گزارش کوتاه علمی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و سوم، شماره چهارم، ۱۳۹۵
http://jwsc.gau.ac.ir

پیش‌بینی تبخیر– تعرق مرجع ایستگاه سینوپتیک اهواز با استفاده از مدل ترکیبی موجک– شبکه عصبی GMDH

مسعود کرباسی*
استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه زنجان
تاریخ دریافت: ۹٤/۵/۱۸ ؛ تاریخ پذیرش: ۹۵/۲/۵

چکیده

سابقه و هدف: تخمین دقیق مقدار تبخیر- تعرق مرجع برای انجام بسیاری از پژوهش‌ها ضروری و از مهم‌ترین مسایل در طرح‌های آبیاری و زهکشی و منابع آب به‌شمار می‌رود. یکی از این مسایل که می‌تواند در راستای اهداف ذکرشده اعمال شود، پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع برای آینده است تا بتوان با برنامه‌ریزی‌های مناسب، امکان استفاده بهتر از منابع موجود را فراهم نمود. در سال‌های اخیر استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و مدل هیبریدی بر پایه موجک در پیش‌بینی پارامترهای هیدرولوژیکی بسیار متداول گشته است. هدف پژوهش حاضر استفاده از دو مدل GMDH و موجک- GMDH در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه در ایستگاه سینوپتیک اهواز است.

مواد و روش‌ها: بدین‌منظور یک دوره آماری ۱۰ ساله (۲۰۰۰ الی ۲۰۰۹) که ۷ سال (۲۰۰۰-۲۰۰۶) آن برای آموزش و ۳ سال (۲۰۰۷-۲۰۰۹) جهت آزمون و صحت‌سنجی مدل‌های پیشنهادی در نظر گرفته شد. برای ایجاد سری زمانی تبخیر- تعرق مرجع روزانه در دوره مورد نظر از معادله استاندارد پنمن- مانتیث فائو ٥٦ استفاده گردید. ۹ ترکیب مختلف از داده‌های ورودی (تأخیرهای مختلف) و انواع موجک‌های مادر (۱۳ موجک مادر) مورد ارزیابی قرار گرفت. در مجموع ۱۲٦ مدل که ۱۱۷ عدد از آن‌ها مربوط به مدل هیبریدی موجک- GMDH و ۹ مدل شبکه عصبی GMDH بود، اجرا گردید. برای انتخاب بهترین مدل از معیارهای آماری نظیر ضریب تبیین (R^2)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و درصد متوسط خطا (MARE) استفاده شد.

یافته‌ها: نتایج نشان داد که مدل هیبریدی موجک- GMDH (با RMSE ۰/۳۱ میلی‌متر بر روز) در مقایسه با مدل شبکه عصبی GMDH (با RMSE ۱/۲۲ میلی‌متر بر روز) دارای توانایی و دقت بالاتری در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه است. همچنین نتایج نشان داد که استفاده از تأخیرهای زمانی بیش‌تر از چهار روز تأثیر چندانی بر دقت مدل‌ها ندارد و در برخی موارد می‌تواند موجب کاهش دقت نیز گردد. نتایج پژوهش حاضر با پژوهش‌های مشابه که از تبدیل موجک برای پیش‌پردازش داده‌ها استفاده نموده‌اند، مطابقت دارد. بررسی انواع موجک‌های مادر نیز نشان داد که استفاده از موجک میر به‌علت پیچیدگی بیش‌تر باعث افزایش دقت مدل‌ها می‌گردد.

* مسئول مکاتبه: m.karbasi@znu.ac.ir

نتیجه‌گیری: نتایج این پژوهش نشان داد که مدل موجک- GMDH (درصد متوسط خطای مطلق ۵/۵۳) در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع برای یک روز بعد برتری چشم‌گیری بر مدل GMDH (درصد متوسط خطای ۲۲/۱۱) دارد. از نتایج پژوهش حاضر می‌توان در برنامه‌ریزی آبیاری منطقه مورد مطالعه استفاده نمود. در پایان پیشنهاد می‌گردد، مدل‌های پیشنهادی در اقلیم‌های مختلف ایران نیز مورد بررسی و ارزیابی قرار بگیرند.

