دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی ساری
پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز

شبیه‌سازی تبخیر روزانه به کمک مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS) و رگرسیون چندمتغیره (MR) در ایستگاه سینوپتیک تبریز

صدیقه محمدی[۱] و علیجان آبکار[۲]

۱-استادیار، پژوهشگاه علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان
(نویسنده مسوول: mohamadisedigeh@gmail.com)
۲- استادیار مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان کرمان، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، کرمان، تهران
تاریخ دریافت: ۹۵/۴/۸ تاریخ پذیرش: ۹۶/۱/۱۵

چکیده

استفاده از مدل‌های تجربی برآورد تبخیر نیاز به متغیرهای زیادی دارند که برخی از آن‌ها در ایستگاه‌های کشور قابل اندازه‌گیری نیستند لذا این تحقیق با هدف شبیه‌سازی تبخیر روزانه در ایستگاه سینوپتیک تبریز به کمک داده‌های هواشناسی شامل متوسط درجه حرارت هوا (c°)، میانگین سرعت باد (m/s)، میانگین رطوبت نسبی (٪) و ساعات آفتابی با استفاده از مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی و رگرسیون چندمتغیره با معماری‌های مختلف و در وضعیت‌های مختلف از متغیرهای ورودی انجام شد. پس از استانداردسازی داده‌ها، جهت آموزش شبکه از ۸۵ درصد داده‌ها و جهت آزمون کارایی مدل‌ها (با شاخص‌های RMSE و R2) از ۱۵ درصد داده‌ها استفاده شد. نتایج مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی نشان داد که مدل بهینه نروفازی با ۱ و ۲ متغیر ورودی از نوع شبکه (با ۳ تابع عضویت گوسی) و با ۳ و ٤ متغیر ورودی از نوع خوشه‌ای است. طبق نتایج مدل رگرسیونی اضافه نمودن متغیر رطوبت نسبی باعث تغییرات قابل‌ملاحظه شاخص‌های اعتبارسنجی در بخش داده‌های آموزش و آزمون نشد و متغیر ساعت آفتابی در مدل رگرسیونی حفظ نشد. طبق نتایج می‌توان به کمک مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی نسبت به رگرسیون، ضریب تبیین شبیه‌سازی را بیش از ۱۰ درصد افزایش داد که لازمه آن استفاده از ٤ متغیر ورودی شامل متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی و مدل‌سازی با مدل نروفازی خوشه است.

واژه‌های کلیدی: تبخیر روزانه، تبریز، رگرسیون چندمتغیره، مدل‌سازی، نروفازی

مقدمه

تبخیر نقش کلیدی در هیدرولوژی یک حوضه دارد. میزان تبخیر واقعی در اکوسیستم‌های خشکی جهان دو سوم میزان بارندگی در این اکوسیستم‌ها است (۱۸). تبخیر یک جزء هواشناسی اصلی از چرخه هیدرولوژیکی، نقش کلیدی در مطالعات منابع آبی و تغییرات اقلیمی دارد (۶). تخمین صحیح تبخیر، به عنوان یکی از متغیرهای اصلی چرخه هیدرولوژیکی، در مطالعات متعدد از جمله مطالعات تعادل آبی هیدرولوژیکی، برنامه‌ریزی و توسعه منابع آبی بسیار حیاتی می‌باشد (۴). در ایران حدود ۷۲ درصد از نزولات جوی بر روی خشکی‌ها بلافاصله تبخیر می‌شود. در مقیاس جهانی این رقم ۵۷ درصد بوده و این خود اهمیت تبخیر و تعرق خصوصاً در مناطق با اقلیم خشک و نیمه‌خشک ایران را مشخص می‌کند (۳). در بین فرآیندهای هیدرولوژیکی، تبخیر دارای پیامدهای گسترده‌ای می‌باشد و از اهمیت ضروری در مدیریت منابع آب در نواحی خشک و نیمه‌خشک برخوردار است. بنابراین در دسترس بودن داده‌های دقیق تبخیر برای مدیریت کارآمد طرح‌های منابع آب و نیز طرح‌های مرتبط با علوم هیدرولوژی، کشاورزی، جنگل‌داری و آبیاری دارای اهمیت بالایی می‌باشد (۲۲).

