تبدیل شوند. بنابراین مدلی که بتواند با استفاده از حداقل داده‌های هواشناسی، مقدار تبخیر-تعرق را به صورت دقیق برآورد کند، بسیار مفید خواهد بود. در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای شبیه‌سازی مسائل مختلف رواج بیشتری یافته است. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) دو نمونه بارز از این مدل‌ها می‌باشند. محققان بخش صنعت آب نیز در زمینه‌های مختلف هیدرولوژی از جمله تخمین بار معلق رودخانه (۸۵)، رابطه بارش-رواناب (۲ و ۱۳)، تعیین فاصله زهکش‌ها (۱) و پدیده تبخیر از تشت (۱۸، ۲۰ و ۲۱) از مدل‌های هوش مصنوعی کم و بیش بهره گرفته‌اند. در زمینه مدل کردن تبخیر-تعرق مرجع نیز با استفاده از این مدل‌ها مطالعاتی به انجام رسیده است که در ذیل به تعدادی از آنها اشاره شده است. در تحقیقی شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) برای تخمین تبخیر-تعرق مرجع مورد استفاده قرار گرفته و با روش‌های تجربی پنمن و هارگریوز مقایسه شد. نتایج نشان داد شبکه‌های MLP به مراتب بهتر از روش‌های تجربی میزان ET_0 را برآورد می‌کنند (۱۷). پتانسیل سه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP)، پایه شعاعی (RBNN) و شبکه‌های احتمالی (GRNN) در مدل سازی تبخیر-تعرق مرجع مورد بررسی قرار گرفت. نتایج حاکی از عملکرد بهتر شبکه‌های MLP و GRNN در برآورد تبخیر-تعرق نسبت به روش‌های تجربی بود (۱۵). شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش لوونبرگ-مارکوت با استفاده از داده‌های روزانه ایستگاه صفی‌آباد خوزستان، برای برآورد تبخیر-تعرق مرجع توسعه داده شد. نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی با تبخیر-تعرق برآورد شده از روش تشت تبخیر مقایسه شد و مشخص شد که مدل MLP از دقت بیشتری برخوردار است (۱۸). در تحقیق دیگری شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با قانون یادگیری پس انتشار خطا برای برآورد تبخیر-تعرق مرجع روزانه به کار گرفته شد. در مجموع ۱۰ مدل ANN با ساختارهای متفاوت طراحی گردید. براساس نتایج بدست آمده مدل ANN₃ با چهار پارامتر ورودی (دمای میانگین، رطوبت نسبی میانگین، تشعشع خالص و سرعت باد) و مدل ANN₁₀ تنها با یک ورودی (دمای میانگین) بیشترین و کمترین دقت را در برآورد ET_0 داشتند (۴). در تحقیقی سیستم عصبی-فازی (ANFIS) برای اولین بار جهت مدل کردن پدیده تبخیر-تعرق مرجع به کار برده شد. نتایج روش ANFIS با روش‌های تجربی پنمن، هارگریوز، ریچی، سیستم مدیریت آبیاری کالیفرنیا (CIMS) و شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس آماره‌های MSE, MAE, R² مقایسه شد. نتایج نشان دهنده توانایی روش عصبی-فازی در مدل سازی پدیده تبخیر-تعرق مرجع بود (۱۵). در مطالعه‌ای دیگر با هدف ارزیابی توانایی سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی در تخمین تبخیر-تعرق، این سیستم با استفاده از

خروجی نهایی را به صورت زیر محاسبه می‌نماید (تعداد گره‌ها برابر تعداد خروجی‌هاست):

$$O_i^5 = \sum_{i=1}^n \bar{w}_i f_i \quad (7)$$

در مدل ANFIS زمانی عمل شبیه سازی به درستی انجام شده است که مجموعه پارامترهای تطبیقی S_1 و مجموعه پارامترهای متعاقب S_2 طوری تخمین زده شوند که مقدار تابع خطای مدل در بخش آموزش و آزمایش به حداقل برسد. به دست آوردن مقدار این پارامترها معمولاً در دو گام صورت می‌گیرد. در گام اول که تا لایه چهارم پیش می‌رود و گام رو به جلو نامیده می‌شود، مجموعه پارامترهای S_1 ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای S_2 با استفاده از الگوریتم حداقل مجذور خطاها (LSE) محاسبه می‌شوند. در گام دوم که گام رو به عقب نامیده می‌شود، مجموعه پارامترهای S_2 ثابت فرض شده و مجموعه پارامترهای S_1 با استفاده از الگوریتم شیب کاهشی به دست می‌آیند. انتخاب تابع عضویت بر اساس آزمایش انواع مختلف توابع عضویت صورت می‌گیرد. به این معنی که توابع عضویت، هر کدام جداگانه مورد بررسی قرار می‌گیرند و مدل ANFIS برای هر کدام از این توابع عضویت به صورت جداگانه آموزش می‌بیند. در پایان میزان خطای مدل‌های حاصل با هم مقایسه می‌شود و تابعی که کمترین میزان خطا را در کمترین زمان آموزش حاصل کند، به عنوان تابع عضویت برگزیده خواهد شد (۱۴).

اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه‌ها می‌شود. از این رو برای جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها و یکسان سازی ارزش داده‌ها برای شبکه، بایستی ورودی‌ها را در محدوده تابع سیگموئید (بین ۰ و ۱) قرار گیرد. این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها شده و از اشباع زود هنگام نرون‌ها جلوگیری می‌کند.



