

ارزیابی سیستم‌های هوشمند عصبی در کاهش پارامترهای تخمین تبخیر تعرق گیاه مرجع

حمید زارع ایبانه^{۱*} - مریم بیات ورکشی^۲ - صفر معروفی^۳ - رضا امیری چایجان^۴

تاریخ دریافت: ۸۸/۵/۱۸

تاریخ پذیرش: ۸۸/۸/۱۷

چکیده

مطالعه حاضر به منظور استفاده از حداقل پارامترهای هواشناسی در پیش‌بینی تبخیر تعرق گیاه مرجع در منطقه همدان برای سال‌های ۱۳۷۶ و ۱۳۷۷ صورت گرفته است. بدین منظور، با استفاده از آزمون پیرسون، شش پارامتر هواشناسی مورد نیاز در روش پنمن مانیتث فائو-۵۶ که شامل دماهای حداکثر و حداقل، مقادیر رطوبت نسبی حداقل و حداکثر، سرعت باد در ارتفاع دو متری و ساعت آفتابی روزانه می‌شوند، به صورت چهار سناریوی اطلاعاتی با یکدیگر ترکیب و به کار برده شدند (که تحت عنوان شماره ۱، ۲، ۳ و ۴ نام‌گذاری شدند). با اعمال این سناریوها بر مدل‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) در محیط نرم‌افزاری MATLAB، تبخیر تعرق گیاه مرجع منطقه تخمین گردید. به منظور ارزیابی نتایج هر یک از سناریوهای مورد استفاده، از مقادیر واقعی تبخیر تعرق مرجع (لایسمتری) استفاده شد. نتایج نشان داد که افزایش تعداد اطلاعات در لایه ورودی لزوماً منجر به بهبود نتایج مدل‌های هوشمند نمی‌شود. سناریوی اطلاعاتی شماره ۲ که شامل سه پارامتر دمای حداقل و حداکثر هوا و ساعت آفتابی روزانه بود، در هر دو مدل ANN و ANFIS برآوردهای معقول و یکسانی در بر داشت. در این سناریو مقادیر حداقل معیار مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مطلق خطا (MAE) و حداکثر ضریب تعیین (R^2) در مرحله آزمایش به ترتیب معادل ۰/۰۹ و ۰/۰۷ و ۰/۹۰ بودند. در مجموع بین نتایج شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی از نظر آماره‌های خطاسنجی اختلاف قابل ملاحظه‌ای مشاهده نشد. ضمن آن که این دو نسبت به نیاز اطلاعاتی در لایه ورودی خود دارای حساسیت یکسان بودند. مدل شبکه عصبی پس از ۲۶ تکرار محاسباتی در مقایسه با سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی که با ۴۰ تکرار محاسباتی بود، سریع‌تر به جواب مناسب دست یافت. همچنین برآوردهای شبکه‌های عصبی با روش استاندارد پنمن مانیتث نیز مقایسه گردید، که نشان‌دهنده دقت و توانمندی قابل ملاحظه مدل‌های هوشمند (RMSE معادل ۰/۰۹ میلی‌متر بر روز) نسبت به روش استاندارد (RMSE معادل ۰/۳۴ میلی‌متر بر روز)، برای تخمین تبخیر تعرق گیاه مرجع می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: تبخیر تعرق گیاه مرجع، آزمون پیرسون، مدل‌های هوشمند، همدان

مقدمه

استفاده از آن‌ها نیازمند تخصص و مهارت زیاد کاربران در زمینه مورد بحث نیست (۱۵). در گروه روش‌های آماری می‌توان به شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs)، سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی ۶ (ANFIS)، مدل‌های خطی و غیرخطی اشاره داشت. بکارگیری روش‌های آماری مستلزم اطلاعات ثبت شده در یک منطقه است که اندازه‌گیری درازمدت آن‌ها خالی از اشکال و هزینه نمی‌باشد (۷). از آنجایی که روش‌های آماری در پیش‌بینی رفتار پدیده‌های خطی و غیرخطی به طور موفقیت آمیزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (۱)، محققین سعی در کاهش پارامترهای ورودی، به منظور کاستن از هزینه‌ها و سهولت دسترسی به نتایج و تفسیر بهتر و دقیق‌تر دارند

پیش‌بینی از موضوعات بسیار با اهمیت و مورد توجه محققان در ایجاد تصمیمات لازم برای برنامه‌ریزی مناسب است. برای این منظور می‌توان از مدل‌های در دسترس و روش‌های آماری استفاده کرد. تحقیقات صورت گرفته در زمینه پیش‌بینی با روش‌های آماری، سودمندی این روش‌ها را به اثبات رسانده است (۱). در بکارگیری روش‌های آماری می‌توان با هزینه کمتر، از اطلاعات موجود و قابل دسترس استفاده کرد. ساختار روش‌های آماری به گونه‌ای است که

۱، ۲ و ۳- به ترتیب استادیار، دانشجوی کارشناسی ارشد و دانشیار گروه آبیاری، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا همدان

* - نویسنده مسئول: (Email: zare_h2000@yahoo.com)

۴- استادیار گروه ماشین آلات دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان

ادهیامبو و همکاران از سه پارامتر رطوبت نسبی هوا، تابش خورشیدی و سرعت باد در محیط فازی، تبخیر تعرق را تخمین و کفایت تعداد متغیرهای ورودی را نشان دادند (۱۸ و ۲۸). در مطالعه‌ای دیگر، تخمین ET_0 به کمک پارامتر میانگین دمای هوا به عنوان تنها ورودی ANFIS با موفقیت حاصل شد (۳۲).