تبخیر تابع عوامل مختلف بوده و به علت نیاز به متغیرهای آب و هوایی متفاوت و اثر متقابل این متغیرها بر همدیگر یک پدیده غیر خطی و پیچیده است و در مطالعه آن باید روش‌های دقیقی را برای شبیه‌سازی به کار گرفت. بررسی ارتباط شاخص‌های آب و هوایی در میزان تبخیر موضوعی است که می‌تواند پیش‌بینی آن را ممکن سازد (۲۳).

تبخیر از تشت به عنوان یک ابزار خام جهت اندازه‌گیری تبخیر می‌باشد (۱). تبخیر از تشت جهت تخمین تبخیر از دریاچه، تبخیر از سطح آزاد آب‌ها، تبخیر مرجع و تبخیر پتانسیل کاربرد دارد و داده‌های حاصل از آن در تفسیر و تعریف روابط به کار می‌رود (۲۴). توزیع زمانی و مکانی ایستگاه‌های تبخیرسنجی در بسیاری از مناطق دنیا و همچنین در ایران محدود است و خیلی از ایستگاه‌ها تازه تأسیس بوده و فاقد آمارهای درازمدت هستند (۱۶). ولی بر خلاف ایستگاه‌های تبخیرسنجی، ایستگاه‌های هواشناسی که در آن متغیرهایی مثل درجه حرارت هوا، رطوبت هوا، سرعت باد و ساعات آفتابی اندازه‌گیری می‌شوند، توزیع زمانی و حتی توزیع مکانی بهتری دارند. کمک گرفتن از رابطه متغیرهای هواشناسی با تبخیر به دلیل در دسترس بودن آمار روزانه طولانی‌مدت می‌تواند سودمند و مفید باشد. در این راستا به دلیل وجود اثرات متقابل بین متغیرهای مستقل موثر بر این پدیده و پیچیدگی رابطه (۸)، استفاده از روش‌های نوین ضروری به نظر می‌رسد. به همین علت، در دهه‌های اخیر سعی شده روش‌هایی مورد استفاده قرار گیرند که بتوانند شرایط طبیعی را تا حدودی درک کنند و نتایج حاصل از آن‌ها از دقت و صحت مناسبی برخوردار باشند. یکی از روش‌هایی که در بسیاری از علوم از جمله اقلیم شناسی و هیدرولوژی توسعه یافته است، استفاده از روش‌های محاسبات نرم نظیر

