تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل ترکیبی شبکه عصبی- موجک

ناصر گنجی خرم‌دل* و سید محمدرضا حسینی[۱]

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۱۱/۱۶ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۵/۱۴)

چکیده

برآورد تبخیر و تعرق به‌منظور کاربرد در برنامه‌ریزی، طراحی و مدیریت طرح‌های آبیاری و زهکشی و مدیریت منابع آب ضروری است. در این تحقیق به ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی مصنوع، مدل شبکه عصبی- موجک، رگرسیون چند متغیره و روش تجربی هارگریوز در برآورد تبخیر و تعرق مرجع به‌منظور تعیین بهترین مدل از نظر میزان کارایی با توجه به داده‌های موجود پرداخته شد. از داده‌های روزانه دو ایستگاه هواشناسی فرودگاه شهرکرد و فرخ‌شهر در منطقه خشک و سرد شهرکرد در بازه زمانی ۲۰۱۳-۲۰۰۴ شامل دمای حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی میانگین، سرعت باد در ارتفاع دو متری و ساعات آفتابی استفاده شد. ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و اعتبارسنجی و ۲۵ درصد داده ها برای تست مدل‌ها استفاده شد. شبکه طراحی شده یک شبکه عصبی پیش‌خور با تابع فعال تانژانت سیگموئید در لایه پنهان است. در مرحله بعدی موجک‌های مختلف Haar، db و Sym روی داده‌ها اعمال شد و شبکه عصبی- موجک طراحی شد. برای ارزیابی مدل‌ها روش پتمن مونتیث فائو مبنای کار قرار گرفت. برای هر چهار روش استفاده شده شاخص‌های آماری RMSE، MAE و R محاسبه و رتبه‌دهی شدند. نتایج نشان داد که از میان مدل‌های طراحی شده، شبکه عصبی موجک با موجک ۵ db عملکرد بهتری نسبت به موجک‌های دیگر و همچنین نسبت به شبکه عصبی مصنوعی، روش آماری رگرسیون چند متغیره و روش هارگریوز داشته است. نتایج مدل شبکه عصبی- موجک با موجک ۵ db در ایستگاه فرخ‌شهر به‌ترتیب برابر ۰/۲۶۶۸، ۰/۲۰۶۷ و ۰/۹۹۸ و در ایستگاه فرودگاه به‌ترتیب برابر ۰/۲۱۳۸، ۰/۱۴ و ۰/۹۹۸۹ محاسبه شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی- موجک عملکرد دقیق‌تری نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی در این تحقیق داشت.

واژه‌های کلیدی: نیاز آبی، موجک داوبچیز، دما، شاخص آماری، شهرکرد

۱. گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه اراک، اراک

*: مسئول مکاتبات: پست الکترونیکی: naser.ganjikhorramdel@gmail.com

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

بخش کشاورزی بزرگ‌ترین مصرف کننده آب در بسیاری از کشورهای جهان است. تخمین زده می‌شود که در کل جهان ۷۱ درصد آب در بخش کشاورزی استفاده می‌شود. این میزان در کشورهای کم‌درآمد به ۸۰ درصد می‌رسد. تقریباً ۶۰ درصد از کل آب شیرین مصرفی در جهان صرف آبیاری محصولات کشاورزی می‌شود (۴). تبخیر و تعرق بیانگر مجموع حجم آب خارج شده از سطح گیاه (تعرق) و از سطح آزاد آب و خاک (تبخیر) است. امروزه رشد جمعیت از یک سو، نیاز بیش از بیش به منابع آب شیرین و کمبود بارش از سوی دیگر سبب شده است متخصصان به دو رویکرد تولید عمده آب و استفاده بهینه از منابع آبی توجه زیادی داشته باشند (۵). از طرفی ایران کشوری با متوسط ریزش‌های جوی ۲۵۰ میلی‌متر است و در زمره مناطق خشک و نیمه‌خشک جهان طبقه‌بندی می‌شود (۱۴). برنامه‌ریزی، بهینه‌سازی و شبیه‌سازی در حوزه منابع آب نیازمند شناسایی و برآورد صحیح پارامترهای مختلفی از جمله تبخیر و تعرق است (۵). میزان نیاز آبی گیاه می‌تواند به طریق مستقیم و با استفاده از تکنیک‌های پرهزینه هواشناسی که مبتنی بر بیلان انرژی و نیز انتقال جریان جرم بخار هستند صورت پذیرد. به‌کارگیری لایسیمتر امکان تعیین تبخیر و تعرق را بر اساس اندازه‌گیری برخی از مؤلفه‌های بیلان آب در یک سطح گیاهی کنترل شده فراهم می‌آورد. این روش‌ها زمان‌بر و نیازمند هزینه زیاد هستند (۳). روش پنمن مونتیث که توسط آلن و همکاران ارائه شد، به‌عنوان روش استاندارد در برآورد تبخیر و تعرق در صورت عدم دسترسی به داده‌های لایسیمتر توسط سازمان فائو پیشنهاد شد (۳). این معادله مبنای فیزیکی داشته و به داده‌های دما، رطوبت، سرعت باد و تشعشع خورشیدی نیاز دارد (۳). در بیشتر مطالعات مدل پنمن مونتیث فائو ۵۶، برای مقایسه و واسنجی مدل‌های دیگر به‌کار می‌رود (۲۶). معادله پنمن مونتیث فائو نسبت به معادله‌های تجربی این برتری را دارد که هر دو مکانیسم انرژی و آیرودینامیک در پدیده تبخیر در نظرگرفته شده است، لذا ارائه یک روش برای حل این معادله بدون حذف مکانیسم‌های فوق که داده‌های کمتری برای اندازه‌گیری لازم داشته باشد، راهکار مناسب برای توسعه ایستگاه‌های هواشناسی با هزینه کم برای مناطق کشاورزی کشور است (۲۴). امروزه شبکه عصبی مصنوعی به‌طور گسترده‌ای در مطالعات مربوط به پیش‌بینی کاربرد گسترده‌ای دارند (۲۳). شبکه عصبی مصنوعی یک ابزار بسیار قوی در مدل‌سازی پدیده‌های غیر خطی است. در زمینه استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مطالعات متعددی در زمینه‌های مختلف از جمله در هیدرولوژی صورت گرفته است. شایان‌نژاد (۲۵) به مقایسه عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل پنمن مونتیث فائو نسبت به داده‌های لایسیمتری پرداخت. نتایج نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل پنمن مونتیث فائو عملکرد بهتری داشته و نیاز به داده‌های کمتری دارد. احمدزاده قره‌گویز و همکاران (۱) به برآورد تبخیر و تعرق مرجع در مناطق بسیار خشک ایران به کمک شبکه‌های عصبی و سیستم عصبی فازی پرداختند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق داده‌های دما، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد در ارتفاع دو متری بودند. نتایج نشان داد که شبکه‌های عصبی عملکرد بهتری نسبت به روش‌های تجربی در هر سه ایستگاه کرمان، اصفهان و یزد دارند. نوری و همکاران (۲۲) تبخیر و تعرق پتانسیل را به کمک شبکه عصبی و مدل‌های تجربی ماکینگ، هارگریوز و بلانی کریدل در مشهد برآورد کردند. شبکه‌های مختلفی با سناریوهای گوناگون طراحی شدند. نتایج حاکی از برتری شبکه عصبی نسبت به مدل‌های تجربی بود. عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون خطی در برآورد تبخیر و تعرق در پنج منطقه از کشور هند تخمین زده شد. داده‌های ورودی دمای روزانه، سرعت باد، ساعات آفتابی و رطوبت نسبی و خروجی مدل به کمک مدل پنمن مونتیث فائو محاسبه شد. نتایج حاکی از برتری مدل شبکه عصبی نسبت به رگرسیون خطی بود (۱۹). در پاکستان، به‌منظور بررسی اثرات نامطلوب خشکسالی و همچنین تشخیص زود هنگام خشکسالی که می‌تواند به مدیریت منابع آب برای استفاده از سیاست‌های کاهش