شکل ۱- یک سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت مثلثی و سیستم ANFIS معادل با آن (۱۶)

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(x) \quad i = 1,2 \quad (2)$$

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

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

$$\mu_{A_i} = \frac{1}{1 + \left(\frac{x - c_i}{a_i} \right)^{2b_i}} \quad (3)$$

x : مقدار ورودی به گره i و مجموعه $\{a_i, b_i, c_i\}$ پارامترهای تطبیقی نامیده می‌شوند.

لایه دوم، گره‌های قاعده: هر گره در این لایه درجه فعالیت

یک قانون را محاسبه می‌کند.

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(x) \times \mu_{B_i}(y) \quad i = 1,2 \quad (4)$$

$\mu_{A_i}(x)$: درجه عضویت x در مجموعه A_i و $\mu_{B_i}(y)$: درجه

عضویت y در مجموعه B_i است.

لایه سوم، گره‌های متوسط: در این لایه i امین گره، نسبت

درجه فعالیت قانون i ام را به مجموع درجه فعالیت کلیه قوانین به صورت زیر نرمال سازی می‌کند:

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^n w_i} \quad i = 1,2 \quad (5)$$

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

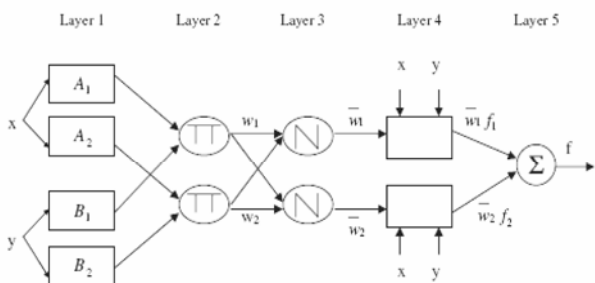
لایه چهارم، گره‌های نتیجه: در این لایه خروجی هر گره برابر

است با:

$$O_i^4 = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x_1 + q_i x_2 + r_i) \quad i = 1,2 \quad (6)$$

مجموعه $\{p_i, q_i, r_i\}$ پارامترهای متعاقب نامیده می‌شوند.

لایه پنجم، گره‌های خروجی: در این لایه هر گره مقدار



جدول ۱- موقعیت جغرافیایی و اقلیم ایستگاه‌های منتخب

نام ایستگاه	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع از سطح دریا	P/ET _o	اقلیم
اصفهان	۵۱° ۴۰'	۳۲° ۳۷'	۱۵۵۰/۴۰	۰/۰۹	بسیار خشک
کرمان	۵۶° ۵۸'	۳۰° ۱۵'	۱۷۵۳/۸۰	۰/۰۹	بسیار خشک
یزد	۵۴° ۱۷'	۳۱° ۵۴'	۱۲۲۷/۲۰	۰/۰۴	بسیار خشک

سالانه (رطوبت نسبی سالانه = P/ET_o) به سه ناحیه اقلیمی مرطوب، خشک و نیمه خشک و بسیار خشک تقسیم شد (۱۰).
به دلیل عدم وجود داده‌های لایسیمتری و بر اساس پیشنهاد سازمان خواربار و کشاورزی جهانی (۷) و نیز تحقیقات انجام شده در سال‌های گذشته، روش فائو پنمن-مانیت (F-P-M) به عنوان یک روش استاندارد برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع، جهت استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی و همچنین مقایسه این دو روش با روش‌های تجربی مورد استفاده قرار گرفت.

$$ET_o = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \left(\frac{900}{T + 273} \right) u_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34u_2)} \quad (9)$$

R_n : تابش خالص برحسب $MJ m^{-2} day^{-1}$
 T : میانگین دمای هوا برحسب $^{\circ}K$
 e_a : فشار بخار واقعی برحسب KPa
 Δ : شیب منحنی فشار بخار برحسب $KPa ^{\circ}C^{-1}$
 $e_s - e_a$: کمبود فشار بخار اشباع بر حسب KPa

(۲۰۰۴-۱۹۸۴) داده روزانه بود. پس از صحت سنجی داده‌ها با استفاده از توصیه‌های مندرج در پیوست ۵ دستورالعمل FAO₅₆ و پیوست D گزارش ASCE-EWRI، داده‌های دما و رطوبت نسبت به شرایط مرجع با استفاده از روابط ۱۳-۱۰ تصحیح شدند (۷ و ۱۲). سپس داده‌ها به سه دسته آموزش (۱۱ سال)، برازش متقابل (۵ سال) و آزمایش (۵ سال) تقسیم شدند. دسته اول آموزش شبکه را به عهده دارد، با استفاده از داده‌های برازش متقابل شبکه نسبت به توقف آموزش تصمیم می‌گیرد و دسته سوم برای پیش بینی و ارزیابی شبکه مورد استفاده قرار گرفت. جدول ۲ پارامترهای برداشت شده از ایستگاه‌های سه گانه و برخی از پارامترهای آماری مربوط به این داده‌ها را پس از تصحیح نشان می‌دهد.

$$\Delta T = (T_{min})_{obs} - (T_{dew})_{obs} \quad (10)$$

طبق بررسی‌های انجام شده بهتر است سعی شود تا استاندارد سازی داده‌ها بین دو عدد ۰/۱ و ۰/۹ صورت گیرد (۱۱). با استفاده از رابطه زیر داده‌های ورودی به شبکه‌های ANN و ANFIS نرمال شدند.