با توجه به موارد ذکر شده در مورد برآورد تبخیر تعرق گیاه مرجع با حداقل تعداد داده‌های هواشناسی از شبکه‌های هوشمند عصبی و لزوم واسنجی نتایج به صورت منطقه‌ای، یک ساختار مناسب برای تعیین داده‌های موثر ارائه و در قالب مطالعه موردی، ایستگاه هواشناسی سینوپتیک همدان ارزیابی گردید. از آنجایی که هیچ شبکه‌ای با ساختار اطلاعاتی مشخص به عنوان مناسب‌ترین شبکه وجود ندارد، مگر شبکه‌ها با معیارهای مختلف آزمون گردند تا مطلوب‌ترین نوع شبکه برای هدف دلخواه شناسایی گردد (۱۳). لذا بدین منظور از آمار و اطلاعات در دسترس روزانه هواشناسی و لایسیمتری ثبت شده سال‌های ۱۳۷۶ و ۱۳۷۷ استفاده شد. سپس با استفاده از مدل‌های ANN و ANFIS، براساس سناریوهای مختلفی از پارامترهای هواشناسی و رابطه ترکیبی پنمن مانیتث فائو ۵۶ به عنوان مناسب‌ترین روش ترکیبی، تبخیر تعرق گیاه مرجع برآورد گردید (۳۰).

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

استان همدان با مساحتی بالغ بر ۱۹۰۰۰ کیلومتر مربع واقع در غرب فلات ایران، حدود ۱/۲ درصد از مساحت کشور را به خود اختصاص داده است. وجود الوند کوه با ارتفاع ۳۵۷۴ متر و قرار گرفتن استان همدان در بلندای ۱۸۰۰ متری از سطح دریا موجب ایجاد شرایط آب و هوایی کوهستانی با زمستان‌های سرد و تابستان‌های نسبتاً معتدل است. میانگین نزولات جوی سالانه منطقه ۳۱۷ میلی‌متر برآورد شده که حدود ۲۶ درصد از متوسط کشور بیشتر است (۳۴). استعداد فراوان منطقه از حیث قابلیت‌های کشاورزی و باغی و فقدان طرح‌های بزرگ صنعتی موجب مطرح شدن آن به عنوان یکی از قطب‌های زراعی و باغی کشور شده است که این مسئله وابستگی منطقه به منابع آب‌های سطحی و زیرزمینی را نشان می‌دهد.

داده‌های مورد استفاده

در این تحقیق از اطلاعات هواشناسی روزانه ایستگاه هواشناسی سینوپتیک همدان در یک فاصله زمانی ۲۴ ماهه و اطلاعات روزانه هم‌زمان دو سال زراعی (۱۳۷۶ و ۱۳۷۷) تبخیر تعرق گیاه مرجع چمن در لایسیمتر، استفاده شد. به منظور عدم تنش آبی در هر یک از لایسیمترها، عملیات آبیاری به صورت دستی و روزانه بر مبنای

(۲۹). در این راستا کامدویرن و همکاران بر استفاده از آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) برای کاهش تعداد متغیرها و تفسیر بهتر اطلاعات تاکید داشته‌اند (۱۹). در تحقیقی برای کاهش متغیرهای موثر در پیش‌بینی غلظت میانگین روزانه کربن مونوکسید، از آنالیز حساسیت، درصد تأثیر هریک از متغیرها تعیین شد (۱۵). حیدری برای تحلیل پایداری سدهای خاکی همگن به روش شبکه عصبی مصنوعی و تعیین میزان تأثیر متغیرهای مختلف بر آن، از آنالیز درصدهای آماری حساسیت نسبی استفاده نمود (۳).

در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های هوشمند عصبی در تحلیل تبخیر تعرق با ماهیت غیرخطی به منظور مدیریت و برنامه‌ریزی منابع آب مدنظر قرار گرفته است (۱۱). بیشتر مطالعات انجام گرفته در زمینه برآورد تبخیر تعرق گیاه مرجع (ET_0) با مدل‌های هوشمند، از ۶ پارامتر (هواشناسی) دمای حداقل و حداکثر هوا، رطوبت نسبی حداقل و حداکثر هوا، سرعت باد و ساعت آفتابی استفاده شده است (۱۸، ۲۳، ۲۵ و ۲۷). هرچند انتخاب پارامترهای بیشتر، در راستای افزایش دقت برآوردها بوده، اما ذکر این نکته ضروری است که دسترسی به کلیه پارامترها در همه مناطق امکان‌پذیر نیست (۲۴) و حذف متغیرهای با تأثیر کم سبب پایداری شبکه می‌شود (۲). بنابراین یافتن ساختاری از شبکه هوشمند مصنوعی با حداقل ورودی ضروری به نظر می‌رسد. زیرا افزایش تعداد زیاد متغیر به عنوان ورودی باعث بزرگ شدن اندازه شبکه عصبی و کند شدن آموزش آن می‌شود (۱۰). از جمله این موارد می‌توان به تعیین پارامترهای موثر بر تبخیر تعرق مرجع با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات سودر و همکاران، زانتی و همکاران و رحیمی خوب اشاره کرد (۳۰، ۳۱ و ۳۳). نتایج برخی تحقیقات، وابستگی ET_0 به سه پارامتر هواشناسی میانگین دمای هوا، ساعت آفتابی و تابش خورشیدی یا دمای حداقل هوا، دمای حداکثر هوا و مقدار تبخیر از تشت را نشان داده است (۳۰، ۳۱ و ۳۳).

برآورد تبخیر از مخازن چاه‌نیمه (سیستان و بلوچستان) به کمک شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی نشان داد که تبخیر با متغیرهای رطوبت نسبی، سرعت باد و دمای هوا قابل تخمین است (۲۶). کمار و همکاران با اجرای ۳ سناریوی متفاوت از پارامترهای هواشناسی به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی شامل دما و تشعشع (مدل ۱)، باد و رطوبت (مدل ۲) و ساعت آفتابی و دما (مدل ۳)، تبخیر تعرق را برآورد نمود (۲۴). مطالعه آنان موید مناسب بودن هر یک از سناریوهای ۱ تا ۳ به ترتیب برای مناطق با اقلیم خشک، مرطوب و خشک مرطوب بود. آیتک با چهار پارامتر دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و مقدار تابش خورشیدی، در محیط $CANFIS^3$ و

- 1- Principal Component Analysis
- 2- Sensivity analysis
- 3- Coactive Neuro-Fuzzy Inference System

سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (شبکه پیش‌رونده) اجرا گردید (۶). ANFIS شبکه‌ای ۵ لایه، متشکل از گره‌ها و کمان‌های اتصال‌دهنده گره‌ها می‌باشد. در این سیستم از دو روش آموزش پس-انتشار خطا و آموزش ترکیبی استفاده شد. ساختار مناسب ANFIS متناسب با هر سناریو در ورودی، درجه عضویت، قوانین و توابع درجه عضویت در خروجی انتخاب گردید. تعداد تابع عضویت ورودی دو و سه تابع، در نظر گرفته شد که با سعی و خطا تعداد مناسب برای هر سناریو پیشنهاد گردید.