www.SID.ir

Archive of SID

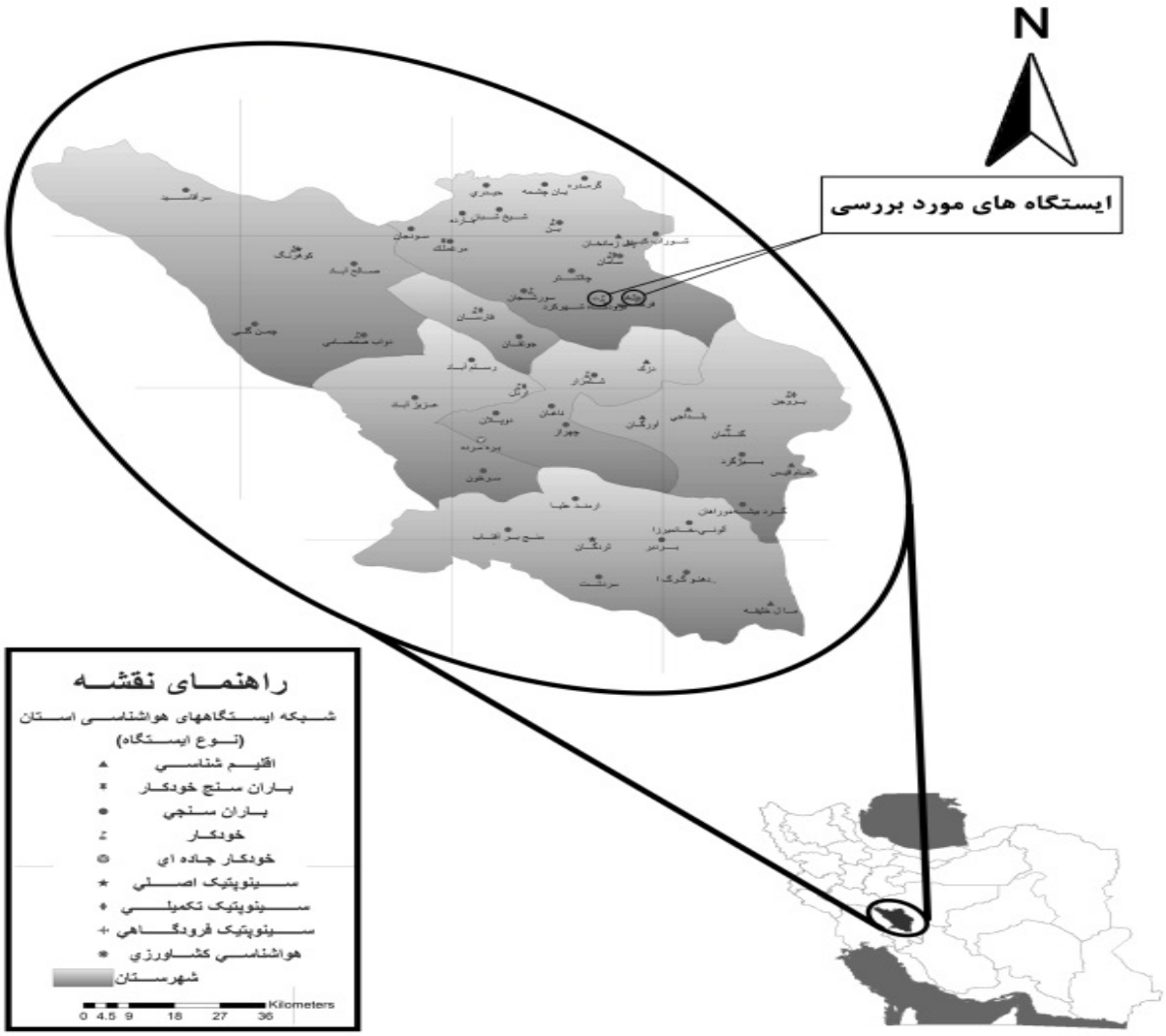
خشکسالی کمک کند، تحقیقی صورت پذیرفت. در این تحقیق از یک الگوریتم شبکه عصبی چندلایه (MLPNN) برای پیش‌بینی خشکسالی استفاده شد. الگوریتم MLPNN بر اساس داده‌های سری ماهانه شاخص تبخیر و تعرق- بارندگی استاندارد (SPEI) برای ۱۷ ایستگاه اقلیمی واقع در منطقه شمالی پاکستان مورد استفاده قرار گرفت. نتایج نشان داد که MLPNN توانایی بالقوه برای پیش‌بینی خشکسالی SPEI را براساس معیارهای عملکرد MAE، R و RMSE دارد (۲۷). یکی از روش‌هایی که طی سالیان اخیر در مسائل آب و هیدرولوژیکی مورد توجه قرارگرفته است، استفاده از تئوری موجک به‌عنوان روشی نوین با قابلیت بالا، در زمینه تحلیل نوسانات، تناوب و سری‌های زمانی ناایستا و گذرا است. در زمینه شبکه عصبی- موجک تحقیقات زیادی در مطالعات هیدرولوژی صورت نگرفته است به‌طور مثال در تحقیقی شبکه عصبی موجک برای مدل‌سازی بارش و رواناب ماهانه توسعه یافت. نتایج تحقیق فوق نشان داد که شبکه عصبی آموزش داده شده با داده‌های پیش پردازش شده توسط موجک در مقایسه با شبکه عصبی که با داده‌های خام آموزش داده شده‌اند، کارایی بهتری دارند (۶). نیک‌منش (۲۱) به پیش‌بینی آب‌دهی متوسط ماهانه با استفاده از مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک در ایستگاه پل خان رودخانه کر پرداخت. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی و تبدیل موجک با دو درجه تجزیه‌سازی در مقایسه با سایر مدل‌ها برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی آبدهی متوسط ماهانه در رودخانه کر و ایستگاه پل خان بهترین نتایج را ارائه می‌دهد (۲۱). به‌منظور پیش‌بینی تراز آب دریاچه ارومیه به کمک روش‌های سری زمانی، شبکه عصبی و شبکه عصبی- موجک تحقیقی صورت گرفت. نتایج نشان داد که شبکه عصبی موجک عملکرد بهتری دارد (۱۶). در بحث تبخیر و تعرق، به کمک شبکه عصبی و عصبی موجک در یک ناحیه معتدل در استرالیا به کمک داده‌های دما و سرعت باد به برآورد تبخیر و تعرق پرداخته شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی موجک برآورد بهتری در برآورد تبخیر و تعرق دارد (۸). کرباسی (۱۳) به پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل‌های ترکیبی موجک- شبکه عصبی در بازه ۱ تا ۲۸ روز در ایستگاه همدیدی تبریز در یک دوره ۱۰ ساله از سال‌های ۲۰۰۹-۲۰۰۰ پرداختند. نتایج نشان داد که بین دو مدل پیشنهادی در سطح ۹۹ و ۹۵ درصد تفاوت معنی داری وجود ندارد (۱۳). از آنجا که تبخیر و تعرق دارای بعد مکانی و زمانی است و با توجه به اهمیت محاسبه دقیق نیاز آبی گیاهان در محاسبات بیلان آبی، مدیریت و برنامه‌ریزی آبیاری و نبود داده‌های هواشناسی کافی مدل‌سازی تبخیر و تعرق امری ضروری به‌نظر می‌رسد. پژوهش‌های زیادی در مورد شبکه عصبی– موجک در برآورد تبخیر و تعرق مرجع در ایران انجام نشده است، لذا هدف از این تحقیق عبارت است از ۱- تخمین تبخیر و تعرق به کمک مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی- شبکه عصبی- موجک، رگرسیون چند متغیره و روش تجربی هارگریوز. ۲- محاسبه شاخص‌های آماری برای هر مدل و رتبه‌دهی شاخص‌ها. ۳- انتخاب بهترین مدل با توجه به شاخص‌های آماری در منطقه خشک سرد شهرکرد.