واژه‌های کلیدی: تبخیر- تعرق مرجع، پیش‌بینی سری زمانی، تبدیل موجک، شبکه عصبی GMDH، ایستگاه سینوپتیک اهواز

مقدمه

بخش کشاورزی بزرگ‌ترین مصرف‌کننده آب در بسیاری از کشورهای جهان است. تخمین زده می‌شود که در کل جهان، ۷۱ درصد آب مصرفی در بخش کشاورزی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این میزان در کشورهای کم‌درآمد به ۸۱ درصد می‌رسد. تقریباً ٦۰ درصد از کل آب شیرین مصرفی در جهان صرف آبیاری محصولات کشاورزی می‌گردد (۳). بهبود مدیریت آبیاری و افزایش بهره‌وری مصرف آب، به‌عنوان یکی از اولویت‌های مهم تحقیقاتی، نظر پژوهش‌گران مختلف را به خود جلب کرده است. پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع می‌تواند به‌عنوان یکی از راه‌کارهای مدیریت منابع آب مورد نظر قرار بگیرد.

استفاده از مدل‌های سری زمانی در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع در مقیاس‌های زمانی ماهیانه و هفتگی توسط پژوهش‌گران مختلف مورد بررسی و پژوهش قرار گرفته است. در زمینه کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در برآورد تبخیر- تعرق مرجع پژوهش‌های متعددی صورت گرفته است (٦، ١٦)، ولی کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی مقادیر آینده تبخیر- تعرق مرجع کم‌تر مورد توجه قرار گرفته و پژوهش‌های محدودی در این زمینه موجود است. تراکویچ و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از شبکه‌های عصبی نوع RBF[1] اقدام به پیش‌بینی مقادیر تبخیر- تعرق مرجع ماهیانه نمودند (۱۸). لاندراس و همکاران (۲۰۰۹) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، تبخیر- تعرق مرجع هفتگی را پیش‌بینی کردند. آن‌ها در پژوهش خود از دو نوع شبکه عصبی مصنوعی MLP[2] و RBF با تأخیرهای زمانی ۱، ۲، ۳ و ٤ هفته و ۱، ۲، ۳ و ٤ ساله استفاده نمودند (۷). نتایج آن‌ها نشان داد که شبکه‌های عصبی مصنوعی قادرند با دقت بالایی مقادیر هفتگی تبخیر- تعرق مرجع را پیش‌بینی کنند.

شبکه‌های عصبی GMDH[3] به‌عنوان یک روش شناسایی سیستم هستند که در زمینه‌های مختلف به‌منظور شناخت و پیش‌بینی رفتار سیستم‌های ناشناخته و یا پیچیده بر اساس داده‌های ورودی- خروجی به‌کار برده شده‌اند. از جمله کاربردهای روش می‌توان به پیش‌بینی عمق آبشستگی پایه‌های پل در رسوبات چسبنده (۹)، پیش‌بینی آبشستگی حول پایه‌های میانی پل‌ها (۸)، پیش‌بینی آبشستگی در پایه‌های کناری پل در رسوبات چسبنده (۱۰)، پیش‌بینی آبشستگی لوله‌های زیرآب (۱۱)، پیش‌بینی تقاضای آب تهران (١٤) اشاره کرد.

در پژوهش حاضر با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی GMDH و مدل ترکیبی GMDH- موجک، تبخیر- تعرق مرجع روزانه در ایستگاه‌های سینوپتیک اهواز پیش‌بینی و مورد ارزیابی قرار گرفت. اهداف پژوهش به‌شرح زیر می‌باشند:

1- Radial Basis Function

2- Multi-Layer Perceptron

3- Group Method of Data Handling

ارزیابی توانایی مدل شبکه عصبی GMDH در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه و ارزیابی توانایی مدل ترکیبی موجک- شبکه عصبی GMDH در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه و تعیین نوع موجک مادر برای افزایش دقت مدل.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: در مطالعه حاضر، داده‌های اقلیمی متوسط ماهانه کمینه و بیشینه دما، کمینه و بیشینه رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی مربوط به ایستگاه سینوپتیک اهواز مربوط به دوره آماری سال ۱۹۹۹ تا ۲۰۰۹ برای محاسبه تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع مورد استفاده قرار گرفت. ایستگاه سینوپتیک اهواز در ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض جغرافیایی و ٤٨ درجه و ٤٠ دقیقه طول جغرافیایی و در ارتفاع ۲۲/۵ متر بالاتر از سطح دریاهای آزاد واقع شده است. به‌منظور برآورد مقدار ET_0 روزانه از روش پنمن- مانتیث که به‌عنوان یک روش استاندارد مطرح است مورد استفاده قرار گرفت (۲).