$$x_i = 0.8 \left(\frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) + 0.1 \quad (8)$$

x_i : مقدار استاندارد شده
 x : مقدار واقعی
 x_{max}, x_{min} : به ترتیب مقادیر حداقل و حداکثر داده‌ها

روش انجام تحقیق

تحقیق حاضر در سه ایستگاه اصفهان، کرمان و یزد، با اقلیم بسیار خشک انجام گرفته، که برای تعیین اقلیم ایستگاه‌های مورد استفاده از روش اقلیم بندی دین‌پژوه استفاده شده است. در این روش کل کشور بر اساس نسبت بارندگی سالانه به تبخیر-تعرق مرجع

ET_o : تبخیر-تعرق مرجع برحسب $mm day^{-1}$
 G : شار گرمای خاک برحسب $MJ m^{-2} day^{-1}$
 u_2 : سرعت باد بر حسب $m s^{-1}$
 e_s : فشار بخار اشباع برحسب KPa
 γ : ضریب رطوبتی برحسب $KPa ^{\circ}C^{-1}$

همچنین از معادلات تجربی برآورد تبخیر تعرق مرجع شامل روش‌های ماکینک (M)، پرستلی-تیلور (P-T)، ریچی (R)، هارگریوز-سامانی (H-S) و فائو بلانی-کریدل (F-B-C) برای مقایسه دقت روش‌های هوش مصنوعی با این مدل‌ها استفاده شد. به منظور مدل کردن تبخیر-تعرق مرجع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی، کدنویسی در محیط نرم افزار جامع MATLAB نسخه 7.4.0(R2007a) صورت گرفت. در بیشتر مطالعات مرتبط با پارامترهای اقلیمی که از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است، این شبکه‌ها از نوع پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا (BP) می‌باشند. در این تحقیق نیز از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش پس انتشار خطا و از تابع سیگموئیدی به عنوان تابع فعالیت در لایه میانی و خروجی استفاده شد. داده‌های آماری هر ایستگاه شامل ۲۱ سال

تعلق انتخاب شدند. این پارامترها دامنه وسیعی را در بر می‌گیرند که شامل دما، تشعشع، رطوبت نسبی، سرعت باد و ... می‌باشند. با استفاده از ترکیب این پارامترها تعداد ۹۵ الگوی متفاوت ANN طراحی، و با اندیس‌های ۱ تا ۹۵ نام گذاری شدند. سپس برای هر یک از ایستگاه‌های منتخب تمامی الگوهای طراحی شده با استفاده از یک لایه پنهان و تعداد ۱ تا ۳۰ نرون در لایه پنهان، در مجموع به تعداد ۲۸۵۰ شبکه ANN تهیه شد. پس از ارزیابی دقت مدل‌های ANN در تخمین ET_o و انتخاب بهترین شبکه در هر یک از ایستگاه‌ها، مدل‌های ANFIS هم ورودی با این شبکه‌ها، برای مقایسه و ارزیابی کارایی شبکه‌های ANFIS نیز توسعه داده شدند. برای ارزیابی مدل‌ها از سه پارامتر ریشه میانگین مجذور خطا (RMSE)، خطای انحراف میانگین (MBE) و ضریب تعیین (R^2) استفاده شد.

$$(T_{max})_{cor} = (T_{max})_{obs} - \left(\frac{\Delta T - K_o}{2} \right) \quad (11)$$

$$(T_{min})_{cor} = (T_{min})_{obs} - \left(\frac{\Delta T - K_o}{2} \right) \quad (12)$$

$$(T_{dew})_{cor} = (T_{dew})_{obs} - \left(\frac{\Delta T - K_o}{2} \right) \quad (13)$$

در روابط فوق T_{dew} , T_{max} , T_{min} به ترتیب دمای حداقل، دمای حداکثر و دمای نقطه شبنم روزانه بوده، اندیس‌های cor , obs به ترتیب خصوصیت مشاهده شده و اصلاح شده هستند و K_o ضریب تجربی است که مقدار آن برابر ۲ می‌باشد.

عناصر بردار ورودی به شبکه از میان پارامترهای مؤثر بر تبخیر-

جدول ۲- میانگین روزانه پارامترهای هواشناسی و برخی از پارامترهای آماری در ایستگاه‌های منتخب