مواد و روش‌ها

شهرکرد یکی ازشهرهای مرکزی ایران و مرکز استان چهارمحال و بختیاری است. شهرکرد طبق نمایه آمبرژه دارای آب و هوای خشک سرد است. این شهر بین ۵۰ درجه و ۴۹ دقیقه و ۲۲ ثانیه تا ۵۰ درجه و ۵۳ دقیقه و ۴۴ ثانیه طول جغرافیایی و ۳۲ درجه و ۱۸ دقیقه و ۲۲ ثانیه تا ۲۳ درجه و ۲۱ دقیقه و ۵۰ ثانیه عرض جغرافیایی قرار گرفته است. این شهر با ارتفاع ۲۰۵۰ تا ۲۳۱۰ متر از سطح دریا مرتفع‌ترین شهر ایران است. میانگین سالیانه دما در این شهر ۱۱/۸ درجه سانتی‌گراد و میانگین بارش در این شهر ۳۲۱/۵ میلی‌متر است. موقعیت این شهر و مشخصات ایستگاه‌های مورد بررسی در (شکل ۱) و (جدول ۱) آمده است. در این تحقیق ابتدا داده‌های هواشناسی روزانه دو ایستگاه فرخ‌شهر و فرودگاه شهرکرد شامل دمای روزانه حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی متوسط، سرعت باد و ساعات آفتابی

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های مورد مطالعه

جدول ۱. ویژگی‌های ایستگاه‌های مورد مطالعه

نام ایستگاه	اقلیم	ارتفاع از سطح دریا (متر)	طول جغرافیایی (درجه)	عرض جغرافیایی (درجه)
فرخ‌شهر	خشک سرد	۲۰۷۳	۵۰/۹۳	۳۲/۳۰
فرودگاه شهرکرد	خشک سرد	۲۰۵۰	۵۰/۸۴	۳۲/۲۹

در بازه زمانی سال ۲۰۱۳- ۲۰۰۴ از اداره هواشناسی استان تهیه شد. در بیشتر مطالعاتی که در ایران و سایر نقاط جهان در زمینه تبخیر و تعرق انجام شده است حداقل از چهار سال داده برای محاسبه تبخیر و تعرق استفاده شده است (۱۷).

مدل‌های مورد استفاده

مدل پنمن مونتیث فائو

این مدل یکی از معتبرترین روش‌ها برای تخمین ET_o است که مورد استفاده متخصصان قرار می‌گیرد. در روش مذکور، گیاه

www.SID.ir

Archive of SID

مرجع، چمن با ارتفاع ۱۲ سانتی‌متر و ضریب بازتاب تابش آن ۲۳ درصد است. این معادله به‌عنوان معادله مرجع تبخیر و تعرق شناخته شده و سایر روش‌ها نسبت به این روش واسنجی می‌شوند. مدل این روش به‌صورت رابطه (۱) است.

$$ETo = \frac{0.408(R_n - G) + \gamma\left(\frac{900}{T+273}\right).U_2(e_a - e_d)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)} \quad (1)$$

دراین رابطه ET_o تبخیر و تعرق روزانه (mm/day)، R_n تابش خورشیدی روزانه رسیده به سطح گیاه ($Mj\,m^{-2}d^{-1}$)، G شار گرما به داخل خاک ($Mj\,m^{-2}d^{-1}$)، γ ثابت سایکرومتری ($kpa\,c^{-1}$)، T میانگین دمای روزانه (c^o)، u_2 سرعت باد در ارتفاع دو متری (m/s)، e_a فشار بخار اشباع (kpa)، e_d فشار بخار واقعی (kpa) و Δ شیب منحنی فشار بخار اشباع ($kpa\,c^{-1}$) است (۳).

