

کاربرد سیستم‌های استنتاج فازی - عصبی تطبیقی و ماشین بردار پشتیبان برای برآورد تبخیر تعرق مرجع ماهانه شمال غرب کشور

فرشاد احمدی¹ - سجاد آیشم^{2*} - کیوان خلیلی³ - جواد بهمنش⁴

تاریخ دریافت: 1393/05/22

تاریخ پذیرش: 1393/12/25

چکیده

در مطالعه حاضر به منظور پیش‌بینی تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از دو مدل SVM و ANFIS در مقیاس زمانی ماهانه، 6 ایستگاه سینوپتیک در منطقه شمال غرب کشور در دوره آماری 38 ساله (1973-2010) انتخاب شد. در ابتدا مقادیر تبخیر و تعرق مرجع ماهانه برای ایستگاه‌های منتخب توسط روش فائو-پنمن - مونیت محاسبه و به عنوان خروجی مدل‌های SVM و ANFIS در نظر گرفته شد. سپس یک رابطه رگرسیونی بین متغیرهای اقلیمی مختلف موثر در پدیده تبخیر و تعرق به دست آمده و الگوهای مختلف ورودی برای مدل‌های مورد استفاده مشخص گردید که بر این اساس رطوبت نسبی با داشتن کمترین اثر از ورودی‌ها حذف گردید. همچنین در مطالعه حاضر به منظور بررسی اثر حافظه در پیش‌بینی تبخیر و تعرق از گام‌های زمانی (تاخیر) یک، دو، سه و چهار ماهانه نیز به عنوان ورودی برای مدل‌ها استفاده شد. به‌طور کلی برای هر مدل 9 الگوی ورودی ایجاد گردید. نتایج حاصله نشان دهنده دقت بالا و خطای کم هر دو مدل در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه بوده ولی کارایی مدل SVM کمی بهتر از مدل ANFIS بود. همچنین زمانی که از حافظه سری زمانی تبخیر و تعرق برای ورودی مدل‌ها استفاده گردید، نسبت به حالتی که از متغیرهای اقلیمی به عنوان ورودی استفاده شد، دقت کمتر بود.

واژه‌های کلیدی: الگو، پیش‌بینی، حافظه، متغیرهای اقلیمی

مقدمه

بخش‌های مختلف را نداشته و از این روست که مدیریت منابع آب محدود کشور به‌ویژه در بخش کشاورزی که بیشترین سهم مصرف را داراست از دغدغه‌های اصلی مدیران بخش آب و کشاورزی کشور محسوب می‌گردد. برآورد صحیح و دقیق نیاز آبی گیاه در بخش کشاورزی زمینه را برای طراحی و اجرای دقیق پروژه‌های عمرانی و سازه‌های آبی از یک سو و بهره‌برداری بهینه منابع آب محدود کشور فراهم خواهد آورد. عوامل مختلف اقلیمی همچون دما، بارش، تعداد ساعات آفتابی، رطوبت نسبی و سرعت باد در میزان تبخیر و تعرق، تاثیرگذار می‌باشد، بنابراین با توجه به ماهیت غیرخطی تبخیر و تعرق، استفاده از مدل‌های هوشمند مانند سیستم‌های فازی - عصبی تطبیقی⁵ (ANFIS) و ماشین بردار پشتیبان⁶ (SVM) می‌توانند به عنوان ابزار مناسبی برای تخمین هرچه دقیق‌تر تبخیر و تعرق مرجع به کار گرفته شوند.

زارع ابیانه و همکاران (18) از شبکه عصبی مصنوعی⁷ و سیستم

مدل‌سازی فرآیند تبخیر و تعرق گیاهان زراعی به‌طور عمده با روش‌های تجربی، آئرودینامیک و بیلان انرژی انجام می‌شود. در این روش‌ها با بهره‌گیری از میانگین پارامترهای هواشناسی در گام‌های مختلف زمانی، تبخیر و تعرق محاسبه می‌گردد. تغییرپذیری زیاد تبخیر و تعرق سبب شده که مدل‌های خطی، عملکرد چندانی مناسبی در این زمینه نداشته باشند و محققان به استفاده از مدل‌های غیرخطی و هوشمند روی آورده‌اند. برای برآورد دقیق این متغیر مهم هیدرولوژیکی، باید با صرف وقت و هزینه، داده‌های زیادی اندازه‌گیری شود (19). ایران کشوری با اقلیم خشک و نیمه خشک، از توزیع نامناسب زمانی و مکانی بارش برخوردار است. در چنین شرایط اقلیمی بارش‌های جوی توانایی تامین نیازهای آبی مصرف کنندگان

1- دانشجوی دکتری مهندسی منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز

2، 3 و 4- دانشجوی کارشناسی ارشد منابع آب، استادیار و دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه ارومیه

(Email: S.ayashm@gmail.com)

*- نویسنده مسئول:

5 - Adaptive neuro fuzzy inference system (ANFIS)

6 - Support Vector Machine (SVM)

7 - Artificial Neural Networks (ANN)

دقت مدل‌های ANFIS و SVM را در پیش‌بینی تبخیر تعرق گیاه سبب زمینی مورد ارزیابی قرار دادند. ورودی‌های مختلفی برای هر دو مدل معرفی شده و در نهایت بر اساس شاخص‌های ریشه میانگین مربعات خطا و خطای انحراف میانگین، مدل SVM با در نظر گرفتن ورودی‌های درجه حرارت متوسط، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی، تعداد ساعات آفتابی و سرعت باد عملکرد بهتری در مقایسه با سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی داشته است.

با توجه به موارد فوق می‌توان دریافت که تخمین پارامترهای هیدرولوژیکی هم‌چون تبخیر و تعرق مرجع از دیرباز مورد توجه محققین امر بوده و بدین منظور روش‌های متعددی از جمله مدل‌های تجربی - نیمه تجربی، سری‌های زمانی و مدل‌های هوشمند توسعه یافته‌اند که در این میان مدل‌های هوشمند با الهام گرفتن از طبیعت قادر به تخمین پارامترهای مربوط به پدیده‌های طبیعی با دقت قابل قبول می‌باشند و نیز دقت قابل توجهی نسبت به سایر روش‌ها دارند که به دلیل تطابق با ماهیت غیرخطی آن‌ها می‌باشد. لذا در این تحقیق سعی گردیده است که عملکرد دو مدل هوشمند سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پیش‌بینی تبخیر تعرق مرجع ماهانه شمال غرب کشور مورد بررسی قرار گرفته و اهداف زیر دنبال شود: 1) توسعه مدل‌های مناسب ANFIS و SVM با الگوهای ورودی مختلف، 2) تعیین مقدار بهینه ضرایب سه‌گانه مدل SVM و 3) ارزیابی دقت مدل‌های به کار رفته در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه شمال غرب ایران.

مواد و روش‌ها

داده‌ها و منطقه مورد مطالعه

برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در منطقه شمال غرب کشور شامل استان‌های آذربایجان غربی و شرقی، زنجان و کردستان، ایستگاه‌های سینوپتیک مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت 6 ایستگاه با دارا بودن اطلاعات کافی و طولانی مدت در دوره آماری 38 ساله (2010-1973) انتخاب شدند. ایستگاه‌های منتخب متوسط دمای منطقه و بارش سالانه را به ترتیب 12/8 درجه سانتی‌گراد و 360 میلی‌متر نشان می‌دهند که براساس طبقه بندی اقلیمی دومارتن، اقلیم این منطقه با شاخص 15/79 از نوع آب و هوای نیمه خشک می‌باشد. در جدول 1 مشخصات ایستگاه‌های منتخب ارائه شده است و شکل 1 نیز موقعیت مکانی ایستگاه‌ها را نشان می‌دهد.

سیستم استنتاج فازی عصبی - تطبیقی (ANFIS)

اخیراً با ترکیب موفقیت آمیز بعضی روش‌ها همچون شبکه عصبی، منطق فازی و محاسبات تکاملی، روش‌های جدیدی به نام محاسبات نرم و هوشمند ایجاد و توسعه یافته‌اند. این تکنیک‌های نرم در زمینه‌های مختلف مهندسی به کار می‌روند.