تبدیل موجک: در پژوهش حاضر از موجک گسسته برای تجزیه سری زمانی تبخیر- تعرق مرجع روزانه استفاده گردید.

شکل گسسته تابع موجک به‌صورت زیر است:

$$\varphi_{j,k}(t)=\frac{1}{\sqrt{\left|s_0^j\right|}}\varphi\left(\frac{t-k\tau_0 s_0^j}{s_0^j}\right) \qquad (۱)$$

که در آن، $\varphi_{j,k}$ تابع موجک به‌ازای مقادیر معین k و j (اعداد صحیح)، t زمان، $s_0(>1)$ ثابت گام اتساع، τ_0 ثابت انتقال زمان بوده و وابسته به s_0 می‌باشند. با اعمال تبدیل گسسته، داده‌های اولیه موجکی شده و به دو دسته تقسیم می‌شوند. دسته اول که تقریب نامیده می‌شوند، دارای فرکانس کم بوده و نشان‌دهنده روند کلی داده‌های موجود است که در محاسبات نقش بسیار مهمی ایفا می‌کند. دسته دوم جزئیات نام دارد که دارای فرکانس بالاست و بیانگر تغییرات محدوده در داده‌هاست. فرایند تجزیه سیگنال شامل یک یا چند مرحله است که در تجزیه چندمرحله‌ای، موج پس از اولین مرحله تفکیک با تجزیه مجدد قسمت تقریبی، تجزیه موج ادامه می‌یابد (۵).

شبکه عصبی GMDH: شبکه عصبی GMDH حاوی مجموعه‌ای از نرون‌ها است که از پیوند جفت‌های مختلف از طریق یک چندجمله‌ای درجه دوم به وجود می‌آیند. روش دسته‌بندی گروهی داده‌های عددی یک فن‌آوری آموزش آماری برای غلبه بر ضعف‌های آماری و شبکه‌های عصبی است. آن‌چه الگوریتم GMDH را عنوان یک روش هیوریستیک[1] معرفی می‌کند ساختن مدل‌هایی برای سیستم‌های پیچیده از نوع رگرسیون با درجات بالا می‌باشد که دارای مزایایی نسبت به مدل‌سازی کلاسیک است. اولین بار الگوریتم GMDH را یک دانشمند اوکراینی به نام ایواخننکو[2] معرفی کرد.

شکل عمومی اتصال بین متغیرهای ورودی و خروجی را می‌توان با استفاده از تابع چندجمله‌ای به شکل رابطه زیر بیان کرد:

$$y=a_0+\sum_{i=1}^{n}a_i x_i+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}a_{ij}x_i x_j+\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n}\sum_{k=1}^{n}a_{ijk}x_i x_j x_k+\ldots \qquad (۲)$$

که چندجمله‌ای ایواخننکو نامیده می‌شود. ضرایب مجهول a_i در رابطه بالا با تکنیک‌های رگرسیونی آن‌گونه به‌دست می‌آیند که اختلاف بین خروجی واقعی y و مقادیر محاسبه شده $\hat{y}$ برای هر جفت متغیر ورودی x_i, x_j کمینه شود. مجموعه‌ای از چندجمله‌ای‌ها با استفاده از رابطه بالا ساخته می‌شوند که ضرایب مجهول همه آن‌ها، با استفاده از روش حداقل مربعات (LS) به‌دست می‌آیند. برای هر تابع G_i (هر نرون ساخته‌شده)، ضرایب معادلات هر نرون برای حداقل کردن خطای کل آن به‌منظور انطباق

1- Heuristic
2- Ivakhenenko

بهینه ورودی‌های بر تمام جفت مجموعه‌های ورودی- خروجی، به‌دست می‌آیند (١٤).

ساختار مدل موجک- GMDH: با استفاده از تبدیل موجک گسسته (DWT)، سیگنال به جزئیات ($D_1, D_2, ..., D_k$) و تقریب (A_k) که k سطح تجزیه می‌باشد، تجزیه می‌شود. سیگنال‌های تقریب و جزئیات به‌عنوان ورودی شبکه عصبی GMDH برای آموزش و آزمون مورد استفاده قرار می‌گیرند و عملکرد مدل‌ها با استفاده از شاخص‌های آماری مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها در پیش‌بینی از معیارهای ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، متوسط خطای اریبی (MBE) و متوسط درصد مطلق خطا (MAPE) مورد استفاده قرار گرفت.