مدل هارگریوز

این روش بر پایه دمای حداکثر و حداقل است و می‌تواند تبخیر و تعرق را ماهانه، هفتگی، ۱۰ روزه و یا ۲۴ ساعته محاسبه کند و به‌صورت رابطه (۲) تعریف می‌شود (۹).

$$ETo = 0.0023(T_{mean} + 17.8)(T_{max} - T_{min})^{0.5}.R_a \quad (2)$$

که در این رابطه: R_a تابش برون‌زمینی برحسب ($Mj\,m^{-2}d^{-1}$) است.

مدل شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی یک مدل ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط ریاضی غیر خطی برای درون‌یابی را دارد (۷). شبکه عصبی مصنوعی برگرفته از فرایند یادگیری مغز انسان است که از مجموعه‌ای از واحدهای عصبی به نام نرون ساخته شده است. این نرون‌ها توسط ارتباطاتی موسوم به اکسون به هم متصل هستند. در این مدل تلاش می‌شود ساختاری مشابه به ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه عصبی بدن طراحی شود. برای آموزش شبکه الگوریتم‌های مختلفی وجود دارد که بر اساس تحقیقات مختلف، الگوریتم لونبرگ مارکوات به‌دلیل سرعت همگرایی و دقت اطمینان بیشتر در پیش‌بینی‌های هیدرولوژیکی الگوریتم مناسبی است (۱۰).

نرمالیز کردن داده‌ها

از آنجایی که هرکدام از پارامترها تقسیم‌بندی‌های مربوط به خودشان را دارند، بنابراین برای یکسان کردن دامنه تغییرات آنها، عمل نرمالیزسازی داده‌ها صورت می‌گیرد تا از کوچک شدن بیش ازحد وزن‌های شبکه جلوگیری شود (۱۵). برای همین منظور با استفاده از رابطه (۳) اقدام به نرمال سازی داده‌ها شد.

$$X_n = \frac{X - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (3)$$

x_n: مقدار نرمالیز شده، x: مقدار هر متغیر ورودی، x_{min}: کمترین داده ورودی و x_{max}: بیشترین داده ورودی است.

تبدیل موجک

یک موج به‌صورت یک تابع نوسان کننده تعریف می‌شود، یک تابع سینوسی مثالی از یک موج است. برای تحلیل آن گونه توابع، آنالیز فوریه به‌کار گرفته می‌شود که می‌توان گفت آنالیز فوریه یک آنالیز موجی است که در آن توابع یا سیگنال‌ها برحسب توابع سینوسی یا کسینوسی بسط داده می‌شوند. به همین ترتیب یک موجک، موج کوچکی است که انرژی آن در ناحیه کوچکی متمرکز شده و ابزاری مناسب برای بررسی پدیده‌های ایستا و گذراست (۲). موجک‌ها توابع خاص ریاضی با خواصی منحصر به فرد هستند که امکان پردازش و آنالیز داده‌ها با گستردگی فراوان را در قدرت‌های تفکیک مختلف در زمان واحد، برای ما فراهم می‌سازند. یک موجک موجی است که دارای بقای زمانی محدود و متوسط صفر است. موجک‌ها قابلیت جداسازی و تجزیه یک سیگنال به بسته‌های مختلف فرکانسی در بعد زمان را دارا هستند. همچنین این توابع قابلیت صاف کردن سیگنال اصلی و در عین حال حفظ جزئیات آن را نیز دارا هستند. در حالت کلی برای حل هر مسئله‌ای از یکی از انواع توابع موجک استفاده می‌شود که به آن موجک مادر می‌گویند. سایر موجک‌های مورد استفاده در حل مسئله،

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲. طرح شماتیکی از یک موجک (۸)

نسخه‌های انتقال یافته و اتساع یافته از موجک مادر هستند که به آنها موجک دختر گفته می‌شود (۲ و ۸).

موجک هار (Haar)

موجک هار سری خاص از توابع است که اکنون به‌عنوان اولین موجک شناخته می‌شود. این موجک اولین و ساده‌ترین موجک ممکن بوده و از آنجا که متعامد و متقارن است، پایه‌هایی متعامد برای تنیدن فضای محاسبه را ارائه می‌دهد. موجک هار ساده ترین موجک پایه با بالاترین قدرت تفکیک زمانی است. شکل مربعی این موجک، طیف همبسته آن را که دارای نزول آرام است نشان می‌دهد که منجر به قدرت تفکیک بسامدی پایین می‌شود. این موجک گسسته و شبیه تابعی پله‌ای است. این موجک ویولت‌های دیگری چون داوبچیز را نیز ارائه می‌دهد. موجک مادر هار به طور شماتیک در شکل (۲) نشان داده شده است (۲ و ۸).

موجک داوبچیز (db)

موجک داوبچیز غیر متقارن و متعامد بوده و به‌صورت dbN نوشته می‌شوند. در این حالت N درجه موجک را نشان می‌دهد. در صورتی که موجک از مرتبه یک باشد مشابه موجک هار خواهد بود. خانواده موجک های داوبچیز (dbN) شامل ۱۰ عضو است (۲ و ۸).

موجک سیملت (Symlet)

این خانواده از موجک‌ها متعامد و متقارن بوده و با اعمال اصلاحاتی در موجک داوبچیز (dbN) ارائه شده‌اند. خصوصیات موجک‌های سیملت و داوبچیز (dbN) مشابه است، با این تفاوت که موجک‌های سیملت متقارن اند. موجک‌های سیملت (Sym) با مرتبه ۱ همان موجک هار محسوب می‌شود. مرتبه این گروه از موجک‌ها از دو تا هشت است (۲ و ۸ و ۱۲)

رگرسیون چند متغیره

تبخیر و تعرق روزانه در یک ایستگاه هواشناسی با معادله خطی ساده شده (۴) بیان می‌شود.

$$ETo = C + C_1X_1 + C_2X_2 + ... \quad (۴)$$

که در این رابطه C، C_1 و C_2 ثابت تجربی و X_1 و X_2 پارامترهای هواشناسی هستند (۱۸).