استنتاج عصبی - فازی تطبیقی برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع در منطقه همدان استفاده کردند. نتایج حاصله نشان دهنده برتری مدل ANFIS با ورودی‌های درجه حرارت بیشینه و کمینه و ساعات آفتابی می‌باشد. زارع ایبانه و همکاران (19) تبخیر و تعرق واقعی گیاه سیر را با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی و روش تلفیقی عصبی - ژنتیک¹ برآورد نمودند. نتایج نشان داد که بهینه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی موفق‌تر از منطق فازی بود به طوری که الگوریتم ژنتیک در ترکیب با شبکه عصبی توانست خطای شبکه در مرحله‌ی آزمون را نسبت به عصبی - فازی به میزان 24 درصد کاهش دهد. اما ترکیب منطق فازی نه تنها سبب بهبود نتایج شبکه عصبی مصنوعی نشد، بلکه دقت پیش‌بینی را به میزان 12 درصد کاهش داد. مرادی و همکاران (11) سیستم‌های استنتاج فازی را به منظور برآورد تبخیر و تعرق مرجع ساعتی به کار بردند. در این مطالعه تبخیر و تعرق محاسبه شده از معادله پنمن - مونتیت - فائو به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شده و کارایی مدل با ورودی‌های مختلف با استفاده از آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا، خطای انحراف میانگین، ضریب تعیین، معیار جاکوویتز و معیار صباغ و همکاران مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج نشان دهنده دقت بالای سیستم استنتاج فازی در تخمین تبخیر و تعرق ساعتی است. جیابینگ (8) مقدار تبخیر و تعرق گیاه مرجع را با استفاده از سه روش منطق فازی، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS) برآورد کردند. نتایج به دست آمده حاکی از آن است که مدل ANFIS با ورودی‌های تعداد ساعات آفتابی و حداکثر دما توانسته با دقت بیشتر و خطای کمتری تبخیر تعرق گیاه مرجع را پیش‌بینی کند. کیشی (9) در مطالعه‌ای دقت مدل ANFIS را در تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع برای دو ایستگاه پومونا و سانتامونیکا در لس آنجلس را مورد ارزیابی قرار دادند. نتایج این پژوهش نشان داد که این مدل از عملکرد بسیار خوبی در پیش‌بینی تبخیر و تعرق برخوردار است. دوگان (12) با استفاده از مدل ANFIS تبخیر و تعرق مرجع را در ایستگاه مورگان سانفرانسیسکو محاسبه کرده و دقت بالای این مدل را در برآورد تبخیر و تعرق مورد تایید قرار دادند. کیشی و چیمین (10) در مقایسه‌ای عملکرد مدل SVM و روابط تجربی هارگریوز²، ریتچ و تورک³ را در پیش‌بینی تبخیر و تعرق روزانه مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعه مدل SVM با بهره‌گیری از ورودی‌های درجه حرارت روزانه، تابش خورشیدی، رطوبت نسبی و سرعت باد از دقت بسیار بالایی در پیش - بینی تبخیر و تعرق مرجع روزانه برخوردار بود. طبری و همکاران (14)

1 - Adaptive Neural Network Based Genetic Algorithm (ANNGA)

2 - Hargreaves

3 - Ritchie and Turc

جدول 1- مشخصات ایستگاه‌های منتخب در دوره آماری 1973 - 2010
Table 1- Characteristics of selected stations in the period 2010 - 1973

ردیف No.	ایستگاه Station	متوسط بارش Rainfall (mm/y)	متوسط دما Temp (C)	نوع اقلیم (دومارتن) Climate (De Martonne)	ارتفاع (متر) Elevation (m)	طول جغرافیایی Longitude		عرض جغرافیایی Latitude	
						درجه Degree	دقیقه Minute	درجه Degree	دقیقه Minute
1	ارومیه Urmia	338	11.9	نیمه خشک Semiarid	1328.0	45	05	37	32
2	تبریز Tabriz	283	12.8	نیمه خشک Semiarid	1361.0	46	17	38	05
3	خوی Khoy	289	12.1	نیمه خشک Semiarid	1103.0	44	58	38	33
4	زنجان Zanjan	311	11.0	نیمه خشک Semiarid	1663.0	48	29	41	36
5	سقز Saghez	487	13.6	مدیترانه‌ای Mediterranean	1522.8	46	16	36	15
6	سنندج Sanandaj	449	13.6	مدیترانه‌ای Mediterranean	1373.4	47	0.00	35	20

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های یادگیری تحت نظارت¹ است که هم برای دسته بندی و هم رگرسیون قابل استفاده است. این روش توسط وپنیک (15) بر پایه تئوری یادگیری آماری² بنا نهاده شده است. SVM روشی برای طبقه بندی دوتائی در فضای ویژگی‌های دلخواه است و از این روش مناسب برای مسائل پیش‌بینی به شمار می‌رود (12). ماشین بردار پشتیبان در اصل یک دسته بندی کننده دو کلاسی است که کلاس‌ها را توسط یک مرز خطی از هم جدا می‌کند. در این روش نزدیک‌ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را بردارهای پشتیبان می‌نامند. این بردارها معادله مرز تصمیم‌گیری را مشخص می‌کنند. الگوریتم‌های شبیه‌سازی هوشمند کلاسیک مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی، معمولاً قدر مطلق خطا یا مجموع مربعات خطای داده‌های آموزشی را حداقل می‌کنند، ولی مدل‌های SVM، اصل حداقل سازی خطای ساختاری را به کار می‌گیرند (5).

در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل توسط یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز³ مشخص می‌شود.

$$y = f(x) + \text{Noise} \quad (1)$$

نروفازی یک سیستم هیبریدی است که مرکب از توانایی تصمیم‌گیری منطق فازی با قابلیت حساب‌گری شبکه عصبی است و سطح پیچیده و بالایی را برای مدل کردن و تخمین پیشنهاد می‌کند. اساساً قسمت فازی مربوط به گروه بندی داده‌های ورودی به مجموعه‌هایی که با درجه عضویت مشخص می‌شوند (که هر عددی بین 0 و 1 می‌تواند باشد) و تصمیم‌گیری برای فعالیت بعدی بر اساس یک سری قوانین و حرکت به مرحله بعدی است. سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی شامل بخش‌هایی از سیستم فازی معمولی خبره می‌باشد که محاسبات در هر مرحله به وسیله لایه‌های پنهان نرون و توانایی یادگیری شبکه عصبی ایجاد شده است تا اطلاعات سیستم را افزایش دهد (9). ANFIS در ابتدا توسط جانگ (6) معرفی گردید و از آن پس به عنوان یکی از ابزارهای تقریب ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت (7). این سیستم از نظر عملکرد مشابه سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد (7). سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی به کار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو می‌باشد (7 و 3). روند سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی در شکل 2 نشان داده شده است که دارای مراحل زیر است:

1) فازی سازی: در این مرحله داده‌ها جهت ورود به مرحله بعد فازی سازی می‌شوند. 2) استنتاج: تمام قوانین تصمیم‌گیری بر روی داده‌های فازی شده اعمال گردیده و با قوانین "اگر و آنگاه" درستی آن‌ها بررسی و تعیین می‌شود. 3) فازی زدایی: نتایج فازی به دست آمده از مرحله قبل را با استفاده از روش‌های مختلف همچون مرکز جرم و غیره به مقدار اولیه بر می‌گرداند.