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

منطق فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و یا ترکیبی از این دو روش است که به سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) مشهور است (۹). در این رابطه تئوری مجموعه فازی یک چارچوب ریاضی را در مدل‌سازی شرایط گنگ و نامشخص ایجاد می‌کند. شبکه‌های عصبی دارای قابلیت آموزش این چنین پیچیدگی‌های تولید اطلاعات و کلاس‌بندی ورودی‌ها می‌باشند. در سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی با بهره‌گیری از فوائد این دو تئوری یک ابزار قوی را برای کنترل هوشمند ایجاد می‌کند. از سوی دیگر به دلیل توانایی لحاظ هم زمان عوامل موثر تبخیر در قالب ارائه رابطه ریاضی، با مدل رگرسیون چندمتغیره (که از روش‌های چندمتغیره پرکاربرد به شمار می‌رود) می‌توان به نتایج سازگار با شرایط محیط و طبیعت نائل شد (۱۱). کیسی (۱۴) با استفاده از شبکه‌های عصبی و منطق فازی، تبخیر روزانه از تشتک را مدلسازی کرد. نتایج ایشان نشان داد که روش منطق فازی نتایج بهتری را نسبت به شبکه عصبی مصنوعی ارائه می‌کند. البته نتایج به دست آمده از شبکه‌های عصبی نیز در این پژوهش رضایت‌بخش بوده و خطایی برابر ۰/۱۷ میلی‌متر در روز داشته است. شیرسات (۲۸) از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون آماری و چند مدل اقلیمی جهت پیش‌بینی تبخیر روزانه از تشت با آب و هوای نیمه خشک در دهلی نو هند با استفاده از داده‌های در یک دوره چهار ساله (۲۰۰۴-۲۰۰۷) بهره جستند. نتایج حاصل نشان داد که مدل شبکه عصبی در مقایسه با سایر روش‌ها عملکرد بهتری برای تخمین مقدار تبخیر روزانه از تشت داشته است. گویال و همکاران (۱۲)، به مدلسازی تبخیر از تشتک در اقلیم جنب حاره‌ای منطقه کارسو با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطق فازی، عصبی فازی و رگرسیونی با استفاده از متغیرهای هواشناسی پرداختند. نتایج ایشان حاکی از برتری نسبی مدل منطق فازی نسبت به سایر مدل‌ها می‌باشد. کیسی و همکاران (۱۵)، از روش‌های درخت تصمیم CHAID، طبقه‌بندی و رگرسیون درختی (C&RT) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) جهت شبیه سازی تبخیر روزانه از تشتک در ایستگاه‌های پلاتلی و آنکارا با استفاده از متغیرهای هواشناسی استفاده کردند. نتایج تحقیقات ایشان حاکی از آن است که روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دو روش دیگر نتایج بهتری را ارائه می‌دهد. شایان نژاد و همکاران (۲۷) تبخیر بالقوه را از روش‌های رگرسیون فازی، شبکه عصبی مصنوعی و روش پنمن مانتیث تعیین نمودند. نتایج نشان داد که بهترین ترکیب ورودی برای شبیه‌سازی تبخیر، درجه حرارت هوا، میانگین رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و سرعت باد می‌باشند. زارع ابیانه و همکاران (۳۱) در بررسی خود از روش‌های شبکه عصبی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی جهت برآورد تیخیر در استان همدان استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند که کارایی مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی اختلاف ملموسی با مدل‌های شبکه عصبی نداشتند. مرادی و همکاران (۱۹) در برآورد تبخیر و تعرق مرجع روزانه مشهد به این نتیجه رسیدند که به کمک دو متغیر درجه حرارت هوا و رطوبت نسبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی (FIS) می‌توان نتایج با دقت بالایی کسب نمود. سلطانی و همکاران (۲۹) در مدل‌سازی تبخیر از تشتک در جنوب شرق کشور از روش‌های شبکه عصبی و سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی کمک گرفتند و به کارایی بیشتر مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی نسبت به شبکه عصبی اذعان داشتند. نورانی و سیاح فرد (۲۱)، به آنالیز حساسیت داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن با روش‌های تجربی جهت برآورد مقدار تبخیر روزانه در ایستگاه‌های تبریز و ارومیه پرداختند. نتایج تحقیقات ایشان حاکی از برتری نسبتی مدل شبکه عصبی نسبت به روش‌های تجربی است. دانشفراز (۷)، به تحلیل حساسیت متغیرهای موثر بر میزان تبخیر روزانه با استفاده از الگوریتم Garson و شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه سینوپتیک تبریز در دوره آماری پنج ساله، ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ با استفاده از متغیرهای هواشناسی پرداختند. نتایج تحقیقات ایشان نشان داد که میانگین دما و رطوبت نسبی بیشترین تاثیر و ساعات آفتابی، میزان تشعشع، سرعت باد و فشار سطح ایستگاه کمترین تاثیر را بر روی میزان تبخیر از تشت شهر تبریز دارد. احمدی و همکاران (۲)، در تحقیقی از مدل‌های رگرسیونی چندمتغیره خطی جهت تعیین متغیرهای ورودی روش فازی -عصبی استفاده کردند طبق نتایج ایشان عامل رطوبت نسبی هوا در پدیده تبخیر بی‌اثر بود. پیری و همکاران (۲۲)، از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی کوکو و تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی- فازی در ایستگاه‌های ایرانشهر، زابل و شیراز با استفاده از متغیرهای هواشناسی در پیش‌بینی تبخیر روزانه از سطح تشت بهره جستند. نتایج تحقیقات ایشان نشان داد که این روش ترکیبی نتایج قابل قبولی را ارائه نمی‌دهد در حالی‌که استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و عصبی- فازی به تنهایی نتایج صحت قابل قبولی را در پیش‌بینی تبخیر روزانه به دست می‌دهد. با توجه به سهم بالای میزان تبخیر در چرخه هیدرولوژیکی مناطق خشک و نیمه‌خشک (۳،۲۲) و همچنین داشتن رابطه پیچیده آن با متغیرهای هواشناسی با تبخیر (۲۳)، شبیه‌سازی تبخیر با حداکثر دقت ضروری به نظر می رسد.