معیارهای ارزیابی عملکرد

به‌منظور ارزیابی مدل‌ها، شاخص‌های آماری میانگین انحراف مطلق، مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی زیر مطابق روابط (۵) تا (۷) محاسبه شدند.

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(\left|O_i - P_i\right|\right)}{N} \quad (۵)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}\left(O_i - P_i\right)^2}{n}} \quad (۶)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{N} O_i P_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^{N} O_i^2 \sum_{i=1}^{N} P_i^2}} \quad (۷)$$

در این رابطه‌ها O_i: تبخیر و تعرق به روش پنمن مونتیث فائو،

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۲. نتایج آماری مدل هارگریوز

مدل ها	RMSE*		MAE**		R***	
	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر
هارگریوز	۰/۹۰	۰/۹۳۹	۰/۶۴	۰/۶۹	۰/۹۱۹	۰/۹۰

*جذر میانگین مربعات خطا، **میانگین مطلق خطا و ***ضریب همبستگی

جدول ۳. نتایج مدل رگرسیون چند متغیره (MLR)

سناریو (داده ورودی)	RMSE*		MAE**		R***	
	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, n, U_2)$	۰/۷۰	۰/۷۲	۰/۵۵۳	۰/۵۸۸	۰/۹۴۹	۰/۹۴۱

*جذر میانگین مربعات خطا، **میانگین مطلق خطا و ***ضریب همبستگی

P_i: تبخیر و تعرق محاسبه شده به هر روش، MAE میانگین مطلق خطا، RMSE، جذر میانگین مربعات خطا که هر چه این دو شاخص به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده خطای کمتر و دقت بالای مدل است و R ضریب همبستگی که هر چه این شاخص به یک نزدیک‌تر باشد، نشان‌دهنده همبستگی بالای مدل است.

نتایج و بحث

مدل هارگریوز

تحلیل اولیه آماری روی داده‌ها به کمک نرم‌افزار SPSS ۱۶ انجام شد. مدل هارگریوز به کمک فرمول‌نویسی در نرم‌افزار اکسل محاسبه شد. نتایج آنالیز آماری این مدل در جدول (۲) آمده است.

روش رگرسیون چند متغیره

برای اجرای مدل رگرسیون چند متغیره از نرم‌افزار SPSS ۱۶ و روش استپ وایز استفاده شد. در این روش وقتی متغیری به مدل اضافه می‌شود نه تنها اثر معنی داری آن متغیر مورد بررسی بلکه آثار معناداری متغیرهای دیگر که از قبل وارد مدل شدند نیز بررسی می‌شود که نتایج این بررسی در جدول (۳) آمده است.

ساختار شبکه عصبی

برای طراحی مدل شبکه عصبی ابتدا داده‌ها نرمالایز شدند. داده‌های وردی به مدل شبکه عصبی شامل دمای حداکثر و دمای حداقل، ساعات آفتابی، سرعت باد در ارتفاع دو متری و رطوبت نسبی میانگین هستند. مدل پنمن مونتیث فائو به‌دلیل نبود داده‌های لایسیمتری به‌عنوان خروجی مدل شبکه عصبی در نظر گرفته شد. در این تحقیق از شبکه‌های پیش خور استفاده شده است. این شبکه‌ها در مطالعات هیدرولوژی کاربرد گسترده‌ای دارند (۱۷). داده‌ها به دو گروه ۷۵ درصد (آموزش و اعتبارسنجی) و ۲۵ درصد (تست) تقسیم شد. متداول‌ترین توابع فعال توابع سیگوئیدی و خطی هستند (۲۰). در این تحقیق از تابع تانژانت سیگموئید در لایه پنهان و تابع خطی در لایه خروجی استفاده شده است. از قاعده آموزش لونبرگ مارکوات به‌دلیل سرعت همگرایی بالا در این تحقیق استفاده شد (۱۰). بهینه‌سازی لایه پنهان به روش سعی و خطا انجام شد (۱۱). نرون‌های مختلفی به روش سعی و خطا مورد آزمون قرار گرفتند. افزایش نرون‌ها اثر چشمگیری بر کاهش خطای شبکه نداشت. برای جلوگیری از بزرگ‌تر شدن ساختار شبکه نرون بهینه در هر حالت انتخاب شد. برای سنجش تأثیر پارامترهای ورودی از روش حذف متغیر ورودی استفاده شد به‌نحوی که ابتدا مدل شبکه عصبی با تمام متغیرهای ورودی اجرا شد. سپس از تعداد متغیرها کاسته و درنهایت هشت سناریو طراحی شد (جدول ۴).

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۴. نتایج مدل شبکه عصبی

	RMSE*		MAE**		R***	
	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر	فرودگاه	فرخ‌شهر
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, n, U_2)$	۰/۲۹۷۵	۰/۳۳۸	۰/۲۳۱۱	۰/۲۶۰۹	۰/۹۹۸۰	۰/۹۹۷۳
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, n)$	۰/۴۶۱۴	۰/۴۷۳۶	۰/۳۷۷۱	۰/۳۹۴۳	۰/۹۹۵۲	۰/۹۹۴۸
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, U_2)$	۰/۶۸۴۲	۰/۷۲۵	۰/۵۲۵۵	۰/۵۶۲۲	۰/۹۸۹۴	۰/۹۸۷۹
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, U_2, n)$	۰/۳۴۰۴	۰/۳۸۱۱	۰/۲۵۳۴	۰/۳۰	۰/۹۹۷۴	۰/۹۹۶۶
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean})$	۰/۸۰۵۱	۰/۸۵۳۰	۰/۶۲۷۲	۰/۶۶۲۴	۰/۹۸۵۳	۰/۹۸۲۷
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, U_2)$	۰/۵۳۸۶	۰/۵۷۰۳	۰/۴۳۰۳	۰/۴۷۰۹	۰/۹۹۳۴	۰/۹۹۲۴
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, n)$	۰/۷۳۸۵	۰/۷۷۴۶	۰/۵۷۳۹	۰/۶۱۵۶	۰/۹۸۷۵	۰/۹۸۶۵
$ETo = F(RH_{mean}, n, U_2)$	۰/۹۶۸	۱/۰۳۴	۰/۷۲۱۹	۰/۷۷۷۵	۰/۹۷۹۹	۰/۹۷۵۰