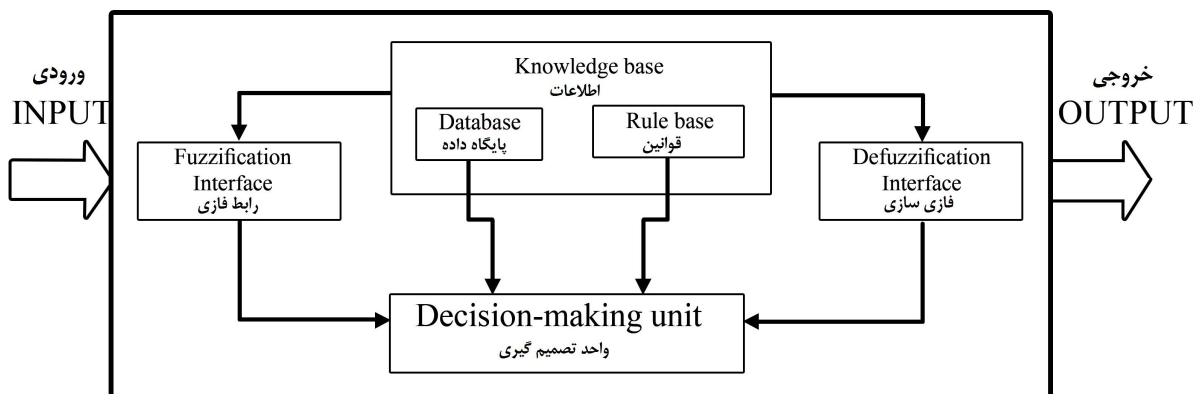
1- Supervised learning

2- Statistical Learning Theory

3 - Noise



شکل 1- موقعیت مکانی ایستگاه‌های منتخب
Figure 1- The location of the selected station



شکل 2- معماری سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی
Figure 2- Adaptive neuro-fuzzy inference system architecture

نوع دوم که با نام $\varepsilon - SVM$ شناخته شده هستند. در این مطالعه $\varepsilon - SVM$ به دلیل کاربرد گسترده آن در مسائل رگرسیونی مورد استفاده قرار گرفت. برای این مدل، تابع خطا به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\frac{1}{2}W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \xi_i^* \quad (2)$$

تابع خطای فوق لازم است که با توجه به محدودیت‌های زیر کمینه گردد (10):

بنابراین موضوع اصلی، پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تاکنون تجربه نکرده است پیش‌بینی کند. این تابع به وسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به‌عنوان مجموعه آموزش که شامل فرآیندی به منظور بهینه‌سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی است. بر مبنای تعریف این تابع خطا، دو نمونه از مدل‌های SVM شناخته شده است که عبارتند از الف) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع اول که مدل‌های $SVM - \nu$ نیز نامیده می‌شوند و ب) مدل‌های رگرسیونی SVM

تعداد داده‌ها و $ET_0(FPM)$ میانگین مقادیر مشاهداتی می‌باشد. هر چه مقدار ضریب همبستگی بالاتر و RMSE کمتر باشد، نتایج دقیق‌تر و قابل اعتمادتر خواهند بود.

نتایج

پارامترهای ورودی به مدل‌ها

از آنجایی که توانمندی پیش‌بینی مدل‌های هوشمند به انتخاب صحیح نوع اطلاعات ورودی در لایه اول بستگی دارد، بنابراین با ارائه مدل رگرسیونی، ارتباط بین متغیرهای مستقل هواشناسی و تبخیر و تعرق مرجع برای هر یک از ایستگاه‌ها مشخص گردید. نتایج رگرسیون برای هر یک از ایستگاه‌ها در جدول 3 ارائه شده است. با توجه به این جدول چنین استنباط می‌شود که تابش خورشیدی و رطوبت نسبی به ترتیب بیشترین و کمترین اثرگذاری را در تبخیر و تعرق مرجع دارا هستند (به دلیل داشتن بزرگترین و کوچکترین ضرایب).

در روابط فوق ET_0 تبخیر و تعرق گیاه مرجع (میلی‌متر در روز)، T_{max} و T_{min} : دمای هوای کمینه و بیشینه (درجه سانتی‌گراد)، RH_{ave} متوسط رطوبت نسبی (درصد)، U_2 سرعت باد در ارتفاع دو متری (کیلومتر بر روز)، n تعداد ساعات آفتابی (ساعت) و R تابش خورشیدی ($MJ/m^2/day$) می‌باشد. براساس نتایج حاصله از جدول 3 می‌توان ترکیب ورودی‌های مناسب و متغیرهای تاثیرگذار را تشخیص داد. جدول 4 ترکیب‌های مختلف ورودی و متغیرهای انتخاب شده برای مدل‌های ANFIS و SVM را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌گردد رطوبت نسبی به دلیل تاثیرگذاری پایین از ترکیبات ورودی کنار گذاشته شده است. علاوه بر این مسئله تلاش گردید تا نقش و توانایی حافظه در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع نیز بررسی شود که بدین منظور از تاخیرهای زمانی یک، دو، سه و چهار ماهه استفاده شد.

نتایج مدل‌سازی ANFIS

در مطالعه حاضر برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه با استفاده از ANFIS، داده‌های 30 سال (از ژانویه 1973 تا دسامبر 2002) برای آموزش و 8 سال (از ژانویه 2003 تا دسامبر 2010) به عنوان داده‌های صحت‌سنجی انتخاب شدند. به طور کلی 80 درصد داده‌ها برای آموزش و 20 درصد نیز برای تست در نظر گرفته شد. جدول 5 توابع عضویت مورد استفاده در مدل ANFIS را برای مدل‌های مختلف نشان می‌دهد.

در جدول 6 نیز نتایج ارزیابی الگوهای مختلف ورودی ANFIS برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه در مراحل آموزش و صحت‌سنجی ارائه شده است. با توجه به این جدول می‌توان نتیجه گرفت که در کل عملکرد ANFIS در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه بسیار مناسب می‌باشد.

$$\begin{aligned} W^T \phi(x_i) + b - y_i &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ y_i - W^T \phi(x_i) - b &\leq \varepsilon + \xi_i^* \\ \xi_i, \xi_i^* &\geq 0 \end{aligned} \quad (3)$$

که در این روابط C ثابت گنجایش، W بردار ضرایب، ξ_i^* و ξ_i ضرایب کمبود، b ضریب ثابت، N الگوهای آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است. اطلاعات کمی در مورد انتخاب تابع غیرخطی مناسب ϕ در دسترس می‌باشد. ماشین‌های بردار پشتیبان برای حل مسائل غیرخطی، ابعاد مساله را از طریق توابع کرنل تغییر می‌دهند. انتخاب کرنل برای SVM به حجم داده‌های آموزشی و ابعاد بردار ویژگی بستگی دارد. به عبارت دیگر، باید با توجه به این پارامترها تابع کرنل را انتخاب نمود که توانایی آموزش برای ورودی‌های مساله را داشته باشد. در عمل چهار نوع کرنل خطی¹، کرنل چند جمله‌ای²، کرنل تانژانت هیپربولیک³ و کرنل گوسی⁴ (RBF) به کار گرفته می‌شوند. در جدول 2 معادلات برخی از کرنل‌های رایج ارائه شده اند.

در نهایت، تابع تصمیم رگرسیون بردار پشتیبان غیرخطی به صورت معادله زیر خواهد بود که کنترل کننده میزان نوسان تابع گوسی و همچنین کنترل کننده نتایج پیش‌بینی و تعمیم دهنده مدل SVM است (17).