لذا این تحقیق با هدف شبیه‌سازی تبخیر روزانه به کمک متغیرهای داده‌های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک تبریز (۱۹۹۲-۲۰۱۵) با استفاده از مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS) و رگرسیون چندمتغیره انجام شد.

مواد و روش‌ها

به منظور مدل‌سازی تبخیر از تشتک تبخیر، آمار روزانه یک دوره ۲۳ ساله (سال های ۱۹۹۲ تا ۲۰۱۵) از ایستگاه سینوپتیک تبریز (با کد ایستگاه۴۰۷۰۶ ، طول جغرافیایی ۴۶ درجه و ۱۷ دقیقه شرقی، عرض جغرافیایی ۳۸ درجه و ۵ دقیقه شمالی) که شامل ۵۳۴۷ داده روزانه ثبت شده بود، استفاده شد. متغیرهای ورودی شامل متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعات آفتابی است که به منظور بررسی اثر این متغیرها از ترکیب‌های مختلف آنها برای تخمین میزان تبخیر از کمک گرفته شد. جهت

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

مدل‌سازی از وضعیت‌های مختلف ورودی شامل ۱ متغیر (در ۴ وضعیت ورودی تک متغیره)، ۲ متغیر (در ۶ وضعیت ورودی دو متغیره)، ۳ متغیر (۴ وضعیت سه متغیره) و ۴ متغیر (۱ وضعیت ۴ متغیره) کمک گرفته شد. پس از اطمینان از نرمال بودن داده‌ها، ۸۵ درصد داده‌ها جهت آموزش شبکه و ۱۵ درصد داده‌ها جهت آزمون کارایی مدل‌ها بکار گرفته شد. مشخصات آماری داده‌های آموزش و آزمون در جدول ۱ نمایش داده شده است.

جدول ۱- مشخصات آماری متغیرهای مورد بررسی

Table 1. Statistical characteristics of studied variables

مشخصات آماری	داده آموزش				داده آزمون			
	میانگین	انحراف معیار	بیشینه	کمینه	میانگین	انحراف معیار	بیشینه	کمینه
تبخیر روزانه (mm)	۸/۶۸	۴/۳۷	۴۴/۳	۰	۸/۴	۴/۲۵	۲۰/۵	۰
ساعات آفتابی روزانه (hr)	۹/۳۳	۳/۲۱	۱۳/۵	۰	۹/۴	۳/۱	۱۳/۲	۰
میانگین رطوبت (٪)	۴۲/۴۵	۱۴/۲۷	۹۴/۳۸	۱۰/۵	۴۴/۶۴	۱۴/۴۷	۹۱/۵	۱۶/۷۵
متوسط سرعت باد (m/s)	۳/۷۵	۱/۵۷	۱۱/۲۵	۰	۳/۴۵	۱/۷۸	۹/۵	۰/۱۳
متوسط درجه حرارت(c°)	۱۹/۴۲	۶/۶۹	۳۴	-۵/۲	۱۹/۱۹	۶/۵۶	۳۲/۲	-۳/۲

پس از تهیه ماتریس متغیرهای ورودی مدل، عمل استانداردسازی داده ها بعنوان اولین گام مدل طبق رابطه انجام شد:

رابطه (۱)

$$a_i = 0.1 + 0.8\left(\frac{A_i - A_{\min}}{A_{\max} - A_{\min}}\right)$$

که در آن a_i: مقدار نرمال شده داده‌ها، A_i: مقدار واقعی داده‌ها، A_{min}: حداقل داده مربوط به متغیر مورد نظرو A_{max}: حداکثر داده مربوط به متغیر مورد نظر است.

از سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS) و رگرسیون چند متغیره (MR) با معماری‌های مختلف جهت شبیه‌سازی داده‌های تبخیر روزانه کمک گرفته شد که در ذیل به شرح آن‌ها پرداخته می‌شود.

مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی

این سیستم با توجه به توانایی ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته است (۲۶). سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی شبکه‌ای ۵ لایه‌ای، متشکل از گره‌ها و کمان اتصال‌دهنده گره می‌باشد. شکل ۱ معماری این لایه‌ها را به نمایش می‌گذارد که در این رابطه:

لایه ۱: توابع عضویت متغیرهای ورودی به عنوان تابع گره استفاده می‌شود که توسط کاربر مشخص می‌گردد.

لایهٔ ۲: هر گره در این لایه به گره‌هایی که نمایش‌دهندهٔ پیش‌فرض‌های قانون مورد نظر است وصل می‌شود. هر گره در این لایه گره ثابت است که در آن سیگنال‌های ورودی در هم ضرب میشوند و حاصل که وزن قانون‌ها می‌باشد بدست می آید.

لایهٔ ۳: هر گره در این لایه عمل محاسبهٔ وزن نسبی قانون‌ها را انجام می‌دهد

لایهٔ ۴: هر گره در این لایه دارای تابع گره است که به تمام ورودی‌ها و یک گره در لایهٔ سوم متصل است.

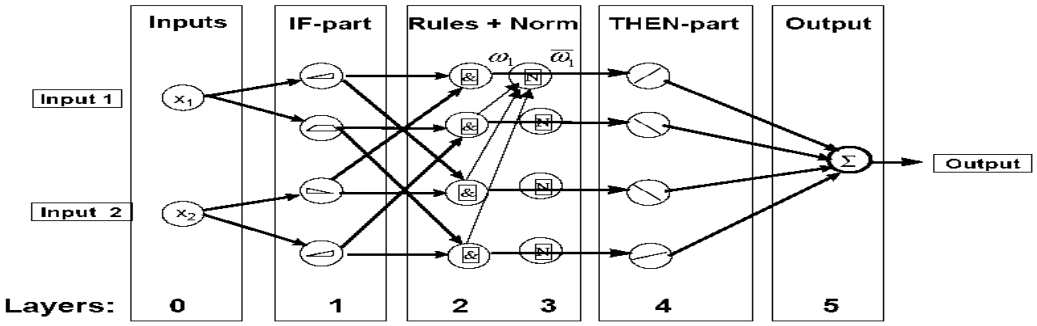
لایهٔ ۵: گره در این لایه گره ثابت است و وظیفهٔ جمع‌بندی تمام خروجی قانون ها را دارد. هدف آن حداقل نمودن اختلاف خروجی به دست آمده از شبکه و خروجی واقعی است.

در مرحلهٔ آموزش با اصلاح متغیرهای درجهٔ عضویت بر اساس میزان خطای قابل قبول، مقادیر ورودی به مقادیر واقعی نزدیک‌تر می‌شوند. روش آموزش اصلی در این سیستم، روش پس انتشار خطا[1] است که در ترکیب با کمترین مجموع مربعات خطا، روش ترکیبی[2] به دست می‌آید. که در این تحقیق هر دو روش مورد بررسی قرار گرفت. برای استفاده از ANFIS دو روش منقطع‌سازی شبکه‌ای [3] و خوشه‌بندی جزئی[4] وجود دارد که تفاوت عمده این دو روش در چگونگی تعیین تابع عضویت فازی است. البته در روش خوشه‌بندی نوع تابع عضویت با توجه به اطلاعات ورودی و دسته‌بندی‌های موجود، توسط خود مدل تعیین می‌شود. در راستای تعیین بهترین مدل شبیه‌سازیANFIS در این تحقیق، برای تخمین تبخیر روزانه با تغییر الگوریتم آموزشی، روش منقطع‌سازی توابع عضویت ورودی و تعداد توابع عضویت آرایش‌های مختلف اجرا گردید.