* جذر میانگین مربعات خطا، * میانگین مطلق خطا و *** ضریب همبستگی

جدول ۵. نتایج مدل شبکه عصبی- موجک با موجک db ۵ ایستگاه فرخ‌شهر (WNN)

سناریو (داده ورودی)	RMSE*	MAE**	R***
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, n, U_2)$	۰/۲۶۶۸	۰/۲۰۶۷	۰/۹۹۸

*جذر میانگین مربعات خطا، *میانگین مطلق خطا و *** ضریب همبستگی

جدول ۶. نتایج مدل شبکه عصبی- موجک با موجک db ۵ ایستگاه فرودگاه (WNN)

سناریو (داده ورودی)	RMSE*	MAE**	R***
$ETo = F(T_{max}, T_{min}, RH_{mean}, n, U_2)$	۰/۲۱۳۸	۰/۱۴	۰/۹۹۸۹

*جذر میانگین مربعات خطا، *میانگین مطلق خطا و *** ضریب همبستگی

ساختار شبکه عصبی- موجک

ترکیب دو قابلیت شبکه عصبی و تئوری موجک باعث ایجاد مدل ترکیبی با کارایی بهتری در شبیه‌سازی فرایندهای هیدرولوژیکی می‌شود. بنابراین اگر پیش‌پردازشی روی داده‌ها صورت نگیرد، شبکه قادر به پیش‌بینی نخواهد بود (۸). به همین دلیل با ترکیب این دو مدل ابتدا داده‌ها با تبدیل موجکی تجزیه و سپس به‌عنوان ورودی وارد مدل شبکه عصبی مصنوعی می‌شوند. به کمک نرم‌افزار متلب موجک‌های مختلف Haar، db و Sym روی داده‌ها اعمال شد و شبکه عصبی موجک طراحی و مراحل فوق الذکر در طراحی شبکه عصبی تکرار شد. نتایج در جداول (۵) و (۶) ذکر شده است.

همان‌طور که بیان شد، بخش کشاورزی بزرگ‌ترین مصرف‌کننده آب در بسیاری از کشورهای جهان است. یکی از راه‌های جلوگیری از هدرفت آب در نقاط مختلف با اقلیم‌های گوناگون محاسبه دقیق تبخیر و تعرق است. در این تحقیق به ارزیابی مدل‌های رگرسیون چند متغیره، مدل شبکه عصبی و مدل شبکه عصبی- موجک در برآورد تبخیر و تعرق مرجع پرداخته شد. نتایج ارزیابی شاخص‌ها برای روش تجربی هارگریوز نشان می‌دهد مجذور میانگین مربعات خطا برابر ۰/۹ برای ایستگاه فرودگاه و ۰/۹۳۹ برای ایستگاه فرخ‌شهر نتیجه شد. نتایج ارزیابی شاخص‌ها برای روش آماری رگرسیون چند متغیره نشان می‌دهد مجذور میانگین مربعات خطا ۰/۷ برای

www.SID.ir

Archive of SID

ایستگاه فرودگاه و ۰/۷۲ برای ایستگاه فرخ‌شهر نتیجه شد. با توجه به خطای مدل‌ها، روش رگرسیون چند متغیره دقت بیشتری نسبت به روش تجربی هارگریوز دارد. با ارزیابی شاخص‌ها برای مدل شبکه عصبی مصنوعی مشاهده شد این مدل عملکرد بهتری نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره و روش تجربی هارگریوز دارد. برای بررسی تأثیر میزان پارامترهای ورودی بر میزان تبخیر و تعرق در مدل شبکه عصبی مصنوعی، از روش حذف متغیر ورودی استفاده شده است. ابتدا مدل را با کل داده‌های ورودی اجرا و سپس با حذف یکی از پارامترها مجدداً مدل اجرا می‌شود. با حذف متغیرهای ورودی، از دقت مدل‌ها کاسته شده و خطای مدل‌ها بیشتر شده است. نتایج ارزیابی شاخص‌ها برای مدل عصبی نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی طراحی شده با همه پارامترهای ورودی بیشترین همبستگی و کمترین خطا RMSE= ۰/۲۹۷۵ برای ایستگاه فرودگاه و RMSE= ۰/۳۳۸ برای ایستگاه فرخ‌شهر را با مدل پنمن مونتیث فائو دارد. در بین مدل‌های مختلف طراحی شده برای شبکه عصبی مصنوعی با چهار متغیر، مدل چهارم با چهار متغیر ورودی دمای حداکثر و دمای حداقل، سرعت باد و ساعات آفتابی، بیشترین همبستگی و کمترین خطا RMSE= ۰/۳۴۰۴ برای ایستگاه فرودگاه و RMSE= ۰/۳۸۱۱ برای ایستگاه فرخ‌شهر را را در با مدل پنمن مونتیث فائو دارد. در بین مدل‌های مختلف طراحی شده با شبکه عصبی با سه متغیر، مدل شش با سه متغیر ورودی دمای حداقل، دمای حداکثر و سرعت باد، بیشترین همبستگی و کمترین خطا RMSE= ۰/۵۳۸۶ برای ایستگاه فرودگاه و RMSE= ۰/۵۷۰۳ برای ایستگاه فرخ‌شهر را با روش پنمن مونیث فائو داشت. از بین سه شبکه عصبی- موجک طراحی شده با موجک‌های Haar، db و Sym شبکه عصبی- موجک با موجک db ۵ بهترین عملکرد را در بین موجک‌ها و سایر مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق دارد. ارزیابی آماری شاخص‌های آماری نشان داد که مجذور میانگین مربعات خطا، میانگین انحراف مطلق و ضریب همبستگی مدل شبکه عصبی- موجک با موجک db ۵ در ایستگاه فرخ‌شهر به‌ترتیب برابر ۰/۲۶۶۸، ۰/۲۰۶۷ و ۰/۹۹۸ و در ایستگاه فرودگاه به‌ترتیب برابر ۰/۲۱۳۸، ۰/۱۴ و ۰/۹۹۸۹ محاسبه شد که بهترین عملکرد را در بین مدل‌های دیگر داشته است و این تحقیق استفاده این مدل را به‌منظور تخمین تبخیر و تعرق مرجع توصیه می‌کند. در واقع نتایج نشان داد که شبکه عصبی آموزش داده شده با داده‌های پیش پردازش شده توسط موجک db ۵ در مقایسه با شبکه عصبی که با داده‌های خام آموزش داده شده‌اند، کارایی بهتری دارند. مدل شش شش می‌تواند به‌عنوان بهینه‌ترین سناریو انتخاب شود، زیرا از متغیرهای کمتری استفاده کرده و در مقایسه با سناریوهایی که از متغیرهای بیشتری استفاده کرده‌اند، قابل مقایسه است. بنابراین در ایستگاه‌هایی که فاقد داده لازم برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع هستند، کاربرد بیشتری دارد. روند تغییرات مدل‌ها در ایستگاه فرودگاه مشابه ایستگاه فرخ‌شهر است، ولی دقت مدل‌ها در این ایستگاه کمی بیشتر است. همان‌طور که ملاحظه می‌شود هر چهار مدل دقت مناسبی در تخمین تبخیر و تعرق در این منطقه دارند، اما مدل شبکه عصبی- موجک به‌دلیل ساختار غیر خطی و چند مقیاسه بودن، دقت بهتری در مدل‌سازی این پدیده دارد. شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل خطی رگرسیون چند متغیره دقت بهتری دارد. مدل رگرسیون چند متغیره هم نسبت به مدل هارگریوز دقت بیشتری دارد. نتایج این تحقیق با یافته‌های نیک‌منش (۲۱) که به پیش‌بینی آب‌دهی متوسط ماهانه با استفاده از مدل تلفیقی شبکه عصبی مصنوعی و تبدیلات موجک در ایستگاه پل خان رودخانه کر پرداخته بود، همخوانی دارد (۲۱). همچنین با تحقیقات کرباسی (۱۳) و کرباسی (۱۴) که به تخمین تبخیر و تعرق مرجع با مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی پرداخت همخوانی دارد (۱۳و ۱۴). پیشنهاد می‌شود که در تحقیقات آینده مدل شبکه عصبی- موجک در ایستگاه‌های بیشتر و اقلیم‌های گوناگون با سایر مدل‌های هوشمند نظیر ماشین بردار پشتیبان، سیستم عصبی فازی و مدل‌های داده‌کاوی ارزیابی شود و در صورت دسترسی به داده‌های لایسیمتری