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^l (-\partial_i - \partial_i^*) K(x_i, x_j) + b \quad (4)$$

معیارهای ارزیابی مدل

در این تحقیق، برای ارزیابی مدل‌های مورد نظر از معیارهای ضریب همبستگی و جذر میانگین مربعات خطا استفاده می‌شود:

$$R = \left(1 - \frac{\sum_{i=1}^n (ET_{0i}(FPM) - ET_{0i}(cal))^2}{\sum_{i=1}^n (ET_{0i}(FPM) - \overline{ET_0(FPM)})^2} \right)^{0.5} \quad (5)$$

$$RMSE = \left(\frac{\sum_{i=1}^n ((ET_{0i}(FPM) - ET_{0i}(cal))^2)}{n} \right)^{0.5} \quad (6)$$

که در روابط فوق $ET_{0i}(FPM)$ مقادیر مشاهداتی تبخیر و تعرق مرجع (به دست آمده از معادله فائو - پنمن - مونتیت) در گام زمانی i ام، $ET_{0i}(cal)$ مقدار محاسبه شده در همان زمان، n

- 1 - Linear kernel
- 2 - Polynomial kernel
- 3 - Hyperbolic tangent kernel
- 4 - Radial Base Function kernel

جدول 2- توابع کرنل رایج در ماشین‌های بردار پشتیبان (10)
 Table 2- Common kernel functions in support vector machines

تابع کرنل Kernel Function	نوع تابع Type of function
$K(x_i, x_j) = x_i^T \cdot x_j$	خطی Linear
$K(x_i, x_j) = (\gamma x_i^T \cdot x_j + C)^d$	چند جمله‌ای Polynomial
$K(x_i, x_j) = \tanh(\gamma x_i^T \cdot x_j + C)$	تانژانت هیپربولیک Hyperbolic Tangent
$K(x_i, x_j) = \exp\left(-\gamma x_i - x_j ^2\right)$	تابع شعاعی RBF

جدول 3- معادله کلی رگرسیون برای تبخیر و تعرق مرجع ایستگاه‌های مورد مطالعه
 Table 3- The overall regression equation for reference evapotranspiration of studied stations

ردیف No.	ایستگاه Station	معادله رگرسیون The regression equation	ضریب همبستگی The correlation coefficient
1	ارومیه Urmia	$ET_0 = 0.141T_{max} - 0.045T_{min} - 0.005 RH_{ave} + 0.009U_2 + 0.053n + 0.141R$	0.86
2	تبریز Tabriz	$ET_0 = 0.0316T_{max} + 0.078T_{min} - 0.024 RH_{ave} + 0.019U_2 + 0.093n + 0.119R$	0.81
3	خوی Khoy	$ET_0 = 0.0365T_{max} + 0.064T_{min} - 0.018 RH_{ave} + 0.027U_2 - 0.023n + 0.127R$	0.83
4	زنجان Zanjan	$ET_0 = 0.042T_{max} + 0.046T_{min} - 0.006 RH_{ave} + 0.013U_2 - 0.145n + 0.120R$	0.84
5	سقز Saghez	$ET_0 = 0.036T_{max} + 0.061T_{min} - 0.002 RH_{ave} + 0.003U_2 - 0.038n + 0.158R$	0.88
6	سنندج Sanandaj	$ET_0 = 0.078T_{max} + 0.018T_{min} - 0.004 RH_{ave} + 0.005U_2 + 0.014n + 0.142R$	0.87

جدول 4- الگوهای مختلف معرفی شده به مدل‌های ANFIS و SVM
 Table 4- Various patterns introduced to ANFIS and SVM models

حالت‌های ورودی Input Modes	شماره الگو Model No.	الگو Model	الگوهای ورودی به مدل‌های ANFIS و SVM Presented inputs to ANFIS and SVM models
حالت اول First	1	M1	$ET_0(t), ET_0(t-1)$
	2	M2	$ET_0(t), ET_0(t-1), ET_0(t-2)$
	3	M3	$ET_0(t), ET_0(t-1), ET_0(t-2), ET_0(t-3)$
	4	M4	$ET_0(t), ET_0(t-1), ET_0(t-2), ET_0(t-3), ET_0(t-4)$
حالت دوم Second	5	M5	ET_0, T_{min}, T_{max}
	6	M6	$ET_0, T_{min}, T_{max}, T_{ave}$
	7	M7	$ET_0, T_{min}, T_{max}, T_{ave}, R$
	8	M8	$ET_0, T_{min}, T_{max}, T_{ave}, R, U_2$
	9	M9	$ET_0, T_{min}, T_{max}, T_{ave}, R, U_2, n$

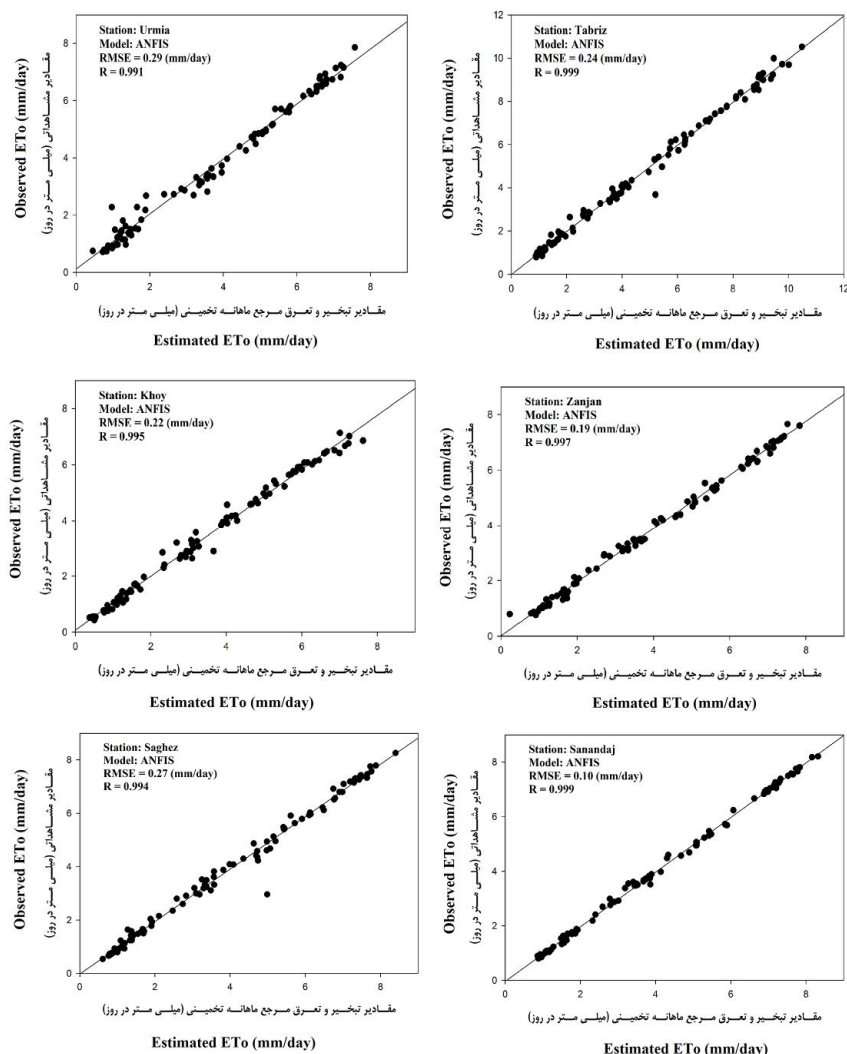
جدول 5- توابع عضویت ورودی و خروجی منتخب برای مدل ANFIS
Table 5- Membership functions used for input and output of the ANFIS model

مدل Model	تابع عضویت ورودی The membership function of input	تعداد توابع عضویت به ازای هر ورودی The number of membership functions for each input	تابع عضویت خروجی The output membership function	میانگین خطاها در مرحله صحت سنجی Average errors in validation step
M1	مثلثی Triangular	3	1.17	1.17
M2	مثلثی Triangular	3	0.69	0.69
M3	مثلثی Triangular	4	0.70	0.70
M4	مثلثی Triangular	3	0.61	0.61
M5	مثلثی Triangular	2	0.72	0.72
M6	مثلثی Triangular	2	0.77	0.77
M7	گوسی Gaussian	4	0.57	0.57
M8	گوسی Gaussian	4	0.22	0.22
M9	گوسی Gaussian	3	0.35	0.35

جدول 5- نتایج تحلیل آماری الگوهای مختلف ورودی مدل ANFIS در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه
Table 5- Statistical analysis of the different input patterns for ANFIS model in predicting monthly reference evapotranspiration