ایستگاه	پارامتر	واحد	مقدار حداقل	مقدار حداکثر	مقدار میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات	چولگی
ایستگاه ۱	n	hr	۰/۰۰	۱۳/۹۰	۹/۰۸	۳/۱۰	۰/۳۲	-۱/۲۴
	T_{dew}	°C	-۱۹/۴۰	۲۱/۴۰	۵/۸۲	۶/۶۳	۱/۱۴	-۰/۲۴
	T_{min}	°C	-۱۹/۴۰	۲۱/۴۰	۵/۸۲	۶/۶۳	۱/۱۴	-۰/۲۴
	T_{max}	°C	-۶/۸۰	۳۵/۷۵	۱۹/۸۹	۸/۰۵	۰/۴۰	-۰/۲۶
	RH	%	۶/۸۰	۹۸/۸۰	۳۶/۱۲	۱۷/۴۲	۰/۴۸	۰/۹۲
	u_2	ms^{-1}	۰/۰۰	۹/۴۶	۱/۲۰	۱/۰۳	۰/۸۶	۱/۵۰
ایستگاه ۲	n	hr	۰/۰۰	۱۴/۸۰	۸/۹۶	۳/۲۴	۰/۳۶	-۱/۲۵
	T_{dew}	°C	-۱۹/۸۵	۱۶/۴۵	۰/۵۰	۶/۰۲	۱۲/۰۵	-۰/۲۷
	T_{min}	°C	-۱۷/۰۰	۱۹/۴۵	۳/۱۹	۶/۲۱	۱/۹۴	-۰/۲۷
	T_{max}	°C	-۴/۰۰	۳۶/۹۵	۲۱/۱۵	۶/۹۰	۰/۳۳	-۰/۳۴
	RH	%	۶/۶۰	۹۸/۰۴	۳۱/۹۵	۱۷/۷۴	۰/۵۶	۱/۲۳
	u_2	ms^{-1}	۰/۰۰	۱۲/۳۸	۱/۹۷	۱/۳۸	۰/۷۰	۱/۳۱
ایستگاه ۳	n	hr	۰/۰۰	۱۳/۵۰	۸/۸۸	۳/۲۰	۰/۳۶	-۱/۳۰
	T_{dew}	°C	-۱۵/۸۰	۱۹/۲۰	۴/۰۴	۶/۳۹	۱/۵۸	-۰/۱۹
	T_{min}	°C	-۱۲/۸۰	۲۲/۲۰	۶/۸۶	۶/۵۳	۰/۹۵	-۰/۱۸
	T_{max}	°C	-۲/۴۰	۳۷/۶۰	۲۱/۲۹	۷/۲۸	۰/۳۴	-۰/۳۶
	RH	%	۴/۸۰	۹۸/۱۰	۳۰/۴۹	۱۷/۸۴	۰/۵۹	۱/۲۰
	u_2	ms^{-1}	۰/۰۰	۷/۲۹	۱/۷۸	۱/۰۲	۰/۵۷	۰/۶۵

T : دمای هوا برحسب °C
 n : ساعات آفتابی برحسب ساعت
 min : اندیس حداقل
 max : اندیس حداکثر
 dew : اندیس نقطه شبنم
 RH : رطوبت نسبی برحسب درصد

نتایج

ایستگاه اصفهان

نتایج حاصل از مقایسه پنج روش تجربی در ایستگاه اصفهان نشان از برتری روش پرستلی-تیلور با بیشترین مقدار R^2 و کمترین مقدار RMSE و MBE نسبت به دیگر روشهای تجربی دارد. پس از روش P-T روشهای هارگریوز-سامانی و ریچی در اولویت‌های دوم و سوم می‌باشند. مدل‌های P-T و H-S مقدار ET_0 را کمتر از روش F-P-M برآورد می‌کنند

اما مدل R تبخیر-تعرق را بیشتر از F-P-M برآورد می‌کند. در این ایستگاه روش تجربی پرستلی-تیلور دارای R^2 بالاتر و RMSE کمتر از شبکه‌های ANN₉ و ANFIS₉ بوده لذا می‌توان گفت که از دقت بالاتری نسبت به روش‌های هوشمند همسان با خود برخوردار است. از طرفی دیگر مدل ANFIS₈₅ تنها با سه پارامتر ورودی دارای عملکرد بهتری از تمامی مدل‌های تجربی مورد بررسی می‌باشد. همچنین مدل ANFIS₆₆ به عنوان بهترین مدل از نظر دقت در تخمین ET_0 شناخته شد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (14)$$

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i) \quad (15)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P}) (O_i - \bar{O}) \right]^2}{\sum_{i=1}^N (P_i - \bar{P})^2 \sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O})^2} \quad (16)$$

N : تعداد نمونه

\bar{P} : میانگین مقادیر پیش بینی شده توسط مدل

P_i : مقادیر پیش بینی شده توسط مدل

\bar{O} : میانگین مقادیر واقعی

O_i : مقادیر واقعی

جدول ۳- مشخصات تعدادی از شبکه‌های توسعه داده شده در ایستگاه‌های منتخب

نام ایستگاه	نام شبکه	معماری شبکه	تابع فعالیت/عضویت	ورودی‌های شبکه
اصفهان	ANN ₉	۴-۱۳-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, n$
	ANN ₆₆	۵-۷-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$
	ANN ₈₅	۳-۱۸-۱	Logsig-logsig	T_{max}, R_s, u_2
	ANFIS ₉	۲۳۲۵	trimf	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, n$
	ANFIS ₆₆	۲۳۲۲۳	gaussmf	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$
	ANFIS ₈₅	۲۳۵	trimf	T_{max}, R_s, u_2
کرمان	ANN ₉₅	۵-۶-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$
	ANN ₆₇	۵-۴-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, RH, R_s, u_2$
	ANN ₈₅	۳-۱۳-۱	Logsig-logsig	T_{max}, R_s, u_2
	ANFIS ₉₅	۲۳۲۲۲	gaussmf	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$
	ANFIS ₆₇	۲۳۲۲۳	gaussmf	$T_{min}, T_{max}, RH, R_s, u_2$
	ANFIS ₈₅	۳۳۳	trimf	T_{max}, R_s, u_2
یزد	ANN ₉₅	۵-۱۱-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$
	ANN ₆₆	۵-۳-۱	Logsig-logsig	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$
	ANN ₈₅	۳-۹-۱	Logsig-logsig	T_{max}, R_s, u_2
	ANFIS ₉₅	۲۳۲۲۲	trimf	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$
	ANFIS ₆₆	۲۳۲۲۳	trimf	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$
	ANFIS ₈₅	۳۳۳	trimf	T_{max}, R_s, u_2