www.SID.ir

Archive of SID

معتبر برای ارزیابی صحت نتایج استفاده شود.

نتیجه‌گیری

تخمین میزان دقیق تبخیر و تعرق گیاه مرجع نه تنها در برنامه‌ریزی و تعین دور آبیاری بلکه در مطالعات مربوط به مدل بندی بیلان آب هر ناحیه اهمیت زیادی دارد. میزان نیاز آبی گیاه می‌تواند به طریق مستقیم و با استفاده از تکنیک‌های پرهزینه هواشناسی که مبتنی بر بیلان انرژی و نیز انتقال جریان جرم بخار هستند، صورت پذیرد. با توجه به مشکلات و هزینه بر بودن روش‌های معمول تخمین تبخیر و تعرق مرجع مثل استفاده از لایسیمتر، در این تحقیق از روش‌های هوشمند و آماری استفاده شد و عملکرد آنها در تخمین پارامتر تبخیر و تعرق مرجع مورد بررسی و مقایسه توأم قرار گرفت. این روش‌ها شامل روش‌های هوشمند شبکه عصبی مصنوعی، شبکه عصبی- موجک، روش آماری رگرسیون خطی چندمتغیره و مدل تجربی هارگریوز بود. از نظر آماری شاخص‌های آماری RMSE، MAE و R نیز محاسبه شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی عملکرد بهتری نسبت به مدل رگرسیون چند متغیره و مدل تجربی هارگریوز دارد. مدل یک طراحی شده با شبکه عصبی، بیشترین همبستگی و کمترین خطا را با مدل پنمن مونتیث فائو داشت. نتایج حاصل از مدل‌سازی تخمین تبخیر و تعرق مرجع با شبکه عصبی- موجک، از بین موجک‌های Haar، Sym و db، شبکه عصبی موجک با موجک db ۵ بهترین عملکرد را در بین موجک‌ها و سایر مدل‌های مورد استفاده در این تحقیق داشت. در واقع نتایج نشان داد که شبکه عصبی آموزش داده شده با داده‌های پیش‌پردازش شده توسط موجک db ۵ در مقایسه با شبکه عصبی که با داده‌های خام آموزش داده شده‌اند، کارایی بهتری دارند. این تحقیق مدل ترکیبی شبکه عصبی- موجک و مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای برآورد تبخیر و تعرق مرجع در این منطقه توصیه می‌کند.

منابع مورد استفاده

1. Ahmadzadeh Gharah Gwiz, K., S. M. Mirlatifi and M. Mohammadi. 2010. Comparison of artificial intelligence systems (ANN & ANFIS) for referrence evapotranspiration estimation in extreme arid regions of iran. *Journal of Water and Soil* 24 (4): 679-689. (In Farsi).
2. Alidoosti Shahraki, M., V. Azimi and S. Sharifi Bonab. 2014. Comparison of neural network and wavelet neural network methods in estimation of efficient precipitation with weather data. *In:* Proceeding of the 2nd International Conference on Plant, Water, Soil and Weather. Kerman. Iran. (In Farsi).
3. Allen, R. G., L. S. Pereira, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop Evapotranspiration-Guidelines for Computing Crop Water Requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56. Rome.
4. Amarasinghe, U.A. and V. Smakhtin. 2014. Global water demand projections: past, presentand, future. *International Water Management Institute* 156(32): 12-15.
5. Bakhtiari, B., A. Mohebbi Dehaghani and K. Qaderi. 2016. Estimation of daily reference evapotranspiration with limited meteorological data in selected iran`s semi-arid climates. *Iran Water Resources Research Journal* 11(3): 131-144. (In Farsi).
6. Cannas, B., A. Fanni, G. Sias, S. Tronei and M. K. Zedda. 2005. River flow forecasting using neural networks and wavelet analysis. *European Geosciences Union Press Vienna Austria* 7: 24–29.
7. Dastorani, M. T., Kh. Azimi Fashi, A. Talebi and M. R. Ekhtesasi. 2013. Estimation of suspended sediment using artificial neural network (caser study: Jamishan watershed in Kermanshah). *Journal of Watershed Management Research* 3(6): 61-74. (In Farsi).
8. Falamarzi, Y., N. Palizdan, Y. Feng Hung and T. Shui lee. 2014. Estimating evapotranspiration from temperature and wind speed data using artificial and wavelet neural networks (WNNs). *Journal of Agricultural Water Management* 140: 26–36.
9. Hargreaves, G. H. and Z. A. Samani. 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. *Journal of Applied Engineering Agriculture* 1: 96–99.
10. Imrie, C. E., S. Durucan and A. Korre. 2000. River flow prediction using artificial neural networks: generalization beyond the calibration range. *Journal of Hydrology* 233(1-4): 138-153.
11. Jain, S. K., P. C. Nayak and K. P. Sudhir. 2008. Models for estimating evapotranspiration using artificial neural