ایستگاه Station	مرحله Step	معیارهای ارزیابی Evaluation criteria	الگوهای ورودی Inputs								
			M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9
ارومیه Urmia	آموزش Train	R	0.807	0.968	0.981	0.986	0.966	0.969	0.992	0.996	0.997
		RMSE	1.08	0.50	0.39	0.33	0.51	0.49	0.25	0.08	0.06
	تست Test	R	0.794	0.956	0.971	0.954	0.975	0.963	0.995	0.991	0.980
		RMSE	1.18	0.65	0.55	0.65	0.62	0.72	0.42	0.29	0.44
تبریز Tabriz	آموزش Train	R	0.792	0.965	0.981	0.986	0.982	0.984	0.993	0.996	0.998
		RMSE	1.15	0.72	0.54	0.47	0.51	0.49	0.31	0.14	0.11
	تست Test	R	0.784	0.954	0.973	0.968	0.879	0.865	0.996	0.999	0.998
		RMSE	1.59	0.88	0.70	0.78	1.38	1.44	1.23	0.24	0.72
خوی khoy	آموزش Train	R	0.790	0.950	0.968	0.979	0.951	0.953	0.984	0.996	0.997
		RMSE	0.96	0.53	0.46	0.36	0.54	0.53	0.32	0.06	0.04
	تست Test	R	0.785	0.939	0.965	0.943	0.959	0.939	0.982	0.995	0.993
		RMSE	1.13	0.73	0.57	0.74	0.63	0.77	0.62	0.22	0.26
زنجان Zanjan	آموزش Train	R	0.804	0.737	0.858	0.983	0.943	0.947	0.976	0.998	0.999
		RMSE	1.14	2.11	1.10	0.39	0.69	0.67	0.46	0.08	0.06
	تست Test	R	0.788	0.946	0.858	0.956	0.975	0.976	0.991	0.997	0.995
		RMSE	1.17	0.69	1.13	0.65	0.49	0.48	0.33	0.19	0.23
سقز Saghez	آموزش Train	R	0.958	0.975	0.988	0.981	0.947	0.948	0.978	0.999	0.995
		RMSE	0.60	0.47	0.33	0.41	0.67	0.66	0.44	0.08	0.06
	تست Test	R	0.956	0.963	0.961	0.979	0.979	0.936	0.985	0.994	0.992
		RMSE	0.70	0.65	0.66	0.39	0.68	0.67	0.57	0.27	0.30
سنندج Sanandaj	آموزش Train	R	0.801	0.956	0.975	0.982	0.953	0.956	0.981	0.999	0.999
		RMSE	1.27	0.69	0.52	0.44	0.70	0.68	0.45	0.06	0.05
	تست Test	R	0.792	0.967	0.971	0.977	0.972	0.974	0.993	0.999	0.998
		RMSE	1.27	0.59	0.56	0.50	0.55	0.54	0.26	0.10	0.13

*: واحد RMSE بر حسب میلی متر در روز می‌باشد.



شکل 3- نمودارهای پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمینی در بهترین حالت مدل ANFIS
Figure 3- Scatter plots of observed and estimated values at best ANFIS model

6 نشان می‌دهد که مدل ANFIS با ورودی‌های دمایی بیشینه، متوسط و کمینه، تابش خورشیدی و سرعت باد (M8) بهترین عملکرد را برای تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه داشته است. الگوی M5 نیز با ورودی‌های دمایی بیشینه و کمینه پایین‌ترین دقت و بیشترین خطا را در تخمین تبخیر و تعرق ماهانه برای تمامی ایستگاه‌ها ارائه کرده است. بررسی و مقایسه مقادیر پارامترهای RMSE و R ارائه شده در جدول 6 برای مدل M8 نیز نشان می‌دهد که اختلاف تک تک مقادیر پیش‌بینی شده در مرحله صحت‌سنجی برای سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی تا حدود زیادی با مقادیر محاسبه شده از رابطه پنمن- فائو- موتیث متناظر است. مقدار RMSE برای کل مدل‌های ANFIS ارائه شده بین 1/59 تا 0/04 میلی‌متر در روز متغیر بود، که این مقادیر کم نشان دهنده دقت بالای پیش‌بینی می‌باشد. شکل 3 نمودارهای پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمینی حاصل از الگوی

اگر صرفاً از حافظه خود سری تبخیر و تعرق ماهانه برای پیش‌بینی استفاده گردد، بر اساس جدول 6 مشاهده می‌شود که دقت در ایستگاه‌های سنندج و زنجان در تاخیر چهارم زمانی به بیشترین مقدار خود می‌رسد و در ایستگاه‌های سقز، تبریز، ارومیه و خوی در گام زمانی سوم بیشینه دقت براساس شاخص‌های RMSE و R حاصل می‌گردد. با انجام مقایسه بین حالتی که از حافظه سری به عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود (حالت اول) نسبت به حالتی که از متغیرهای هواشناسی در تخمین مقادیر تبخیر و تعرق بهره گرفته می‌شود (حالت دوم) می‌توان نتیجه گرفت حالت دوم از دقت بیشتری برخوردار است اما اختلاف دقت بین دو حالت آن چنان زیاد نبوده و می‌توان با بیشتر کردن میزان خطای قابل قبول در شرایطی که داده‌های هواشناسی به طور کامل در دسترس نباشد از حافظه تبخیر و تعرق به عنوان ورودی‌های مدل استفاده کرد. همچنین جدول

M8 را برای ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد.

نتایج مدل‌سازی SVM

در مطالعه حاضر برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه با استفاده از روش SVM، داده‌های 30 سال (از ژانویه 1973 تا دسامبر 2002) برای آموزش و 8 سال (از ژانویه 2003 تا دسامبر 2010) به عنوان داده‌های صحت‌سنجی انتخاب شدند. در مرحله بعد مقادیر بهینه مشخصه‌های مدل SVM شامل ϵ و C تعیین می‌گردد. همچنین در این مطالعه تابع کرنل مورد استفاده، تابع RBF انتخاب شد چرا که از دقت بهتری در برآورد تبخیر و تعرق مرجع ماهانه برخوردار بود. در این تابع نیز مشخصه γ بایستی تعیین گردد. بنابراین در حالت کلی برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق توسط مدل SVM رگرسیونی، لازم است که مقادیر بهینه سه مشخصه مذکور به دست آید که بدین منظور دو مشخصه ϵ و C توسط الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه¹ و متغیر γ نیز به صورت آزمون و خطا محاسبه شد. البته قابل ذکر است که الگوریتم بهینه‌سازی جستجوی شبکه بسیار کند عمل می‌کند و زمان محاسباتی زیادی را به خود اختصاص می‌دهد. برای حل این مشکل، طبق توصیه چن و یو (1) از برنامه اصلاح شده الگوریتم جستجوی شبکه که به نام الگوریتم جستجوی شبکه دو مرحله‌ای² معروف است به همراه اعتبارسنجی متقاطع³ استفاده شد. برای این منظور ابتدا با انتخاب شبکه‌هایی با ابعاد بزرگ محدوده مشخصه‌های ϵ و C به ازای مقدار ثابت مشخصه γ تعیین شد. سپس با مشخص شدن محدوده مذکور و تقسیم آن به شبکه‌هایی با ابعاد ریزتر مقادیر دقیق دو مشخصه ϵ و C مشخص شدند. روند مذکور برای دیگر مقادیر γ نیز تکرار شد و بدین طریق مدل‌های متفاوتی با تغییر در مقدار γ حاصل شدند. حال می‌توان از بین مدل‌های توسعه داده شده مدل با کمترین خطا را تعیین کرده و مشخصه‌های آن را به عنوان مقادیر بهینه ϵ ، C و γ انتخاب نمود. در جدول 7 مقادیر بهینه ϵ ، C و γ برای تمامی ورودی‌های مدل SVM ارائه شده است.