نتایج و بحث

جهت به‌دست آوردن ترکیب مناسب ورودی‌های مدل، چندین ترکیب مختلف از داده‌های ورودی مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۱، ۹ ترکیب مختلف از داده‌های ورودی را نشان می‌دهد. ترکیب‌های فوق به‌عنوان ورودی برای مدل‌های GMDH و موجک- GMDH مورد استفاده قرار گرفت.

جدول ۱- مجموعه مختلف متغیرهای ورودی و خروجی مدل.

Table 1. Different set of input and output variables.

مجموعه ورودی (Input set)	متغیرهای ورودی (Input variables)	متغیر خروجی (Output variable)
set1	ET_{t-1}	ET_t
set2	ET_{t-1}, ET_{t-2}	ET_t
set3	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}	ET_t
set4	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}	ET_t
set5	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}, ET_{t-5}	ET_t
set6	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}, ET_{t-5}, ET_{t-6}	ET_t
set7	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}, ET_{t-5}, ET_{t-6}, ET_{t-7}	ET_t
set8	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}, ET_{t-5}, ET_{t-365}	ET_t
Set9	ET_{t-1}, ET_{t-2}, ET_{t-3}, ET_{t-4}, ET_{t-5}, ET_{t-365}, ET_{t-730}	ET_t

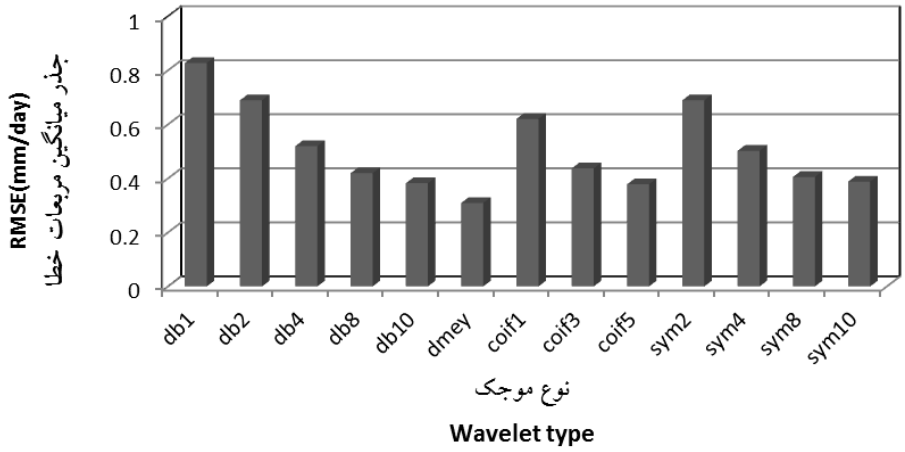
در پژوهش حاضر برای پیاده‌سازی مدل GMDH و تجزیه سری زمانی با استفاده از تبدیل موجک، نرم‌افزار MATLAB مورد استفاده قرار گرفت. جهت انتخاب سطح تجزیه تبدیل موجک گسسته رابطه زیر مورد استفاده قرار گرفت (١٢).

$$L = Int[\log(N)] \qquad (۳)$$

که در آن، L سطح تجزیه، N تعداد داده‌های سری زمانی و Int تابع جز صحیح می‌باشند. در پژوهش حاضر طول دوره سری زمانی برای آموزش ۷ سال (۷۰ درصد) و برای صحت‌سنجی مدل ۳ سال (۳۰ درصد) می‌باشد. در پژوهش حاضر اثر انواع مختلف موجک‌های مادر مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور عملکرد مدل برای موجک‌های مادر هار[1] (db1)، دابچیز[2] (db2، db4، db8، db10)، سیملت[3] (sym2، sym4، sym8، sym10)، کوئیفلت[4] (coif1، coif3، coif5) و میر[5] (dmey) مورد بررسی