1- Backpropagation 2- Hybrid 3- Gird partitioning 4- Sub-clustering

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]



شکل ۱- معماری شبکه ANFIS
Figure 1- ANFIS network architecture

مدل رگرسیونی

این روش یکی از کاربردی‌ترین روش‌های آماری برای تعیین رابطه بین متغیرهاست. رگرسیون چندگانه روشی است که برای ارتباط خطی بین یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل مورد استفاده قرار می‌گیرد. شکل عمومی آن به شرح زیر می‌باشد:

رابطه (۲) $$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + ... + \beta_p X_{ip} + \varepsilon_i$$

که در آن ε_i: خطای مدل، β_1: ضریب متغیر X_{i1}، β_2: ضریب متغیر X_{i2}، β_0: عرض از مبدا و Y_i: مقدار مشاهداتی متغیر وابسته است. در روش رگرسیون با رویه گام به گام (Stepwise)، متغیرهای موجود در معادله مورد بررسی قرار می‌گیرند و اگر هر کدام از آنها سطح معنی داری خود را از دست داده باشد، قبل از ورود متغیر جدید این متغیر از معادله خارج می شود و در پایان عملیات هیچ متغیری که دارای سطح معنی‌داری کمتر از سطح تعیین شده باشد در معادله حضور نخواهد داشت. جهت آنالیز داده‌ها از مدل رگرسیونی چندمتغیره گام به گام در محیط نرم‌افزاری SPSS 16، کمک گرفته شد.

در نهایت با توجه به مقادیر مشاهده شده و برآورد شده پس از دفازی کردن داده‌ها، اعتبارسنجی مدل‌ها برای ۱۵ ٪ داده‌ها با محاسبه مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا[1] و ضریب تعیین[2] و از روابط زیر انجام شد (۱۳).

رابطه (۳) $$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Z(x_i) - Z^*(x_i)^2}$$

رابطه (۴) $$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^{n}[(Z(x_i) - Z(\bar{x})]^2 - \sum_{i=1}^{n}[(Z(x_i) - Z^*(x_i)]^2}{\sum_{i=1}^{n}[(Z(x_i) - Z(\bar{x})]^2}$$

که در آن $Z^*(xi)$: مقدار برآورد شده متغیر مورد نظر، $Z(xi)$: مقدار اندازه‌گیری شده متغیر مورد نظر، $Z(\bar{X})$: میانگین میانگین مشاهده‌ای متغیر و n : تعداد داده‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی

اعتبارسنجی سناریوهای مختلف مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی بر اساس شاخص‌های R^2 و RMSE در جدول ۲ ارائه شده است. نتایج حاصل از این بخش حاکی از آن است که مدل بهینه ANFIS در وضعیت متغیرهای ورودی مختلف، متفاوت حاصل شد.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