جدول ۴- نتایج حاصل از مقایسه روش‌های تجربی و مدل‌های هوش مصنوعی با روش استاندارد فائو پنمن-ماتیت

نام روش	پارامترهای ورودی	اصفهان			کرمان			یزد		
		MBE	RMSE	R ²	MBE	RMSE	R ²	MBE	RMSE	R ²
F-B-C	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$	-۰/۳۲۶	۰/۷۷۳	۰/۹۰۹	-۰/۱۱۲	۰/۵۳۵	۰/۹۳۰	-۰/۱۰۲	۰/۵۷۴	۰/۹۳۶
H-S	T_{min}, T_{max}, R_a	-۰/۲۷۰	۰/۶۴۵	۰/۹۰۶	-۰/۰۳۵	۰/۵۷۴	۰/۸۹۴	-۰/۲۹۴	۰/۶۸۵	۰/۹۲۴
R	T_{min}, T_{max}, R_s	-۰/۳۱۸	۰/۶۶۸	۰/۸۹۴	-۰/۱۶۹	۰/۶۴۷	۰/۸۷۶	-۰/۰۴۹	۰/۵۷۶	۰/۹۱۷
P-T	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, n$	-۰/۰۲۹	۰/۴۶۰	۰/۹۲۸	-۰/۶۴۰	۰/۸۱۸	۰/۹۱۶	-۰/۵۵۲	۰/۷۱۰	۰/۹۲۱
M	T_{min}, T_{max}, n	-۰/۴۴۰	۰/۷۰۲	۰/۹۰۴	-۰/۸۶۰	۱/۱۲۲	۰/۸۷۳	-۰/۸۱۲	۰/۹۹۴	۰/۹۰۱
ANN ₉	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, n$	-۰/۰۱۱	۰/۶۷۰	۰/۹۰۱	—	—	—	—	—	—
ANN ₆₆	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$	-۰/۰۱۰	۰/۱۷۸	۰/۹۹۰	—	—	—	-۰/۳۲۶	۰/۳۰۹	۰/۹۸۹
ANN ₆₇	$T_{min}, T_{max}, RH, R_s, u_2$	—	—	—	-۰/۰۶۰	۰/۲۳۲	۰/۹۸۶	—	—	—
ANN ₈₅	T_{max}, R_s, u_2	-۰/۰۱۲	۰/۱۹۵	۰/۹۸۵	-۰/۰۹۷	۰/۲۵۰	۰/۹۸۰	-۰/۶۹۲	۰/۴۷۳	۰/۹۸۵
ANN ₉₅	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$	—	—	—	-۰/۱۷۷	۰/۴۲۴	۰/۹۴۸	-۰/۶۰۳	۰/۵۳۴	۰/۹۴۱
ANFIS ₉	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, n$	-۰/۰۷۴	۰/۶۴۴	۰/۹۰۵	—	—	—	—	—	—
ANFIS ₆₆	$T_{min}, T_{max}, T_{dew}, R_s, u_2$	-۰/۰۱۳	۰/۱۷۵	۰/۹۹۲	—	—	—	-۰/۴۲۸	۰/۲۰۲	۰/۹۹۱
ANFIS ₆₇	$T_{min}, T_{max}, RH, R_s, u_2$	—	—	—	-۰/۱۷۶	۰/۲۱۶	۰/۹۹۰	—	—	—
ANFIS ₈₅	T_{max}, R_s, u_2	-۰/۰۳۸	۰/۱۸۴	۰/۹۸۷	-۰/۱۷۳	۰/۲۲۸	۰/۹۸۴	-۰/۵۱۲	۰/۳۹۴	۰/۹۸۸
ANFIS ₉₅	$T_{min}, T_{max}, RH_{min}, n, u_2$	—	—	—	-۰/۰۵۱	۰/۳۹۸	۰/۹۵۹	-۰/۵۲۵	۰/۵۰۰	۰/۹۵۵

ایستگاه کرمان

در ایستگاه کرمان روش بلانی-کریدل فائو با R^2 , RMSE و MBE به ترتیب برابر با ۰/۹۳۰، ۰/۵۳۵ و -۰/۱۱۲ نسبت به دیگر روش‌های تجربی دارای دقت بیشتری است. پس از روش F-B-C روش‌های هارگریوز سامانی و ریچی در رتبه دوم و سوم قرار گرفتند. تمامی مدل‌های تجربی مورد بررسی مقدار ET_0 را نسبت به روش F-P-M کمتر برآورد می‌کنند. در این ایستگاه نیز مدل ANFIS₈₅ دارای دقت به مراتب بالاتری از تمامی مدل‌های تجربی مورد بررسی می‌باشد. همچنین مدل ANFIS₆₇ به عنوان بهترین مدل برآورد ET_0 شناخته شد.