1- Haar
2- Daubechies
3- Symmlet
4- Coiflet
5- Meyer

و ارزیابی قرار گرفت. شکل ۱ مقدار RMSE را برای انواع مختلف موجک مادر در مجموعه ورودی ٤ نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۱ بهترین نوع موجک در پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه، موجک میر است. موجک میر به‌دلیل پیچیدگی بالا و شباهت به سیگنال تبخیر- تعرق مرجع روزانه، موجب بالا رفتن کارایی مدل موجک- GMDH گردیده است. نتیجه فوق توسط پژوهش‌گران دیگری نیز در پیش‌بینی سری‌های زمانی هیدرولوژیکی گزارش شده است (۱۳، ۱۵ و ۱۷). جدول ۲ نتایج مربوط به پیش‌بینی تبخیر- تعرق روزانه در ایستگاه اهواز را با استفاده از مدل‌های GMDH و موجک- GMDH نشان می‌دهد. در مدل GMDH بدون هیچ پیش‌پردازشی پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه انجام گرفت. نتایج مدل GMDH نشان می‌دهد که بهترین مجموعه ورودی برای افزایش دقت مدل، مجموعه ورودی ۹ می‌باشد (RMSE ۱/۲۲ و درصد خطای مطلق ۲۱/۱۱ درصد).



شکل ۱- عملکرد مدل موجک- GMDH با توجه نوع موجک مادر.

Figure 1. Performance of Wavelet-GMDH Model according to mother wavelet type.

با توجه به جدول ۲ افزایش تعداد تأخیرها تأثیر ناچیزی بر روی دقت مدل GMDH دارد و درصد خطای مطلق بین ۲۱ الی ۲۳ درصد در نوسان می‌باشد. در مدل موجک- GMDH ابتدا سری زمانی با توجه به سطح تجزیه سیگنال به زیرسری‌های تقریب و جزئیات تجزیه می‌شوند. هنگامی که زیرسری‌ها به‌عنوان ورودی به شبکه عصبی GMDH وارد می‌شوند، شبکه عصبی به هر کدام از زیرسری‌های تجزیه‌ای وزن خاصی اختصاص می‌دهد، به‌طوری‌که وزن‌های بالا به سطوح با ارزش سیگنال اختصاص می‌یابند. تبدیل موجکی با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پایین ویژگی‌های چندمقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل‌توجهی بالا می‌برد.

جدول ۲- مقایسه معیارهای آماری مدل‌های موجک- GMDH و شبکه عصبی GMDH در داده‌های صحت‌سنجی.

Table 2. Comparison of statistical criteria for wavelet-GMDH and GMDH models for test data.

مدل (Model)	معیارهای آماری (Statistical criteria)	مجموعه ورودی (Input set)								
		1	2	3	4	5	6	7	8	9
GMDH	RMSE	-	1.3	1.27	1.26	1.25	1.24	1.24	1.23	1.22
	R^2	-	0.823	0.831	0.833	0.837	0.838	0.840	0.841	0.844
	MAPE(%)	-	23.09	22.18	22.03	21.83	21.79	21.24	21.60	21.11
	MBE	-	-0.034	-0.034	-0.024	-0.020	-0.018	-0.018	-0.016	-0.009
موجک wavelet-GMDH	RMSE	0.89	0.49	0.43	0.31	0.34	0.33	0.32	0.35	0.35
	R^2	0.918	0.974	0.981	0.989	0.987	0.988	0.989	0.987	0.987
	MAPE(%)	15.67	8.71	7.74	5.53	6.03	5.80	5.64	5.99	5.99
	MBE	0.002	-0.001	-0.001	-0.003	-0.003	-0.002	-0.002	-0.005	-0.003

* واحد RMSE و MBE به میلی‌متر در روز می‌باشد.

* Unit of RMSE and MBE is in mm/day.

در جدول ۲ نتایج مربوط به پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع برای مدل موجک- GMDH ارائه شده است. با توجه به جدول ۲ استفاده از تبدیل موجک به‌عنوان یک روش پیش‌پردازش موجب افزایش قابل‌توجه دقت پیش‌بینی گشته است. نتایج مدل موجک- GMDH نشان می‌دهد که مجموعه ورودی ٤ بهترین نتیجه را ارائه کرده است (RMSE ۰/۳۱ میلی‌متر در روز و درصد خطای مطلق ۵/۵۳ درصد). مقایسه دو مدل مورد استفاده حاکی از برتری کامل مدل موجک- GMDH نسبت به مدل GMDH است. نتایج مشابهی نیز در زمینه برتری مدل‌های بر پایه موجک برای پیش‌بینی متغیرهای هیدرولوژیکی (رواناب، نوسانات سطح آب زیرزمینی و بارش) توسط پژوهش‌گران مختلف گزارش شده است (۱، ۵، ۱۲). باچور و همکاران (۲۰۱۵)، با استفاده از روش MRVM[1] و ترکیب آن با تبدیل موجک اقدام به پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع برای ۱٦ روز آینده نمودند (٤). نتایج آن‌ها نیز نشان داد که استفاده از تبدیلی موجک به‌عنوان یک روش پیش‌پردازش می‌تواند موجب افزایش دقت پیش‌بینی گردد (٤).