جدول ۲- ارزیابی مدل بهینه شبکه عصبی-فازی

Table 2- Evaluation of optimal Neural-Fuzzy Network model

تعداد متغیر ورودی مدل	متغیر ورودی	مشخصات مدل				مرحله آموزش		مرحله آزمون	
		منقطع سازی	نوع و تعداد تابع عضویت	روش آموزش		R^2	RMSE	R^2	RMSE
یک متغیر	متوسط درجه حرارت هوا	خوشه	–	Hybrid		۰/۶۳	۲/۶۵	۰/۵۱	۳/۰۰
		خوشه	–	Backpro		۰/۶۲	۲/۶۹	۰/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۶۳	۲/۶۴	۰/۵۲	۲/۹۹
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۶۲	۲/۷	۰/۴۹	۳/۰۶
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۶۹	۲/۶۳	۰/۵۴	۲/۹۸
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۶۳	۲/۶۸	۰/۵۰	۳/۰۸
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۶۲	۲/۶۹	/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۶۲	۲/۶۹	۰/۵۰	۳/۰۵
	ساعات آفتابی	خوشه	–	Hybrid		۰/۳۰	۳/۶۴	۰/۲۷	۳/۶۳
		خوشه	–	Backpro		۰/۲۹	۳/۶۶	۰/۲۸	۳/۵۹
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۳۰	۳/۶۳	۰/۲۸	۳/۶۱
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۳۰	۳/۶۴	۰/۲۸	۳/۶۱
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۳۰	۳/۶۴	۰/۲۸	۳/۶۱
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۳۰	۳/۶۲	۰/۲۹	۳/۵۹
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۳۰	۳/۶۴	۰/۲۸	۳/۶۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۳۰	۳/۶۴	۰/۲۸	۳/۶۳
	میانگین رطوبت نسبی	خوشه	–	Hybrid		۰/۳۴	۳/۵۱	۰/۳۴	۳/۴۵
		خوشه	–	Backpro		۰/۳۴	۳/۵۱	۰/۳۴	۳/۴۵
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۳۴	۳/۵۰	۰/۳۴	۳/۴۴
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۳۴	۳/۵۱	۰/۳۴	۳/۴۴
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۳۴	۳/۵۱	۰/۳۵	۳/۴۴
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۳۴	۳/۵۲	۰/۳۴	۳/۴۵
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۳۴	۳/۵۱	۰/۳۴	۳/۴۵
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۳۴	۳/۴۹	۰/۳۵	۳/۴۲
	میانگین سرعت باد	خوشه	–	Hybrid		۰/۱۷	۳/۹۷	۰/۱۴	۳/۹۷
		خوشه	–	Backpro		۰/۱۷	۳/۹۷	۰/۱۴	۳/۹۷
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۱۹	۳/۹۳	۰/۱۴	۳/۹۸
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۱۹	۳/۹۳	۰/۱۴	۳/۹۸
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۱۹	۳/۹۳	۰/۱۴	۳/۹۷
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۱۹	۳/۹۳	۰/۱۵	۳/۹۵
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۱۹	۳/۹۳	۰/۱۴	۳/۹۷
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۱۹	۳/۹۴	۰/۱۴	۳/۹۸
دو متغیر	متوسط درجه حرارت هوا + متوسط سرعت باد	خوشه	–	Hybrid		۰/۶۶	۲/۵۴	۰/۵۵	۲/۸۶
		خوشه	–	Backpro		۰/۶۶	۲/۵۶	۰/۵۴	۲/۹۱
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۶۷	۲/۵۱	۰/۵۴	۲/۹۰
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۶۵	۲/۵۷	۰/۵۴	۲/۹۱
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۷۲	۲/۴۹	۰/۵۹	۲/۸۲
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۶۶	۲/۵۸	۰/۵۵	۲/۸۷
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۶۷	۲/۴۹	۰/۵۳	۲/۹۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۶۵	۲/۵۸	۰/۵۳	۲/۹۲
	ساعات آفتابی + میانگین رطوبت نسبی	خوشه	–	Hybrid		۰/۴۲	۳/۲۸	۰/۳۹	۳/۳۲
		خوشه	–	Backpro		۰/۴۲	۳/۲۹	۰/۳۹	۳/۳۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۴۲	۳/۲۸	۰/۳۹	۳/۳۰
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۴۲	۳/۲۸	۰/۳۹	۳/۳۱
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۴۳	۳/۲۷	۰/۴۰	۳/۲۸
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۴۰	۳/۳۴	۰/۴۰	۳/۳۰
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۴۳	۳/۲۷	۰/۴۰	۳/۲۹
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۴۳	۳/۱	۰/۴۱	۳/۲۷
	ساعات آفتابی + میانگین سرعت باد	خوشه	–	Hybrid		۰/۴۲	۳/۲۵	۰/۳۸	۳/۳۶
		خوشه	–	Backpro		۰/۳۹	۳/۳۳	۰/۳۸	۳/۳۸
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۴۱	۳/۳۰	۰/۳۷	۳/۳۹
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۴۱	۳/۳۰	۰/۳۷	۳/۴۰
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۴۱	۳/۳۰	۰/۳۷	۳/۳۹
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۳۹	۳/۳۵	۰/۳۷	۳/۴۱
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۴۱	۳/۲۹	۰/۳۷	۳/۳۸
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۴۰	۳/۳۲	۰/۳۷	۳/۳۹
	ساعات آفتابی + میانگین درجه حرارت	خوشه	–	Hybrid		۰/۶۴	۲/۵۸	۰/۵۲	۲/۹۶
		خوشه	–	Backpro		۰/۶۰	۲/۶۸	۰/۵۰	۳/۰۲
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid		۰/۶۲	۲/۶۰	۰/۵۰	۳/۰۴
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro		۰/۶۰	۲/۷۰	۰/۴۹	۳/۰۶
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid		۰/۶۳	۲/۵۹	۰/۴۳	۳/۳۹
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro		۰/۶۱	۲/۶۷	۰/۵۱	۲/۹۷
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid		۰/۶۳	۲/۵۹	۰/۴۹	۳/۰۶
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro		۰/۶۰	۲/۶۹	۰/۵۰	۳/۰۳
	میانگین رطوبت نسبی	خوشه	–	Hybrid		۰/۴۵	۳/۱۷	۰/۴۰	۰/۳۳