ایستگاه یزد

در این ایستگاه نیز همانند ایستگاه کرمان، از میان روش‌های تجربی، روش فائو بلانی-کریدل دارای بالاترین مقدار R^2 و پایین‌ترین مقدار RMSE و MBE بوده و از نظر دقت در برآورد تبخیر-تعرق نسبت به دیگر روش‌ها در اولویت اول قرار دارد. پس از روش F-B-C روش‌های ریچی و هارگریوز-سامانی در اولویت‌های بعدی قرار گرفتند. مدل‌های R و H-S مقدار ET_0 را کمتر از روش F-P-M برآورد می‌کنند اما مدل F-B-C تبخیر-تعرق را بیشتر از مدل F-P-M برآورد می‌کند. تمامی مدل‌های ANN و ANFIS عملکرد بهتری از مدل‌های تجربی معادل با خود دارند. مدل ANFIS₆₆ با پنج پارامتر ورودی به عنوان بهترین مدل در تخمین تبخیر-تعرق مرجع شناخته شد و مدل ANFIS₈₅ با سه پارامتر ورودی و MBE،

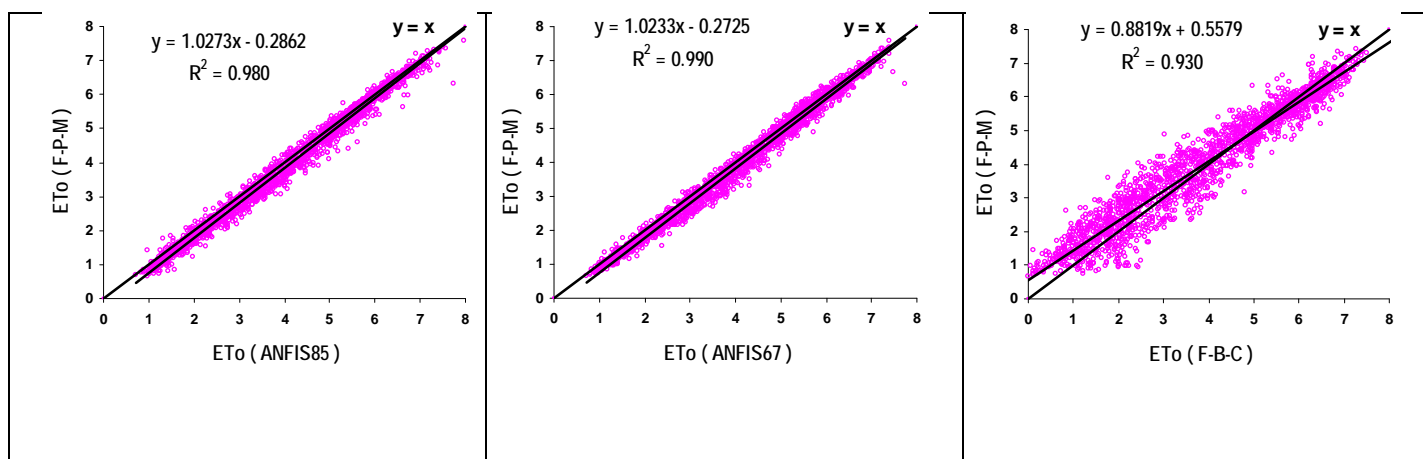
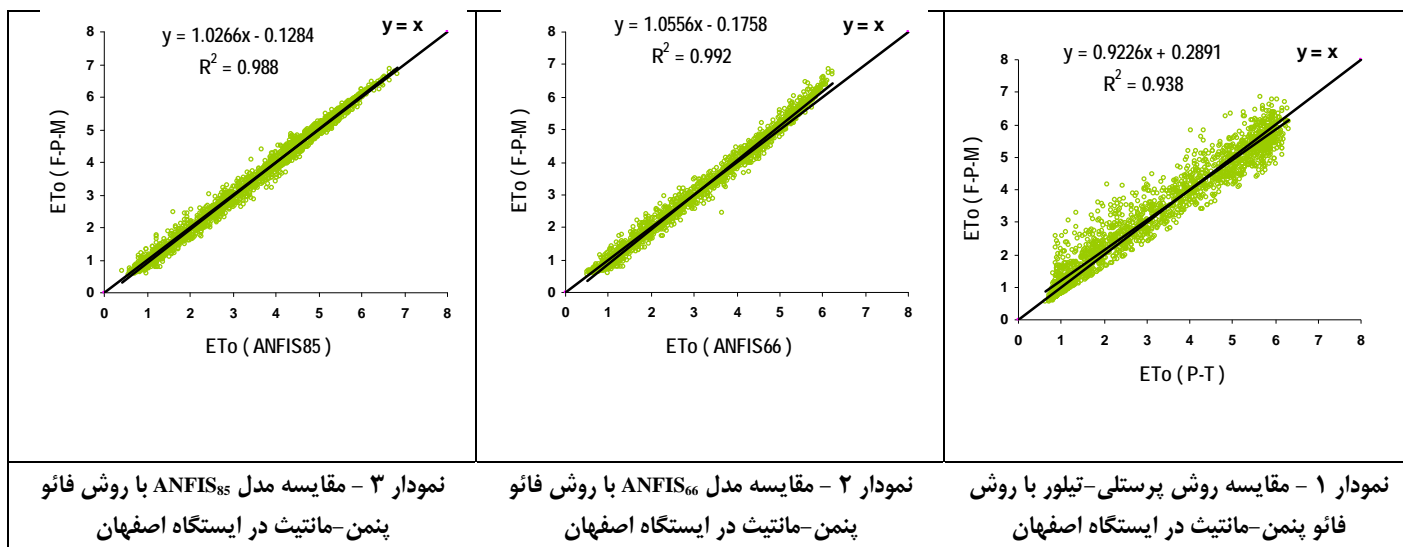
R^2 , RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸۸، ۰/۳۹۴ و -۰/۵۱۲ دارای دقت بالاتری از تمامی روش‌های تجربی می‌باشد.