اجرای هر دو ساختار ANN و ANFIS براساس توابع محرک شبکه عصبی مصنوعی و توابع عضویت ANFIS در جعبه ابزار نرم‌افزار MATLAB Ver.7 انجام گرفت. ارزیابی نسبی سناریوهای اعمالی در مدل‌های پیشنهادی براساس آماره‌های مجذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، ضریب تعیین (R^2) و میانگین مطلق خطا (MAE) است. این شاخص‌ها مبین متوسطی از خطا در عملکرد مدل می‌باشند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [ET_i(Lys.) - ET(model)]^2} \quad (1)$$

$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n [ET_i(Lys.) - ET(mean)]^2 - \sum_{i=1}^n [ET_i(Lys.) - ET(model)]^2}{\sum_{i=1}^n [ET_i(Lys.) - ET(mean)]^2} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |ET_i(Lys.) - ET_i(model)|}{n} \quad (3)$$

در روابط بالا، n تعداد داده‌ها، $ET_i(Lys.)$ مقدار تبخیر تعرق واقعی (لایسیمتر)، $ET(mean)$ میانگین تبخیر تعرق لایسیمتر و $ET(model)$ تبخیر تعرق حاصل از هر یک از مدل‌ها و رابطه پنمن مانیت فائو ۵۶ می‌باشد.

در نهایت با ترسیم نتایج در نمودار رگرسیونی مطابق مدل خطی $ET(model) = a + b ET(Lys.)$ مناسب بودن عملکرد بکار گرفته شده، ارزیابی گردید. نزدیک بودن ضریب a (عرض از مبدا) به صفر و ضریب b (شیب خط) به یک، نشان‌دهنده مطلوبیت مدل است (۵ و ۲۰).

نتایج و بحث

مقادیر حداقل، حداکثر، میانگین، انحراف معیار و ضریب تغییرات اطلاعات هواشناسی و لایسیمتری در جدول ۱ ارائه شده است.

مشاهده آب در خروجی لایسیمتر انجام گرفت. بدین ترتیب با توجه به فصل کشت، فاصله دو آبیاری متوالی بین ۲۴ الی ۴۸ ساعت براساس مصرف آب سهل‌الوصول خاک در نظر گرفته شد. پارامترهای هواشناسی مورد استفاده در این مطالعه شامل میانگین حداقل دمای هوا (T_{min})، میانگین حداکثر دمای هوا (T_{max})، حداقل رطوبت نسبی هوا (RH_{min})، حداکثر رطوبت نسبی (RH_{max})، ساعت آفتابی (n) و سرعت باد در ارتفاع دو متری (U_2) بود.

روش تحقیق

پس از کنترل کیفی داده‌ها به روش غیرگرافیکی (آزمون توالی) و نرمال نمودن آن‌ها، از دو مدل هوشمند تحت عنوان شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS) و مدل ترکیبی پنمن مانیت فائو ۵۶ (PMF56) برای برآورد تبخیر تعرق گیاه مرجع استفاده شد. عملیات مدل‌سازی با انتخاب تصادفی داده‌ها در دو گروه، داده‌ی آموزش (۸۰ درصد) و داده‌ی آزمون (۲۰ درصد) در نرم‌افزار MATLAB انجام گرفت (۲۰). سناریوهای اطلاعاتی از ترکیب پارامترهای مهم هواشناسی براساس اجرای آزمون همبستگی پیرسون در محیط نرم‌افزاری SPSS تحت ویندوز، صورت گرفت. ضریب همبستگی پیرسون به عنوان شاخص ریاضی در تعیین جهت و مقدار ارتباط بین متغیرهای مستقل و متغیر مجهول می‌باشد که مبنای انتخاب متغیرهای هر یک از سناریوها قرار گرفت.

در این راستا چهار سناریو از اطلاعات ورودی برای برآورد تبخیر تعرق مرجع مورد بررسی و آزمون قرار گرفتند (۱۲، ۲۵ و ۲۴). سناریوی یک، با دو پارامتر T_{min} ، T_{max} ، سناریوی دو شامل T_{min} ، T_{max} ، n ، در سناریوی سوم از متغیرهای T_{min} ، T_{max} ، RH_{min} ، RH_{max} و در سناریوی چهارم از پارامترهای T_{min} ، T_{max} ، RH_{min} ، RH_{max} و n استفاده شد. تمامی سناریوها در دو مدل هوشمند ANN، ANFIS و همچنین سناریوی چهارم در مدل استاندارد پنمن مانیت فائو ۵۶ اجرا شدند.

ساختار انتخابی برای شبکه عصبی مصنوعی از نوع پرسپترون چند لایه ۲ (سه و چهار لایه) با قانون یادگیری پس‌انتشار پیش‌خور ۳ (FFBP) است. این ساختار، در مدل‌سازی داده‌های ثبتي و الگوریتم پیش‌خور برای مدل نمودن سیستم‌های دینامیکی، مناسب می‌باشد (۱۴، ۱۶ و ۱۷). تعداد نرون‌های لایه ورودی شبکه براساس سناریوهای پیشنهادی، برابر ۲، ۳، ۴ و ۶ نرون بود. در لایه میانی بصورت سعی و خطا ۱ تا ۱۰ نرون و در لایه خروجی با توجه به متغیر خروجی (تبخیر تعرق گیاه مرجع) یک نرون لحاظ شد.