در مطالعه حاضر از مدل SVM نیز با همان الگوهای ورودی ANFIS برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع ماهانه استفاده شد. برای هر الگوی ورودی با تغییر ϵ ، C و γ شبکه‌های مختلفی ساخته و آموزش داده شد و در نهایت ساختاری که دارای کمترین خطا و بیشترین دقت بود، به عنوان مناسب‌ترین الگو انتخاب شد. جدول 8 شاخص‌های آماری مربوط به نتایج حاصل از کاربرد مدل SVM را برای هر الگوی ورودی نشان می‌دهد. با توجه به این جدول می‌توان

نتیجه گرفت که در کل عملکرد SVM در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه بسیار مناسب می‌باشد. حال اگر از حافظه خود سری تبخیر و تعرق ماهانه برای مدل‌سازی استفاده گردد، براساس جدول 8 مشاهده می‌شود که دقت مدل‌سازی رفته رفته تا چهار تاخیر زمانی رو به بهبود بوده و در تمامی ایستگاه‌ها در گام زمانی چهارم بیشینه دقت براساس شاخص‌های RMSE و R حاصل می‌گردد. با انجام مقایسه بین حالتی که از حافظه سری به عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود (حالت اول) نسبت به حالتی که از متغیرهای هواشناسی در تخمین مقادیر تبخیر و تعرق بهره گرفته می‌شود (حالت دوم) به مانند مدل ANFIS، حالت دوم از دقت بیشتری برخوردار است.

همچنین نتایج جدول 8 نشان می‌دهد که مدل SVM برای ایستگاه‌های ارومیه و سنندج با ورودی‌های دمای بیشینه، متوسط و کمینه، تابش خورشیدی و سرعت باد (M8) بهترین عملکرد و برای ایستگاه‌های تبریز، خوی، زنجان و سقز الگوی M9 با ورودی‌های دمای بیشینه، متوسط و کمینه، تابش خورشیدی، سرعت باد و ساعات آفتابی بالاترین دقت و کمترین خطا را داشته است. الگوی M5 نیز با ورودی‌های دمای بیشینه و کمینه پایین‌ترین دقت و بیشترین خطا را در تخمین تبخیر و تعرق ماهانه برای تمامی ایستگاه‌ها ارائه کرده است. شکل 4 نمودارهای پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمینی را در بهترین حالت مدل SVM برای هر ایستگاه نشان می‌دهد.

با توجه به نتایج تحلیل‌های آماری و شاخص‌های RMSE و R، دو مدل SVM و ANFIS از دقت بسیار خوب و قابل قبولی در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ایستگاه‌های شمال غرب کشور برخوردار هستند. با دقت بیشتر در جداول 6 و 8 می‌توان نتیجه گرفت که عملکرد هر دو مدل نزدیک به هم بوده و با ورودی‌های مختلفی به بالاترین دقت در مدل‌سازی دست می‌یابند. به طوری که مدل ANFIS برای رسیدن به بیشینه دقت خود از متغیرهای دمای بیشینه، متوسط و کمینه، تابش خورشیدی و سرعت باد (M8) استفاده می‌کند. اما مدل SVM در ایستگاه‌های ارومیه و سنندج با الگوی M8 و در سایر ایستگاه‌ها با الگوی M9 بهترین عملکرد را داراست. در همه ایستگاه‌ها (به جز ایستگاه سنندج) مدل SVM از دقت بالا و خطای کمتری نسبت به مدل ANFIS برخوردار است اما این اختلاف چندان زیاد نبوده و مدل SVM از پارامترهای ورودی بیشتری (نسبت به مدل ANFIS) برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق استفاده می‌کند.

اینکه کدام یک از مدل‌ها بهتر بوده و کدام الگو می‌بایست انتخاب شود می‌تواند بسته به نظر کارشناس و دسترسی به داده‌های اقلیمی تعیین گردد. به عنوان مثال برای ایستگاه سقز اگر بیشینه دقت مد نظر بوده و تمامی داده‌های اقلیمی در دسترس باشند، می‌توان مدل SVM با الگوی M9 را انتخاب کرد ولی در مطالعات اولیه که در آن هدف تخمین سریع میزان تبخیر و تعرق در منطقه باشد، می‌توان با افزایش میزان خطای قابل قبول، مدل ANFIS با الگوی M4 را

- 1- Grid Search
- 2- Two-Steps Grid Search
- 3- Cross-Validation

جدول 7- مقادیر بهینه C، ε و γ برای ورودی‌های مدل SVM
Table 7- The optimal values of C, ε and γ for SVM model inputs

ایستگاه Station	متغیرهای مدل SVM SVM Model variables	الگوهای ورودی (Inputs)								
		M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9
ارومیه Urmia	C	4	10	6	10	7	6	8	5	5
	ε	0.50	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1.00	0.50	0.33	0.25	0.50	0.33	0.25	0.20	0.17
تبریز Tabriz	C	2	7	9	9	8	10	10	3	3
	ε	0.30	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1.00	0.65	0.43	0.35	0.55	0.30	0.25	0.20	0.16
خوی Khoy	C	7	6	5	10	8	5	9	10	10
	ε	0.20	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1.00	0.59	0.31	0.45	0.60	0.41	0.35	0.29	0.17
زنجان Zanjan	C	10	8	9	9	8	9	10	4	5
	ε	0.20	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1	0.45	0.21	0.32	0.50	0.30	0.15	0.20	0.17
سقز Saghez	C	10	8	8	7	6	7	2	10	8
	ε	0.50	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1.00	0.61	0.42	0.32	0.72	0.13	0.15	0.20	0.16
سنندج Sanandaj	C	10	6	6	10	4	8	10	7	8
	ε	0.50	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10	0.10
	γ	1.00	0.50	0.12	0.25	0.28	0.43	0.25	0.20	0.18

جدول 8- نتایج تحلیل آماری الگوهای مختلف ورودی مدل SVM در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه

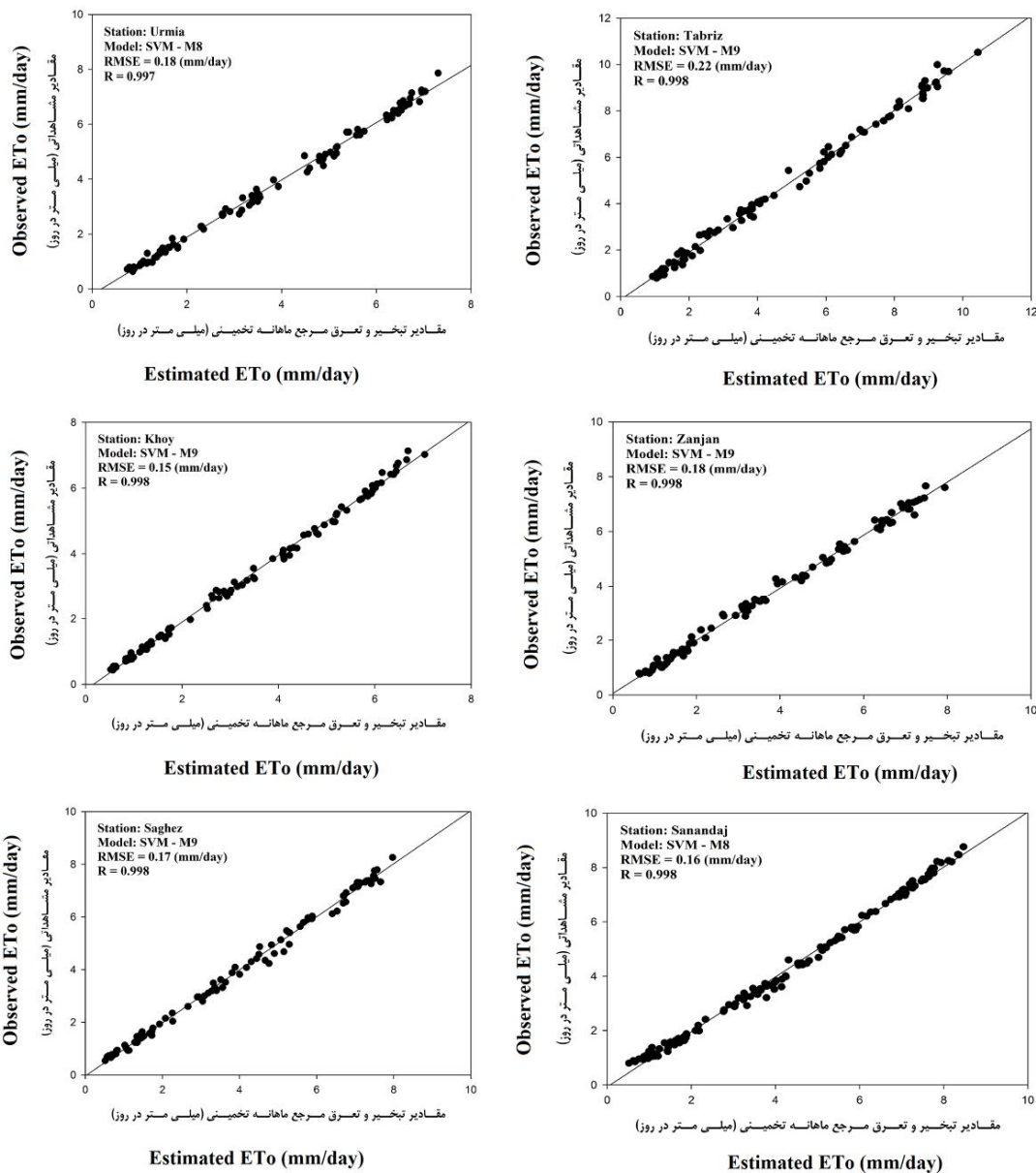
Table 8- Statistical analysis of the different input patterns of SVM model in predicting monthly reference evapotranspiration