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر مدل‌های شبکه عصبی GMDH و موجک- GMDH برای پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه در ایستگاه سینوپتیک اهواز مورد ارزیابی و مقایسه قرار گرفتند. اولین نتیجه‌ای که از این مقایسه گرفته شد بیانگر برتری کامل مدل موجک- GMDH بر مدل GMDH است. هر چند مدل GMDH توانایی مدل‌سازی رفتارهای غیرخطی را دارا است، ولی با توجه به ویژگی‌های نا ایستایی سری زمانی تبخیر- تعرق مرجع روزانه، برای مدل‌سازی دقیق‌تر نیاز به‌پیش‌پردازش داده‌های ورودی به مدل است؛ زیرا تبدیل موجک با جدا نمودن سیگنال به فرکانس‌های بالا و پایین ویژگی‌های چندمقیاسی سیگنال را در اختیار داشته و دقت مدل را تا حد قابل‌توجهی بالا می‌برد. همچنین نتایج این پژوهش نشان داد که استفاده از تأخیرهای زمانی بیش‌تر از

1- Multivariate relevance vector machine

٤ روز تأثیر چندانی بر دقت مدل‌های پیشنهادی ندارد و حتی در مدل بر پایه موجک موجب کاهش دقت نیز می‌گردد. مقایسه بین موجک‌های مادر مورد استفاده نیز نشان داد که موجک میر به‌دلیل پیچیدگی بالاتر می‌تواند، موجب افزایش دقت پیش‌بینی گردد. در پایان پیشنهاد می‌گردد، مدل‌های پیشنهادی در اقلیم‌های مختلف ایران نیز مورد بررسی و ارزیابی قرار گیرند.

منابع

1.Abdollahi Asadabadi, S., Dinpashoh, Y., and Mirabbasi, R. 2014. Forecasting of mean daily runoff discharge of Behesht-Abad river using wavelet analysis. J. Water Soil. 28: 3. 534-545. (In Persian)

2.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.

3.Amarasinghe, U.A., and Smakhtin, V. 2014. Global water demand projections: past, present and future. International Water Management Institute. 156: 32. 12-15.

4.Bachour, R., Maslova, I., Ticlavilca, A., Walker, W., and McKee, M. 2015. Wavelet-multivariate relevance vector machine hybrid model for forecasting daily evapotranspiration. Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. 29: 2. 1-15.

5.Hassanzadeh, Y., Abdi Kordani, A., and Fakheri Fard, A. 2012. Drought forecating using genetic alghorithm and conjoiend Neural network-wavelet. J. Water Wastewater. 23: 3. 48-59. (In Persian)

6.Kisi, O. 2008. The potential of different ANN techniques in evapotranspiration modeling. Hydrological Processes. 22: 14. 2449-2460.

7.Landeras, G., Ortiz-Barredo, A., and López, J.J. 2009. Forecasting weekly evapotranspiration with ARIMA and artificial neural network models. J. Irrig. Drain. Engin. 135: 3. 323-334.

8.Najafzadeh, M., and Barani, G.A. 2011. Comparison of group method of data handling based genetic programming and back propagation systems to predict scour depth around bridge piers. Scientia Iranica. 18: 6. 1207-1213.

9.Najafzadeh, M., Barani, G.A., and Azamathulla, A. 2014. Prediction of pipeline scour depth in clear- water and live-bed conditions using group method of data handling. Neural Computing and Applications. 24: 3-4. 629-635.

10.Najafzadeh, M., Barani, G.A., and Hessami-Kermani, M. 2013. Abutment scour in live-bed and clear-water using GMDH Network. Water Science and Technology. 67: 5. 1121-1128.