علاوه بر شبکه عصبی مصنوعی، سیستم فازی سوگونو در قالب

- 4- Back- Propagation
- 5- Hybrid
- 6- Tool box
- 7- Root Mean Square Error
- 8- Coefficient of determination
- 9- Mean Absolute Error

- 1- Run Test
- 2- Multi layer perspetron
- 3- Feed-Forward Back Propagation

(جدول ۱) - مشخصات آماری پارامترهای هواشناسی مورد استفاده

پارامتر	نماد	واحد	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات
دمای حداکثر	T _{max}	درجه سانتی گراد	۰	۳۹/۸	۲۴/۳	۸/۸۵	۰/۳۶
دمای حداقل	T _{min}	درجه سانتی گراد	-۷	۲۰/۳	۷/۹	۶/۳۶	۰/۸۰
رطوبت نسبی حداکثر	RH _{max}	درصد	۳۳	۱۰۰	۷۲/۵	۱۷/۳۱	۰/۲۴
رطوبت نسبی حداقل	RH _{min}	درصد	۸	۹۲	۲۶/۸	۱۱/۶۹	۰/۴۴
سرعت باد	U	متر بر ثانیه	۰	۷/۳	۱/۵	۲/۴۲	۰/۸۲
ساعت آفتابی	n	ساعت	۰	۱۳/۵	۹/۲	۳/۳۹	۰/۳۷
تبخیر تعرق مرجع	ET ₀	میلی متر بر روز	۰	۸/۵۸	۴/۵۹	۲/۲۷	۰/۴۹

قسمت‌های مختلف معادله مانند بخش تشعشی و بخش نقصان فشار بخار (VPD) مشهود است.

با اعمال سناریوهای تعریف شده در مدل‌های ANN و ANFIS و مقایسه نتایج حاصل با اندازه‌گیری‌های لایسمتری، ساختار بهینه اطلاعاتی مشخص گردید (جدول ۳).

نتایج اجرای سناریوهای جدول ۳ برای شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داد به ازای کاهش تعداد لایه‌های میانی و تعداد نرون‌های لایه (های) میانی، تعداد نرون در لایه ورودی افزایش می‌یابد. مشابه چنین روندی در تعداد تابع عضویت شبکه عصبی-فازی نیز قابل مشاهده است. یعنی با کاهش تعداد تابع عضویت، نیاز اطلاعاتی در لایه ورودی افزوده می‌شود. لذا با افزایش تعداد اطلاعات ورودی، مدل باید تأثیرات این اطلاعات و اثرات آن‌ها در برآورد متغیر مجهول را در نظر بگیرد. با اعتقاد به خطای اندازه‌گیری اطلاعات ورودی، می‌توان گفت افزایش تعداد اطلاعات در ورودی شبکه (تعداد نرون) منجر به افزایش خطا در شبکه می‌شود که مدل به جهت مقابله با خطای اندازه‌گیری داده‌ها، نیازمند تکرارهای محاسباتی بیشتر می‌باشد (۷). جدول ۳ برتری قانون آموزش لونیگ مارکوات (LM) و تابع محرک سیگموئید (LOGSIG) در ANN و نیز تعداد دو تابع عضویت ورودی و تابع عضویت Gbell برای ANFIS را نشان می‌دهد. این نتیجه با مطالعه آدینه و همکاران (۱۶)، مقدم‌نیا و همکاران (۲۶)، بهروزی خزایی و همکاران (۲) برای شبکه عصبی و کیسی (۲۲) و سلطانی (۸) برای ANFIS هم‌خوانی دارد.

در جدول ۴ حداقل مقدار معیارهای آماری برای هر یک از سناریوها در مقایسه با مقادیر اندازه‌گیری شده آورده شده است. نتایج آماره‌های خطاسنجی شبکه عصبی مصنوعی و عصبی-فازی با استفاده از چهار سناریوی اطلاعاتی در جدول ۴ نشان می‌دهد، افزایش تعداد اطلاعات در لایه ورودی لزوماً منجر به بهبود خاصی در نتایج نشده است. این نتیجه با گزارش خلیلی و همکاران (۴) که استفاده از اطلاعات ورودی بیش از حد می‌تواند موجب خروج شبکه از حالت تعمیم شود، هم‌خوانی دارد.

جدول ۱ دامنه پارامترهای در نظر گرفته شده در ایجاد ۴ سناریو برای اجرای مدل‌های ANFIS، ANN و مدل PMF56 را نشان می‌دهد. براساس جدول ۱، سرعت باد و دمای حداقل هوا از بیشترین تغییرات طی دوره مشاهداتی برخوردارند. در مقابل، رطوبت نسبی حداکثر، کمترین تغییرات را در طول دوره آماری مورد مطالعه دارد. در مطالعه مقدم‌نیا و همکاران (۲۶) نیز سرعت باد، بیشترین و رطوبت نسبی، کمترین ضریب تغییرات را در منطقه مورد مطالعه داشتند که در راستای نتایج جدول ۱ می‌باشد. از آنجایی که منطقه مورد مطالعه کوهستانی با زمستان‌های سرد و طولانی است، انتظار برودت هوا منطقی به نظر می‌رسد. بر همین مبنا زیاد بودن ضریب تغییرات دمای حداقل قابل توجیه است و در مقابل، تابستان‌های معتدل مانع از تغییرات در پارامتر دمای حداکثر است. از طرفی وجود بادهای پاییزه و زمستانه بخصوص در نیمه پایانی روز و شب هنگام نسبت به سایر ایام سال تأثیر خود را در ضریب تغییرات پارامتر باد نشان داده است. نتایج حاصل از اجرای نرم‌افزار SPSS در تعیین ارتباط بین متغیرهای وابسته و متغیر مستقل (تبخیر تعرق مرجع) براساس ضریب همبستگی پیرسون برای پیشنهاد سناریوهای چهارگانه در جدول ۲ ارائه گردید.