www.SID.ir

Archive of SID

networks and their physical interpretation. *Journal of Hydrology Process* 22(13): 2225–2234.
12. Kamali, A. and E. Soltani Nejad. 2014. Estimation of groundwater aquifer fluctuations using wavelet-neural model. *In:* Proceeding of the 12th National Seminar on Irrigation and evapotranspiration. Shahid Bahonar University. Kerman. Iran. (In Farsi).
13. Karbasi, M. 2016. Forecasting of daily reference crop evapotranspiration using wavelet artificial neural network hybrid model. *Iranian Irrigation and Drainage Journal* 5(9): 761-772. (In Farsi).
14. Karbasi, M. 2017. Forecasting weekly reference evapotranspiration using wavelet-ANFIS hybrid model. *Water Research in Agriculture Journal* 30(1): 73-87. (In Farsi).
15. Kisi, O. 2008. River flow forecasting and estimation using different artificial neural network techniques. *Journal of Hydrology Research* 39(1): 27-40.
16. Komasi, M., H. Nozari and N. Ghashlagli. 2016. Forecasting of water level in Urmia Lake using time series, artificial neural network and neural network wavelet. *Irrigation and Water Engineering Journal* 6(24): 64-77. (In Farsi).
17. Kumar, M., N. S. Raghuwanshi and R. Singh. 2011. Artificial neural networks approach in evapotranspiration modeling: a review. *Journal of Irrigation Science* 29: 11–25.
18. Laaboudi, A., B. Mouhouche and B. Draoui. 2012. Neural network approach to reference evapotranspiration modeling from limited climatic data in arid regions. International. *Journal of Biometeorology* 56: 831–841.
19. Mallikarjuna, P., S. A. Jyothy and K. C. Sekhar Reddy. 2013. Daily reference evapotranspiration estimation using linear regression and ANN models. *Journal of Science Engineering* 93(4): 215–221.
20. Menhaj, M. B. 2003. Introduction of Neural Networks and Computational Intelligence. Amir Kabir University Press, Tehran. (In Farsi).
21. Nick Manesh, M. R. 2016. Forecasting of mean month discharge using artificial neural network and wavelet transformation (Case Study: Kor River-Pol khan Station). *Journal of Water and Soil Conservation* 23(3): 231-239. (In Farsi).
22. Noori, S., Gh. A. Fallah-Ghalhary and S. H. Sanaei Nejad. 2013. Modeling of potentional evapotranspiration by artificial neural network from minimum climatic variables in mashhad synoptic station. *Journal of Water and Soil Conservation* 29(5): 163-178. (In Farsi).
23. Rahimi Khoob, A. 2008. Artificial neural network estimation of reference evapotranspiration from pan evaporation in a semi-arid environment. *Journal of Irrigation Science* 27: 35–39.
24. Rahimi Khoob, A., M. Behbahani and M. H. Nazarifar. 2007. Evaluation of using minimum meteorological data for penman monteith equation (Case study: Khuzestan Province). *Journal of Agricultural Sciences*, *Islamic Azad University* 12(3): 591-699. (In Farsi).
25. Shayan Nejad, M. 2007. Comparison of accuracy artificial neural networks and penman monteith methods in calculation of potential evapotranspiration. *In:* Proceeding of the 1st Irrigation and Drainage Network Management National Conference. Shahid Chamran University. Ahvaz. Iran. (In Farsi).
26. Temesgen, B., S. Eching, B. Davidoff and K. Frame. 2005. Comparison of some reference Evapotranspiration equations for california. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 131(1): 73-84.
27. Zulifqar, A., I. Hussain, M. Faisal, H. Mamona Nazir, T. Hussain, M. Yousaf Shad, A. M. Shoukry and S. Hussain Gani. 2017. Forecasting drought using multilayer perceptron artificial neural network model. *Journal of Advances in Meteorology* 1-9.

www.SID.ir

Archive of SID

Journal of Water and Soil Science (Science and Technology of Agriculture and Natural Resources)
Vol. 23, No. 2, Summer 2019, Isfahan University of Technology, Isfahan, Iran.

Estimation of Reference Evapotranspiration Using Artificial Neural Network Models and the Hybrid Wavelet Neural Network

N. Ganji khorramdel* and S. M. R. Hoseini[1]

(Received: February 5-2018 ; Accepted: August 5-2018)

Abstract

Estimation of evapotranspiration is essential for planning, designing and managing irrigation and drainage schemes, as well as water resources management. In this research, artificial neural networks, neural network wavelet model, multivariate regression and Hargreaves' empirical method were used to estimate reference evapotranspiration in order to determine the best model in terms of efficiency with respect to the existing data. The daily data of two meteorological stations of Shahrekord and Farrokhshahr airport in the dry and cold zones of Shahrekord during the period 2013-2004 was used; these included the minimum and maximum temperature, the average nominal humidity, wind speed at 2 meters height and sunshine hours. %75 of the data were validated, and %25 of the data was used for testing the models. Designed network is a predictive neural network with an active sigmoid tangent function hidden in the layer. In the next step, different wavelets including Haar, db and Sym were applied on the data and the neural network-wavelet was designed. To evaluate the models, the method was used by the Penman-Montith Fao and for all four methods, RMSE, MAE and R statistical indices were calculated and ranked. The results showed that the wave-let- neural network with the db5 wavelet had a better performance than other wavelets, as well as the artificial neural network, multivariate regression and the Hargreaves method. The results of wavelet network modelling with the db5 wavelet in the Farrokhshahr station were calculated to be 0.2668, 0.2067 and 0.998, respectively; at the airport station, these were equal to 0.2138, 0.14 and 0.9989, respectively. The results, therefore, showed that the neural network-wavelet performance was more accurate than the other models studied in this study.

Keywords: Water Requirement, Davbechies Wave-let, Temperature, Statistical Indices, Shahrekord

1. Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Arak University, Arak, Iran.
*: Corresponding Author, Email: naser.ganjikhorramdel@gmail.com

www.SID.ir