11.Najafzadeh, M., Barani, G.A., and Azamathulla. H.M. 2013. GMDH to Predict Scour Depth around Vertical Piers in Cohesive Soils. Applied Ocean Research. 40: 2. 35-41.

12.Nourani, V., Hosseini Baghanam, A., Adamowski, J., and Kisi, O. 2014. Applications of hybrid wavelet–Artificial Intelligence models in hydrology: A review. J. Hydrol. 51: 4. 358-377.

13.Rajaee, T., and Ebrahimi, H. 2014. Monthly simulation of groundwater fluctuations using wavelet and dynamic neural network. J. Water Irrig. Manage. 4: 1. 73-87. (In Persian)

14.Sharzei, Gh.A., Ahrari, M., and Fakhraei, H. 2009. Forecasting of Urban Demand for Water in Tehran Using Structural, Time Series and GMDH Neural Networks Models: A Comparative Study. J. Econ. Res. 43: 3. 1-25. (In Persian)

15.Shoaib, M., Shamseldin, A.Y., Melville, B.W., and Khan, M.M. 2015. Runoff forecasting using hybrid Wavelet Gene Expression Programming (WGEP) approach. J. Hydrol. 527: 326-344.

16.Tabari, H., Marofi, S., and Sabziparvar, A.A. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. Irrigation Sci. 28: 5. 399-406.

17.Toufani, P., Mosaedi, A., and Fakheri Fard, A. 2012. Prediction of Precipitation Applying Wavelet Network Model (Case study: Zarringol station, Golestan province, Iran). J. Water Soil. 25: 5. 1217-1226. (In Persian)

18.Trajkovic, S., Todorovic, B., and Stankovic, M. 2003. Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks. J. Irrig. Drain. Engin. 129: 6. 454-457.

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 23(4), 2016
http://jwsc.gau.ac.ir

Short Technical Report

Forecasting of daily reference evapotranspiration at Ahvaz synoptic station using wavelet-GMDH hybrid model

***M. Karbasi**
Assistant Prof., Dept. of Water Engineering, University of Zanjan
Received: 08/09/2015; Accepted: 04/24/2016

Abstract

Background and Objectives: Reference evapotranspiration is one of the most effective components of agricultural water use and management of water resources. Determination of the water requirements of various plants during the growing season is necessary in order to prevent water waste and proper planning. In recent years the use of artificial intelligence techniques and hybrid model in forecasting of hydrological parameters has become very popular. The objective of this study is to evaluate GMDH neural network and wavelet-GMDH hybrid models in forecasting of daily reference evapotranspiration at Ahvaz synoptic station.

Materials and Methods: For this purpose, 10-year period (2000 to 2009), 7 years (2000-2006) for training and 3 years (2007-2009) to test different models were considered. Reference crop evapotranspiration time series generated using standard penman-monteith equation. Different combinations of inputs (different delays) and various mother wavelets were examined. To test different models were considered different combinations of inputs (9 different delays); and different mother wavelets (13 mother wavelets). A total of 126 models 117 of them related to hybrid models wavelet-GMDH and 9 for GMDH neural network were carried out. To choose the best model, statistical criteria such as coefficient of determination (R^2), root mean square error (RMSE) and the mean percentage error (MARE) was used.

Results: The results showed that wavelet-GMDH hybrid model (RMSE=0.31 mm/day) compared with GMDH neural network (RMSE=1.22 mm/day) has higher accuracy in forecasting daily reference evapotranspiration. The results showed that use of delays longer than four days have little effect on the accuracy of models and in some cases can result in reduced accuracy. The results of similar studies that have used wavelet transform to preprocessing data are in correspondence with our findings. Results of GMDH neural network showed that number of delays did not affect the accuracy of model. This study evaluates the accuracy of the wavelet-artificial neural network hybrid model for different mother wavelets. Results showed that Meyer mother wavelet due to its complexity and its shape improved the accuracy of models.

Conclusion: Results of this study showed that, at the forecasting of one day ahead reference evapotranspiration Wavelet-GMDH model (MAPE=5.53%) has significant superiority to GMDH model (MAPE=22.11%). The results of this study can be used in the planning of irrigation water in this area. At the end it is recommended that proposed models has been evaluated in different climate conditions of Iran.

Keywords: Reference evapotranspiration, Time series forecasting, Wavelet transform, GMDH neural network, Ahvaz synoptic station

* Corresponding Author; Email: m.karbasi@znu.ac.ir