(جدول ۲) - معیارهای آماری مربوط به عوامل مؤثر بر تبخیر تعرق

پارامتر	همبستگی پیرسون
دمای حداکثر	۰/۹۲
دمای حداقل	۰/۸۰
رطوبت نسبی حداکثر	-۰/۶۳
رطوبت نسبی حداقل	-۰/۵۶
ساعت آفتابی	۰/۶۶
سرعت باد	-۰/۰۱

با توجه به جدول ۲، متغیرهای دمای حداکثر، دمای حداقل و ساعت آفتابی، به ترتیب مؤثرترین عوامل در تبخیر تعرق منطقه مورد مطالعه (همدان) می‌باشند. ضمن آن که هر سه پارامتر مذکور، طبق معادله پنمن مانیتث فائو، با ET₀ ارتباط مستقیم دارند و این ارتباط در

(جدول ۳) - مشخصات ساختارهای بهینه هر یک از مدل‌های ANN و ANFIS

مشخصات	سناریوی ۱		سناریوی ۲		سناریوی ۳		سناریوی ۴	
	ANFIS 1	ANN1	ANFIS 2	ANN2	ANFIS3	ANN3	ANFIS4	ANN4
نیاز اطلاعاتی	T _{min} , T _{max}		T _{min} , T _{max} , n		T _{min} , T _{max} , RH _{min} , RH _{max}		T _{min} , T _{max} , RH _{min} , RH _{max} , n, U ₂	
آرایش مدل	۲-۷-۷-۱		۳-۵-۵-۱		۴-۴-۱		۶-۳-۱	
تابع محرک	LOGSIG.		LOGSIG.		TANSIG		LOGSIG.	
قانون آموزشی	RP		L.M.		L.M.		LM	
تکرار محاسباتی	۷۶		۲۶		۱۵		۲۸	
تعداد تابع عضویت	---		---		---		---	
تابع عضویت ورودی	Trap		Gauss		Gbell		Gbell	
تابع عضویت خروجی	---		---		---		---	

(جدول ۴) - نتایج شاخص‌های آماری در تخمین ET₀ توسط ANN و ANFIS

مبنا	روش	RMSE(mm.d ⁻¹)		MAE(mm.d ⁻¹)		R ²	
		آزمون	آموزش	آزمون	آموزش	آزمون	آموزش
سناریوی ۱	ANFIS1	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۰۸	۰/۰۷	۰/۸۸	۰/۸۶
	ANN1	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۸	۰/۰۷	۰/۸۹	۰/۸۶
سناریوی ۲	ANFIS2	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۷	۰/۹۰	۰/۸۹
	ANN2	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۷	۰/۹۰	۰/۸۹
سناریوی ۳	ANFIS3	۰/۱۰	۰/۱۰	۰/۰۸	۰/۰۷	۰/۸۸	۰/۸۷
	ANN3	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۸	۰/۰۷	۰/۸۷	۰/۸۷
سناریوی ۴	ANFIS4	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۷	۰/۸۹	۰/۸۸
	ANN4	۰/۰۹	۰/۰۹	۰/۰۷	۰/۰۷	۰/۸۹	۰/۸۸
مدل ترکیبی	PMF56	۰/۳۴	۰/۳۶	۰/۲۸	۰/۲۹	۰/۲۱	۰/۲۳

دمای حداقل، دور از واقعیت نمی‌باشد.

روند کاهش خطای مرحله آزمون (RMSE_{test}) با افزایش تکرار محاسباتی، در هر دو شبکه ANN و ANFIS برای سناریوی پیشنهادی ۲، در شکل ۱ نشان داده شده است. در هر دو شبکه روند کاهش خطا به ازای افزایش تکرارهای محاسباتی و تثبیت در حداقل مقدار خطا برقرار است. یکسان بودن روند کاهش خطا بیان‌گر عملکرد یکسان و مشابه هر دو مدل ANN و ANFIS در تأثیرپذیری از نرون‌های اطلاعاتی در لایه ورودی می‌باشد. این شکل بیان‌گر آن است که در شبکه عصبی با ۲۶ تکرار محاسباتی و در شبکه عصبی-فازی با ۴۰ تکرار محاسباتی، نتایج در حداکثر دقت با حداقل خطا حاصل می‌شوند و این اختلاف در تعداد تکرار محاسباتی ناشی از طبیعت هر دو شبکه عصبی و عصبی-فازی می‌باشد. زیرا هر دو شبکه از نظر نوع و ماهیت داده‌های ورودی و اجرا در محیط نرم‌افزاری، یکسان هستند.

با مقایسه نتایج شکل ۱ با نتایج جدول ۴ در خصوص سناریوی ۲، می‌توان تعداد تکرار محاسباتی کمتر در مدل شبکه عصبی مصنوعی

در این پژوهش سناریوی ۱، ۳ و ۴ به دلیل بیشتر بودن مقادیر خطای RMSE، MAE و کمتر بودن R² آزمایش در مقابل سناریوی ۲ قابل حذف هستند. زیرا نتیجه سناریوهای ۱، ۳ و ۴ منجر به خروجی‌های غیر دقیق‌تر نسبت به سناریوی ۲ شده است. ضمن آن که سناریوی ۲ در بین تمامی سناریوها حداقل معیار RMSE، MAE و حداکثر R² را در مرحله آموزش و آزمون کسب نمود. بدین ترتیب می‌توان گفت سناریوی اطلاعاتی شماره ۲ در هر دو مدل ANN و ANFIS براساس اطلاعات میانگین دمای حداقل هوا، میانگین دمای حداکثر هوا و ساعت آفتابی برآوردهای معقولی داشته است. تأثیرپذیری ET₀ از اطلاعات فوق با اجرای آزمون همبستگی پیرسون در جدول ۲ نیز به اثبات رسیده بود. در خصوص نقش ساعت آفتابی می‌توان به تحقیقات کمالی و مرادی (۱۲) اشاره نمود که پارامتر فوق را بیان‌گر تابش دانسته‌اند. ایرماک و همکاران (۲۰) و سبزی‌پرور و همکاران (۷) هم بکارگیری تابش را برای تخمین ET₀ در اقلیم‌های خشک و نیمه خشک مناسب دانستند. لذا انتخاب پارامترهایی از جنس تابش مانند ساعت آفتابی در کنار دو پارامتر موثر دمای حداکثر و