ایستگاه Station	مرحله Step	معیارهای ارزیابی Evaluation criteria	الگوهای ورودی (Inputs)								
			M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9
ارومیه Urmia	آموزش Train	R	0.838	0.964	0.974	0.986	0.978	0.966	0.991	0.998	0.997
		RMSE	1.23	0.55	0.47	0.43	0.54	0.53	0.27	0.14	0.15
	تست Test	R	0.838	0.950	0.964	0.974	0.978	0.977	0.994	0.997	0.998
		RMSE	1.25	0.72	0.64	0.57	0.62	0.58	0.45	0.18	0.20
تبریز Tabriz	آموزش Train	R	0.839	0.964	0.973	0.977	0.982	0.982	0.992	0.997	0.997
		RMSE	1.53	0.75	0.65	0.61	0.53	0.50	0.38	0.23	0.22
	تست Test	R	0.839	0.957	0.965	0.973	0.983	0.984	0.992	0.997	0.998
		RMSE	1.60	0.90	0.82	0.75	0.60	0.58	0.50	0.25	0.22
خوی khoy	آموزش Train	R	0.842	0.946	0.961	0.970	0.952	0.953	0.982	0.997	0.997
		RMSE	0.97	0.58	0.50	0.43	0.55	0.54	0.34	0.16	0.16
	تست Test	R	0.836	0.931	0.950	0.969	0.963	0.962	0.982	0.997	0.998
		RMSE	1.14	0.80	0.71	0.58	0.65	0.66	0.47	0.17	0.15
زنجان Zanjan	آموزش Train	R	0.848	0.957	0.968	0.950	0.947	0.947	0.976	0.997	0.997
		RMSE	1.16	0.63	0.54	0.50	0.70	0.69	0.51	0.21	0.19
	تست Test	R	0.841	0.947	0.964	0.970	0.978	0.978	0.990	0.997	0.998
		RMSE	1.18	0.69	0.59	0.56	0.48	0.48	0.58	0.20	0.18
سقز Saghez	آموزش Train	R	0.822	0.957	0.971	0.976	0.950	0.950	0.983	0.997	0.997
		RMSE	1.36	0.63	0.52	0.47	0.68	0.68	0.44	0.19	0.18
	تست Test	R	0.816	0.956	0.963	0.969	0.982	0.982	0.989	0.995	0.996
		RMSE	1.43	0.71	0.67	0.62	0.71	0.70	0.79	0.20	0.17
سنندج Sanandaj	آموزش Train	R	0.801	0.956	0.975	0.982	0.953	0.956	0.978	0.997	0.996
		RMSE	1.27	0.69	0.52	0.44	0.70	0.68	0.52	0.22	0.24
	تست Test	R	0.792	0.967	0.971	0.977	0.972	0.974	0.991	0.998	0.997
		RMSE	1.27	0.59	0.56	0.50	0.55	0.54	0.41	0.16	0.18

*: واحد RMSE بر حسب میلی متر در روز می‌باشد.

نتایج حاکی از آن است که با افزایش میزان خطای قابل قبول می-توان از حافظه نیز برای تخمین تبخیر و تعرق استفاده کرد که در این حالت مدل SVM عملکرد بهتری نسبت مدل ANFIS دارد.

در مواردی مانند پیش‌بینی جریان رودخانه، از حافظه سری جریان برای پیش‌بینی استفاده می‌گردد که دلیل آن نبود داده‌های بیشتر و یا بررسی اثر حافظه می‌باشد. در این تحقیق نیز سعی گردید اثر حافظه در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه بررسی گردد.



شکل 4- نمودارهای پراکندگی مقادیر مشاهداتی و تخمینی در بهترین حالت مدل SVM
Figure 4- Scatter plots of observed and estimated values at best SVM model

آبیاری فراهم نموده و ضمن کاهش هزینه‌های اجرا باعث ارائه برنامه مناسب بهره‌برداری از منابع آب بخش کشاورزی می‌گردد. در این تحقیق از داده‌های ایستگاه‌های سینوپتیک ارومیه، تبریز، خوی،

نتیجه‌گیری کلی

محاسبه و پیش‌بینی مقدار دقیق تبخیر و تعرق روزانه و به تبع آن برآورد دقیق نیاز آبی گیاهان زمینه را برای طراحی مناسب تاسیسات

در پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه به کار گرفته شد. نتایج حاصله نشان از آن دارد که دقت و مدل SVM در بهترین حالت خود (برای ایستگاه‌های ارومیه و سنندج در الگوی M8 و برای سایر ایستگاه‌ها الگوی M9) نسبت به ANFIS بیشتر بوده و از خطای کمتری نیز برخوردار است. این یافته با نتایج طبری و همکاران (14)، که کارایی مدل SVM را نسبت به ANFIS گزارش کرده بودند مطابقت دارد.

• در مطالعه‌ای، وروانی و همکاران (16) در نتایج خود گزارش کردند که مدل رگرسیون درختی مقدار تبخیر و تعرق متوسط ماهانه را در نواحی گرم و خشک کمتر و در نواحی مرطوب بیشتر از مقادیر مشاهداتی برآورد می‌کند از این رو پیشنهاد می‌گردد مطالعه‌ای مشابه با مدل‌های ANFIS و SVM در مناطق گرم و خشک و نیمه خشک کشور صورت گرفته و کارایی این مدل‌ها در برآورد تبخیر و تعرق اقلیم‌های متفاوت بررسی گردد.