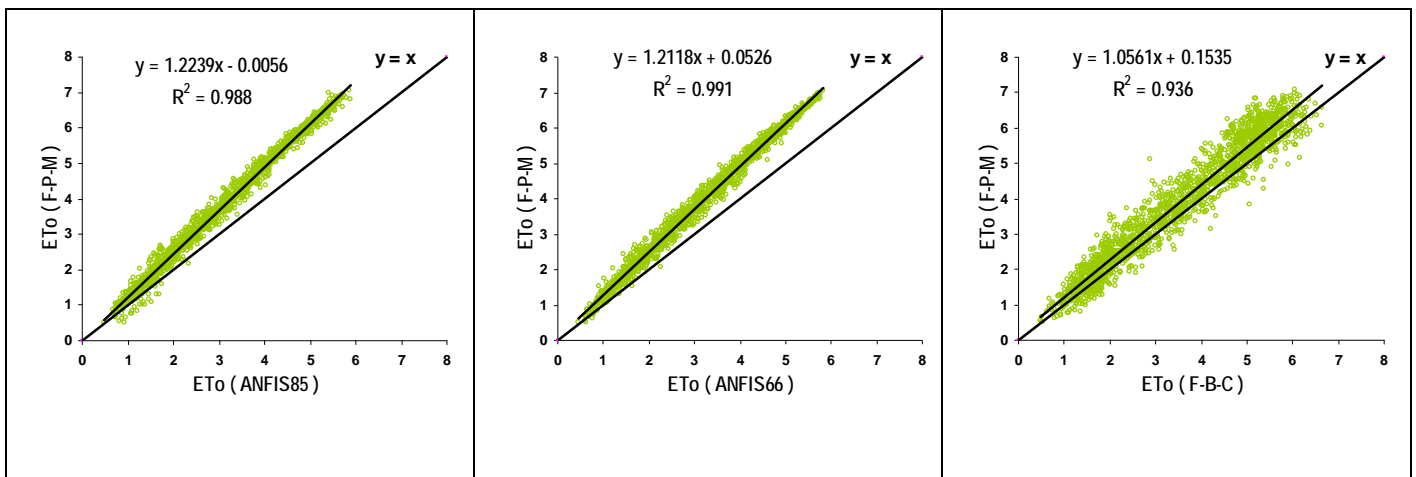
بحث و نتیجه‌گیری

نتایج حاصل از مقایسه روش‌های تجربی دمایی و تابشی در اقلیم بسیار خشک نشان دهنده برتری روش فائو بلانی-کریدل با متوسط R^2 و RMSE برابر با ۰/۹۳۵ و ۰/۵۲۳ نسبت به دیگر روش‌های تجربی می‌باشد. روش‌های هارگریوز-سامانی و ریچی نیز با متوسط R^2 و RMSE به ترتیب برابر با ۰/۹۰۸، ۰/۶۳۵، ۰/۸۹۶ و ۰/۶۳۰ پس از روش فائو بلانی-کریدل در اولویت‌های بعدی قرار گرفتند. از میان شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل‌های ANFIS₆₆ در ایستگاه‌های اصفهان و یزد و ANFIS₆₇ در ایستگاه کرمان به عنوان بهترین مدل در تخمین تبخیر-تعرق شناسایی شدند. مدل‌های ANFIS₆₆ و ANFIS₆₇ با پنج پارامتر ورودی دارای قدرت بسیار بالایی در تخمین ET_0 می‌باشند. همچنین از میان مدل‌های با سه پارامتر ورودی، مدل ANFIS₈₅ و ANN₈₅ در تمامی ایستگاه‌ها نسبت به تمامی روش‌های تجربی مورد استفاده از دقت بالاتری برخوردارند.

به طور کلی نتایج حاصل از این پژوهش نیز، همانند برخی از تحقیقات انجام شده در داخل و خارج از کشور، نشان دهنده قدرت و توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی، در مدل کردن پدیده تبخیر-تعرق، و دقت بالاتر این روش‌ها نسبت به مدل‌های تجربی می‌باشد (۴، ۱۱، ۱۵، ۱۷ و ۱۹). در مجموع با مقایسه شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی

عصبی-فازی، عملکرد مدل‌های ANFIS از مدل‌های ANN و تحقیقات انجام شده در این زمینه است (۱۶). روش‌های تجربی بهتر ارزیابی شد، که مؤید نتایج بدست آمده از