نیز اشاره شده بود، همبستگی خوبی بین ET_0 برآوردی و واقعی وجود دارد. در این مطالعه ضریب همبستگی برای هر دو مدل هوشمند در حد ۰/۹ بود. علاوه بر آن شیب و عرض از مبدا هر دو خط برازش داده شده به نقاط به ترتیب نزدیک به ۱ و صفر می‌باشد. یکسانی رفتاری هر دو مدل در شکل ۲، با توجه به عدم اختلاف در آماره‌های خطا طبق جدول ۴ منطقی به نظر می‌رسد، همان‌گونه که این روند در شکل ۱ هم نشان داده شد. بنابراین از نظر حصول نتیجه مطلوب در زمان محاسباتی کمتر، مدل ANN را نسبت به ANFIS برتر دانست (۲۶ در مقابل ۴۰). این موضوع یعنی ارجح بودن شبکه عصبی مصنوعی نسبت به شبکه عصبی-فازی در مطالعات مقدم‌نیا و همکاران (۲۶) مورد تایید قرار گرفته است.

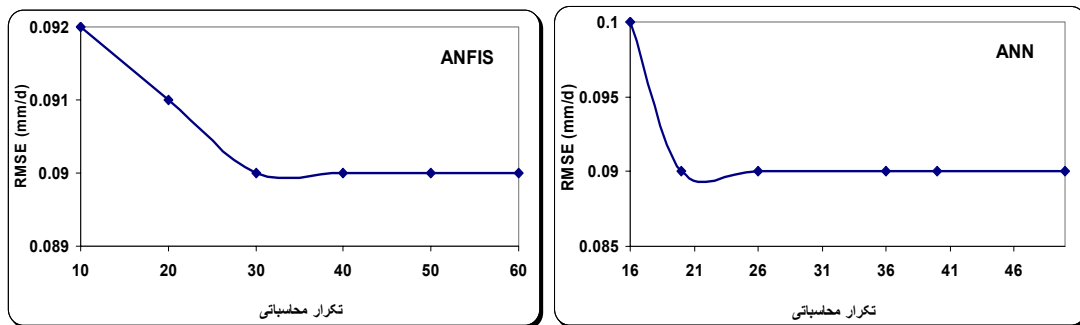
نتیجه‌گیری

توانایی شبکه‌های عصبی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی در برآورد تخریب تعرق گیاه مرجع با تعداد و نوع اطلاعات کمتر در مقایسه با مدل ترکیبی پنمن ماتنیث با حجم اطلاعاتی بیشتر، مورد آزمون قرار گرفت.

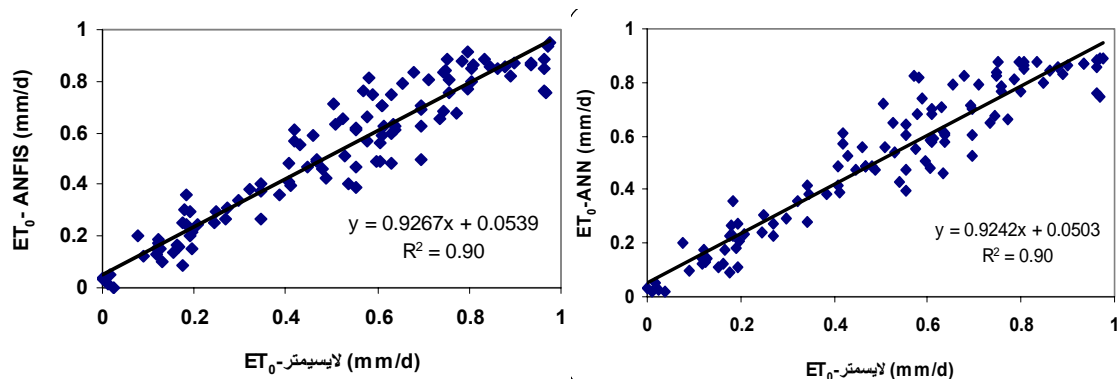
را در توجیه این مدل نسبت به مدل شبکه عصبی-فازی موثر دانست. زیرا در هر دو شبکه مقدار آماره‌ها یکسان است، لیکن در شبکه عصبی مصنوعی در تکرار محاسباتی کمتر، شبکه به جواب‌های دقیق‌تر و منطقی رسیده است.

آماره‌های خطا در خصوص روش ترکیبی پنمن-ماتنیث فائو (جدول ۴) نشان دهنده بیشتر بودن خطا نسبت به هر دو مدل هوشمند ANN و ANFIS است. این نتیجه بیان‌گر عدم دقت روش پنمن ماتنیث در مقابل روش‌های هوشمند است. دلیل اصلی برآوردهای بهتر شبکه ANN و ANFIS نسبت به پنمن ماتنیث این است که شبکه براساس مقدار T_{min} و T_{max} و n آموزش دیده و در پایان بر همان مبنا پاسخ می‌دهد. اما مدل پنمن ماتنیث از روابط مشخصی پیروی کرده و علاوه بر ویژگی‌های اقلیم از ویژگی‌های فیزیولوژیک گیاه تأثیر می‌پذیرد. بنابراین روش ترکیبی پنمن ماتنیث با اینکه به عنوان روشی استاندارد از سوی فائو پیشنهاد شده است لیکن در مقابل هیچ یک از روش‌های هوشمند نتایج خوبی ارائه دهد.