زنجان، سقز و سنندج برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع ماهانه با استفاده از دو روش SVM و ANFIS استفاده شد. به طور کلی می‌توان نتایج حاصل از مطالعه حاضر را به شرح زیر ارائه نمود:

- نتایج حاصل از الگوهای ورودی مختلف مدل ANFIS نشان داد که این مدل از توانایی لازم در پیش‌بینی تبخیر و تعرق برخوردار بوده و توانسته با ورودی‌های دمای بیشینه، متوسط و کمینه، تابش خورشیدی و سرعت باد (M8) توافق خوبی را بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی ایجاد کند. این نتیجه با مطالعات مرادی و همکاران (11)، زارع ابیانه و همکاران (19) و دوگان (2) مطابقت دارد. مقادیر RMSE در ایستگاه ارومیه بین 1/18 تا 0/29، در تبریز بین 1/59 تا 0/24، در خوی بین 1/13 تا 0/24، در زنجان 1/17 تا 0/19، در سقز بین 0/70 تا 0/27 و در سنندج بین 1/27 تا 0/10 محاسبه شد.
- مقادیر بهینه ضرایب ε ، C و γ در مدل SVM توسط الگوریتم جستجوی دو مرحله‌ای برای ورودی‌های مختلف به دست آمده و

منابع

- 1- Chen S.T., Yu P.S. 2007. Real-time probabilistic forecasting of flood stages. *Journal of Hydrology*, 340: 63-77.
- 2- Dogan E. 2009. Reference Evapotranspiration Estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system, *J. Irrig. and Dria*. 58: 617-628.
- 3- Drake J.T. 2000. Communications phase synchronization using the adaptive network fuzzy inference system. Ph.D. Thesis, New Mexico State University, Las Cruces, New Mexico, USA.
- 4- Eswari S., Raghunath P.N., & Suguna K. 2008. Ductility performance of hybrid fibre reinforced concrete. *American Journal of Applied Sciences*. 5(9): 1257-1262.
- 5- Hamel L. 2009. Knowledge Discovery with Support Vector Machines, Hoboken, N.J. John Wiley.
- 6- Jang J.S. R. 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. *Man and Cybernetics, IEEE Transactions on*. 23(3): 665-685.
- 7- Jang J.S.R., Sun C.T., and Mizutani E. 1997. *Neuro-fuzzy and Software Computing: a Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*. Prentice-Hall, New Jersey.
- 8- Jia Bing C. 2004. Prediction of daily reference evapotranspiration using adaptive neurofuzzy inference system. *Trans of the Chinese society of Agricultural Engineering*, 20:(4) 13-16.
- 9- Kisi O. 2007. Adaptive neurofuzzy computing technique for Evapotranspiration Estimation. *J. Irrig. and Drain*. 133:4. 368-379.
- 10- Kisi O., and Cimen M. 2010. Evapotranspiration modelling using support vector machines. *Hydrological Sciences*. 54(5): 918-928.
- 11- Moradi H., Tamana M., Ansari H., and Naderianfar M. 2011. Evaluating fuzzy inference systems for estimating hourly reference evapotranspiration (Case Study: Fariman). *Journal of Water and Soil Conservation*, 19(1): 153-168. (in Persian with English abstract)
- 12- Pai P.F., Hong W.C. 2007. A recurrent support vector regression model in rainfall forecasting. *Hydrological Process*, 21:819-827.
- 13- Sattari M.T., Nahrein F., and Azimi V. 2013. M5 Model Trees and Neural Networks Based Prediction of Daily ETO (Case Study: Bonab Station). *Iranian Journal of Irrigation and Drainage*. 7(1): 104-113. (in Persian with English abstract)
- 14- Tabari H., Martinez C., Ezani A., and Hosseinzadeh Talae P. 2013. Applicability of support vector machines and adaptive neuro- fuzzy inference system for modeling potato crop evapotranspiration. *Irri Sci*. 31(4): 575-588.
- 15- Vapnik V.N. 1998. *Statistical Learning Theory*. Wiley, New York.
- 16- Varvani H., Moradi M.A., and Varvani J. 2012. Monthly reference crop evapotranspiration estimation by regression tree models in different climates of Iran. *Journal of Water Research in Agriculture*. 27(4): 523-534. (in Persian with English abstract)
- 17- Yu P.S., Chen S.T., Chang I.F. 2006. Support vector regression for real-time flood stage forecasting. *Hydrology*, 328: 704-716.

- 18- Zare Abyaneh H., Gasemi A., Bayat Varkeshi M., Mohammadi K., and Sabziparvar A. A. 2008. Evaluation of Two Artificial Neural Network Software in Predict of Crop Reference Evapotranspiration. Journal of Water and Soil Science, 19(2): 201-212. (in Persian with English abstract).
- 19- Zare Abyaneh H., Bayat Varkeshi M., and Marofi S. 2010. Forecasting of garlic (*Allium sativum* L.) evapotranspiration by using multiple modeling. Journal of Water and Soil Conservation, 18(2): 141-158. (in Persian with English abstract)

Application of ANFIS and SVM Systems in Order to Estimate Monthly Reference Crop Evapotranspiration in the Northwest of Iran

F. Ahmadi¹ - S. Ayashm^{2*} - K. Khalili³ - J. Behmanesh³

Received: 13-08-2014

Accepted: 16-03-2015

Introduction Crop evapotranspiration modeling process mainly performs with empirical methods, aerodynamic and energy balance. In these methods, the evapotranspiration is calculated based on the average values of meteorological parameters at different time steps. The linear models didn't have a good performance in this field due to high variability of evapotranspiration and the researchers have turned to the use of nonlinear and intelligent models. For accurate estimation of this hydrologic variable, it should be spending much time and money to measure many data (19).

Materials and Methods Recently the new hybrid methods have been developed by combining some of methods such as artificial neural networks, fuzzy logic and evolutionary computation, that called Soft Computing and Intelligent Systems. These soft techniques are used in various fields of engineering.

A fuzzy neurosis is a hybrid system that incorporates the decision ability of fuzzy logic with the computational ability of neural network, which provides a high capability for modeling and estimating. Basically, the Fuzzy part is used to classify the input data set and determines the degree of membership (that each number can be laying between 0 and 1) and decisions for the next activity made based on a set of rules and move to the next stage. Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) includes some parts of a typical fuzzy expert system which the calculations at each step is performed by the hidden layer neurons and the learning ability of the neural network has been created to increase the system information (9).

SVM is a one of supervised learning methods which used for classification and regression affairs. This method was developed by Vapnik (15) based on statistical learning theory. The SVM is a method for binary classification in an arbitrary characteristic space, so it is suitable for prediction problems (12).

The SVM is originally a two-class Classifier that separates the classes by a linear boundary. In this method, the nearest samples to the decision boundary called support vectors. These vectors define the equation of the decision boundary. The classic intelligent simulation algorithms such as artificial neural network usually minimize the absolute error or sum of square errors of the training data, but the SVM models, used the structural error minimization principle (5).

Results Discussion Based on the results of performance evaluations, and RMSE and R criteria, both of the SVM and ANFIS models had a high accuracy in predicting the reference evapotranspiration of North West of Iran. From the results of Tables 6 and 8, it can be concluded that both of the models had similar performance and they can present high accuracy in modeling with different inputs. As the ANFIS model for achieving the maximum accuracy used the maximum, minimum and average temperature, sunshine (M8) and wind speed. But the SVM model in Urmia and Sanandaj stations with M8 pattern and in other stations with M9 pattern achieves the maximum performance. In all of the stations (apart from Sanandaj station) the SVM model had a high accuracy and less error than the ANFIS model but, this difference is not remarkable and the SVM model used more input parameters (than the ANFIS model) for predicting the evapotranspiration.

Conclusion In this research, in order to predict monthly reference evapotranspiration two ANFIS and SVM models employed using collected data at the six synoptic stations in the period of 38 years (1973-2010) located in the north-west of Iran. At first monthly evapotranspiration of a reference crop estimated by FAO-Penman-Monteith method for selected stations as the output of SVM and ANFIS models. Then a regression equation between effective meteorological parameters on evapotranspiration fitted and different input patterns for model determined. Results showed Relative humidity as the less effective parameter deleted from an input of the model. Also in this paper to investigate the effect of memory on predict of evapotranspiration, one, two, three and four months lag used as the input of model. Results showed both models estimated monthly

1 - Ph.D. Student, Department of Water Resources Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz

2, 3, 4 - Ms.c. Student, Assistant Professor and Associate Professor, Department of Water Resources Engineering, Urmia University

(* - Corresponding Author Email: S.ayashm@ymail.com)

evapotranspiration with the high accuracy but SVM model was better than ANFIS model. Also using the memory of evapotranspiration time series as the input of model instead of meteorological parameters showed less accuracy.

Keywords: Reference evapotranspiration, Adaptive neuro fuzzy inference system, Support vector machine