نمودار ۹ - مقایسه مدل ANFIS₈₅ با روش فائو پنمن-مانتیت در ایستگاه یزد

نمودار ۸ - مقایسه مدل ANFIS₆₆ با روش فائو پنمن-مانتیت در ایستگاه یزد

نمودار ۷ - مقایسه روش فائو بلانی-کریدل با روش فائو پنمن-مانتیت در ایستگاه یزد

منابع

- ۱- سلامی م، اژدری س، ریاحی مدوار ح. و محمدی ک. ۱۳۸۶. تخمین فاصله لوله‌های زهکشی در حالت‌های ماندگار و غیرماندگار با استفاده از استنتاج فازی (ANFIS). سومین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه صنعتی اصفهان.
- ۲- سلطانی س. و مرید س. ۱۳۸۱. مقایسه مدل‌های تفهیمی با شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه سازی فرایند بارش رواناب. ششمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۳- غفاری شیروان ج. ۱۳۷۷. مسائل آب و فاضلاب در شرایط جدید کشور. نشریه آب و محیط زیست، شماره ۲۹.
- ۴- کوچک‌زاده م. و بهمنی ع. ۱۳۸۴. ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاهش پارامترهای مورد نیاز جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع. مجله علمی-پژوهشی علوم کشاورزی، سال یازدهم، شماره ۴.
- ۵- مساعدی ا، جلالی م. و نجفی حاجیور م. ۱۳۸۵. برآورد رسوب انتقالی در ایستگاه هیدرومتری تمبر به کمک شبکه عصبی مصنوعی. هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه، بهمن ماه ۱۳۸۵، دانشگاه شهید چمران اهواز.
- ۶- منہاج م.ب. ۱۳۷۹. هوش محاسباتی (مبانی شبکه‌های عصبی). جلد اول، انتشارات دانشگاه پلی تکنیک.
- 7- Allen R.G., Preira L.S., Raes D., and Smith M. 1998. Crop Evapotranspiration Guidelines for Computing Crop Water Requirement. FAO Irrigation and Drainage Paper, NO.56, Rome, Italy.
- 8- Alp M., and Cigizoglu H.K. 2007. Suspended sediment load simulation by two artificial neural network methods using hydro meteorological data. Journal of Environmental Modeling & Software, 22: 2-13.
- 9- Denal M.A., Palis F., and Zeghibid A. 2004. ANFIS: Based Modeling Control of Non-linear Systems. IEEE International Conference on Systems, Man & Cybernetic: 3433-3437.
- 10- Dinpashoh Y. 2006. Study of Reference Crop Evapotranspiration in I.R. of Iran. Agricultural water management, 84: 123-129.
- 11- Dogan E. 2008. Reference evapotranspiration estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system. Journal of Irrigation and Drainage. 58 (5): 617-628.
- 12- EWRI 2001. The ASCE standardized reference evapotranspiration equation. Environmental and Water Resources Institute of the ASCE Standardization of Reference Evapotranspiration Task Committee.
- 13- Gautam D.K., and Holz k.P. 2001. Rainfall-runoff modeling using adaptive neuro-fuzzy systems. Journal of Hydro Informatics. 3(1): 3-10.
- 14- Jang J.S.R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based Fuzzy Inference System. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetic, 23(3): 665-685.
- 15- Kisi O. 2007. The potential of different ANN techniques in evapotranspiration modeling. Journal of Hydrological Process, 22(14): 2449-2460.
- 16- Kisi O., and Ozturk O. 2007. Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. Journal of Irrigation and Drainage Engineering. ASCE, 133(4): 368-379.
- 17- Kisi O. 2006a. Evapotranspiration Estimation Using Feed-Forward Neural Networks. Nord. Hydrol., 37(3):

247-260.

- 18- Kisi O. 2006b. Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique. *Journal of Hydrology*, 329 (3-4): 636-646.
- 19- Rahimi Khoob A. 2008. Artificial neural network estimation of reference evapotranspiration from pan evaporation in a semi-arid environment. *Journal of Irrigation Science*, 27(1): 35-39.
- 20- Sudheer K.P., Gosian A.K., and Ramasarti K.S. 2003. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129(3): 214- 218.
- 21- Terzi O., Keskin M.E., and Taylan E.D. 2006. Estimation evaporation using ANFIS. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*. ASCE, 132(5): 503-507.

Comparison of Artificial Intelligence Systems (ANN & ANFIS) for Reference Evapotranspiration Estimation in the Extreme Arid Regions of Iran

K. Ahmadzadeh Gharah Gwiz¹ – S. M. Mirlatifi^{2*} – K. Mohammadi³

Abstract

Evapotranspiration is one of the basic components of the hydrological cycle and is essential for estimating irrigation water requirement. In recent years, the use of intelligent systems for estimation of hydrological related parameters has increased dramatically. The objective of this study was to evaluate the possibility of estimating daily reference evapotranspiration by using artificial intelligence systems, and to compare these systems together. The potential of using the adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and the artificial neural network (ANN) techniques was investigated for estimating daily reference evapotranspiration (ET_o). Various daily climatic data including daylight hours, air temperature, relative humidity, and wind speed from three synoptic weather stations (Esfahan, Kerman and, Yazd) located in the extreme arid climatic regions of Iran were used as inputs to the ANFIS and ANN techniques to estimate ET_o as calculated by the FAO₅₆ Penman-Monteith (F-P-M) equation. A comparison was made between the estimates provided by the ANN and ANFIS and those of the following empirical models: The Makkink, Priestley-Taylor, Hargreaves-Samani, FAO Blaney-Criddle, and Ritchie. Root mean squared errors, mean bias errors, and determination coefficient statistical indices were used for the evaluation of the performance of the models. Results revealed that the ANN and ANFIS techniques could be employed successfully for modeling daily ET_o process. The ANFIS₈₅ model with three input parameters including solar radiation, maximum air temperature, and wind speed estimated ET_o with a higher degree of accuracy than empirical models. The FAO Blaney-Criddle model was found to perform better than other empirical models included in this study.

Keywords: Adaptive neuro-fuzzy inference system, Empirical models, Evapotranspiration, Extra arid climate, Iran

1,2,3- Graduate student, and Assoc. professors, Irrigation and Drainage Engineering Dept, Tarbiat Modares University of Tehran

(* - Corresponding Author Email: mirlat_m@modares.ac.ir)