نتایج ET_0 روزانه از هر دو روش ANN و ANFIS و مقادیر واقعی (لایسیمتری) در شکل ۲ ارائه شده است. همان‌گونه که از قبل



شکل ۱- منحنی‌های توزیع خطای برآورد شبکه ANN و ANFIS



شکل ۲- مقایسه خطای برآورد ET_0 توسط مدل‌های هوشمند و همبستگی بین نتایج مدل‌ها با داده‌های لایسیمتری

نسبت به نیاز اطلاعاتی در لایه ورودی یکسان بود که در راستای نتایج شایان‌نژاد و همکاران (۹) است. لیکن شبکه عصبی مصنوعی نسبت به شبکه عصبی - فازی از نظر زمان رسیدن به نتایج مطلوب‌تر موفق‌تر بود. مقایسات انجام شده بین برآوردهای روش پنمن مانتیث و شبکه‌های عصبی نشان‌دهنده دقت و توانمندی قابل ملاحظه مدل‌های هوشمند نسبت به روش‌های ترکیبی و تجربی برای تبخیر تعرق گیاه مرجع می‌باشد. از آنجایی که بخشی از دقت برآوردها به دقت اندازه‌گیری داده‌های اولیه برمی‌گردد، پس هر قدر نیازمندی به اطلاعات اولیه به عنوان داده‌های ورودی کمتر باشد، دقت شبکه افزایش می‌یابد. بنابراین افزایش دقت برآوردی شبکه عصبی در سناریوهای با داده کمتر ولی موثر در فرایند تبخیر تعرق در مقابل با مدل پنمن مانتیث در بخش‌های مختلف به اثبات رسیده است.

با توجه به نیاز اطلاعاتی مدل پنمن مانتیث به عنوان کامل‌ترین مدل استاندارد، چهار سناریوی اطلاعاتی براساس آزمون پیرسون تعریف شد. تمامی سناریوها در دو مدل هوشمند ANN و ANFIS در محیط نرم‌افزار MATLAB اعمال گردید. ضمن آن‌که سناریوی چهارم در مدل پنمن مانتیث هم اجرا شد.

نتایج مقایسه‌ای بین هر یک از حالات لحاظ‌شده با مقادیر واقعی، توانایی برآوردهای مدل‌های هوشمند برای پدیده‌های غیرخطی را با تعداد اطلاعات کمتر در زمان کوتاه‌تر و دقت بیشتر نشان داد. بین نتایج شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی اختلاف قابل ملاحظه‌ای مشاهده نشد. روند تغییرات تبخیر تعرق مرجع در هر دو شبکه عصبی از روی سه پارامتر دمای حداکثر، دمای حداقل و ساعت آفتابی قابل برآورد است. حساسیت هر دو شبکه

منابع

- ۱- ایزدی ع، داوری ک، عزیزاده ا، و قهرمان ب. ۱۳۸۷. کاربرد مدل داده‌های ترکیبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی. مجله آبیاری و زهکشی ایران ۲: ۱۴۴-۱۳۳.
- ۲- بهروزی خزایی ن، امیری چایجان ر، توکلی هسجین ت. و خوش تقاضا م. ه. ۱۳۸۶. بررسی شاخص‌های مهم خشک شدن انگور در روش خشک کردن با جریان هوای گرم به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله پژوهش کشاورزی ۷ (۳): ۱۵۴-۱۴۱.
- ۳- حیدری م. ۱۳۸۷. تحلیل حساسیت پایداری سدهای خاکی همگن با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه تهران. ص. ۸-۱.
- ۴- خلیلی ن، خدائشاس س. ر، داوری ک. و موسوی بایگی م. ۱۳۸۷. پیش‌بینی بارش ماهانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک مشهد. مجله علوم و صنایع کشاورزی (ویژه آب و خاک) ۲۲ (۱): ۸۹-۹۹.
- ۵- رضایی ع. م. ۱۳۸۳. مفاهیم آمار و احتمالات (با تجدید نظر کامل). نشر مشهد. چاپ چهارم. ص. ۴۳۲.
- ۶- سبزی‌پرور ع. ا، تفضلی ف، زارع ابیانه ح، بانژاد ح، موسوی بایگی م، غفوری م، محسنی موحد ا. و مریانجی ز. ۱۳۸۷. مقایسه چند مدل برآورد تبخیر- تعرق گیاه مرجع در یک اقلیم سرد نیمه‌خشک به‌منظور استفاده بهینه از مدل‌های تابش. مجله آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی) ۲۲ (۲): ۳۲۸-۳۴۰.
- ۷- کریمی گوغری ش. و اسلامی ا. ۱۳۸۷. پیش‌بینی بارندگی سالانه در استان کرمان با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله آبیاری و زهکشی ایران. ۲ (۲): ۱۲۳-۱۳۲.
- ۸- کوچک زاده م. و بهمنی ع. ۱۳۸۴. ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاهش پارامترهای مورد نیاز جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع. مجله علوم کشاورزی ۱۱ (۴): ۹۷-۸۷.
- ۹- کمالی غ. ع. و مرادی ا. ۱۳۸۴. تابش خورشید (اصول و کاربردها در کشاورزی و انرژی‌های نو). انتشارات پژوهشکده هواشناسی. چاپ اول. ص. ۲۹۹.

۱۳- محمدزاده فخر داود ع. ۱۳۸۰. کاربرد شبکه‌های عصبی فازی برگشتی در پیش‌بینی پارامترهای کلیدی هواشناسی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشکده مهندسی برق. دانشگاه خواجه نصیرالدین طوسی.
میرسپاهی
:()

- ۱۵- نوری ر، اشرفی خ. و اژدرپور ا. ۱۳۸۷. مقایسه کاربرد روش های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چندمتغیره براساس تحلیل مؤلفه های اصلی برای پیش بینی غلظت میانگین روزانه کربن مونوکسید: بررسی موردی شهر تهران. مجله فیزیک زمین و فضا ۳۴(۱): ۱۵۲-۱۳۵.
- 16- Adineh V.R., Aghanajafi C., Dehghan G.H. and Jelvani S. 2008. Optimization of the operational parameters in a fast axial flow CW CO2 laser using artificial neural networks and genetic algorithms. *Optics & Laser Technology* 40: 1000– 1007.
 - 17- Ardicioglu M., Kisi O., and Haktanin T. 2007. Suspended sediment prediction by using two different feed-forward backpropagation algorithms. *J. Civil Eng*; 34(1):1–6.
 - 18- Aytak A. 2008. Co-active neuro-fuzzy inference system for evapotranspiration modeling. *Soft Computing-A Fusion of Foundations, Methodologies and Applications*. 13(7):691-700.
 - 19- Camdevyren H., Demyr N., Kanik A., and Keskin S. 2005. Use of principal component scores in multiple linear regression models for prediction of Chlorophyll-a in reservoirs. *Ecol. Modell.*, 181, 581-589.
 - 20- Irmak S., Irmak A., Allen R.G., and Jones J.W. 2003. Solar and net radiation based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates. *J. Irrig. Drain. Eng.* vol.129. No.5. 336-347.
 - 21- Keskin M.E., Terzi Ö., and Taylan D. 2009. Estimating daily pan evaporation using adaptive neural-based fuzzy inference system. *Theoretical and Applied climatology*. Article in press. Dio: 10.1007/s00704-008-0092-7
 - 22- Kisi O. 2006. Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique. *J. Hydrol.* 329: 636-646.
 - 23- Kumar M., Raghuwanshi N.S., Singh R., Wallender W.W., and Pruitt W.O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *J Irrig Drain Eng ASCE* 128(4):224–233
 - 24- Kumar M., Bandyopadhyay A., Raghuwanshi N.S., and Singh R. 2008. Comparative study of conventional and artificial neural network-based ET0 estimation models. *J. Irrigation Science*. 26(6): 531-545.
 - 25- Lin C.H., Chao C., and Chen W.F. 2008. Estimation regional evapotranspiration by adaptive network-based fuzzy inference system for Dan-Shui basin in Taiwan. *J. Chinese Inst. of Eng.* 30(6): 1091-1096.
 - 26- Moghaddamnia A., Ghafari Gousheh M., Piri J., Amin S., and Han D. 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*. 32(1): 89-97.
 - 27- Odhiambo L.O., Yoder R.E., Yoder D.C., and Hines J.W. 2001. Optimization of fuzzy evaporation model through neural training with input-output examples. *Trans. ASAE*. 44(6): 1625-1633.
 - 28- Odhiambo L.O., Yoder R.E., and Yoder D.C. 2001. Estimating of reference crop evapotranspiration using fuzzy state models. *Trans. of the ASAE*. 44(3): 543-550.
 - 29- Ouyang Y., Nkedi-Kizza P., Wu Q.T., Shined D., and Huang C.H. 2006. Assessment of seasonal variations in surface water quality. *Water Res.*, 40, 3800-3810.
 - 30- Rahimi-Khoob A. 2008. Comparative study of Hargreaves's and artificial neural network's Methodologies in estimating reference evapotranspiration in a semiarid environment. *Irrig. Sci.* 26: 253-259.
 - 31- Sudheer K.P., Gosain A.K., and Ramasastri K.S. 2003. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique. *J. Irrig Drain Eng ASCE* 129(3):214–218.
 - 32- Tzimopoulos C., Mpallas L., and Papaevangelou G. 2008. Estimation of Evapotranspiration using fuzzy systems and comparison with the Blany-Criddle method. *J. of Environmental Science and Technology* 1 (4): 181-186.
 - 33- Zanetti S.S., Sousa E.F., Oliveira V.P.S., Almeida F.T., and Bernard S. 2007. Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatological data. *J Irrig Drain Eng* 133(2):83–89.
 - 34- Zare Abyaneh H., Nazemi A.H., Neyshaboori M.R., Mohammadi K., and Majzoobi G.H. 2005. Chloride estimation in groundwater from electrical conductivity measurement. *J. of Agricultural Sciences*, 11(1): 110-114.

Evaluation of Artificial Neural Network and Adaptive Neuro Fuzzy Inference System in Decreasing of Reference Evapotranspiration Parameters

H. Zare Abyaneh^{1*} - M. Bayat Varkeshi² - S. Marofi³ - R. Amiri Chayjan⁴

Abstract

The present study is attempted to present the minimum required meteorological parameters for reference evapotranspiration estimation at Hamedan region of Iran from 1997 to 1998. Employing Pierson test, six meteorological parameters which are used by Penman-Montieth FAO-56 method including maximum and minimum air temperature, maximum and minimum relative humidity, wind speed and daily sunshine were composed and considered as 4 difference scenarios (called 1, 2, 3 and 4). These scenarios were applied to artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) for reference evapotranspiration estimation of the area using the Matlab software. The results of the scenarios were evaluated using the actual reference evapotranspiration (lysimeter data). The results showed that increasing of number of input layers data could not be based as obtaining the more exact results. Using the scenario 2, which was based on minimum and maximum temperature as well as daily sunshine, showed more reliable results using the ANN and ANFIS methods. The root mean square error (RMSE), mean absolute error (MAE) and R^2 of examination step of this scenario were 0.09, 0.07 mm/day and 0.9, respectively. Overall, the statistic performances revealed that ANN and ANFIS had the same results and similar input layer sensitivity. The iteration times of the ANN and ANFIS methods to reach the best results were 26 and 40, respectively. Comparison between ANN (RMSE= 0.09 mm/day) and standard Penman-Montieth method (RMSE= 0.34 mm/day) confirmed that the intelligence approaches such as ANN are more accurate for reference evapotranspiration estimation.

Keywords: Reference evapotranspiration, Pierson test, Intelligence methods, Hamedan

1,2,3- Assistant Professor, MSc Student and Associate Professor of Irrigation and Drainage Eng., Agriculture Faculty Bu-Ali Sina University. Hamedan, Respectively

(* - Corresponding author Email: zare_h2000@yahoo.com)

4- Assistant Professor of Agricultural Machinery Eng., Agriculture Faculty Bu-Ali Sina University. Hamedan