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

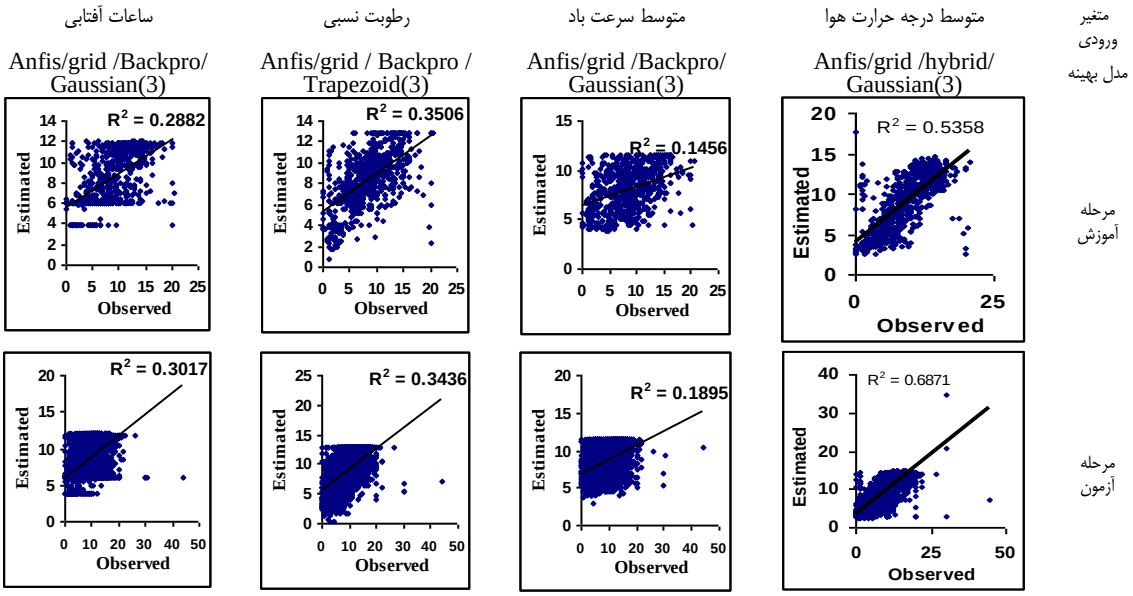
ادامه جدول ۲

سه متغیر	+ میانگین سرعت باد	خوشه	–	Backpro	۰/۴۵	۳/۱۸	۰/۴۰	۳/۳۴
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۴۵	۳/۱۷	۰/۴۰	۳/۳۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۴۴	۳/۱۹	۰/۴۱	۳/۲۹
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۴۵	۳/۱۶	۰/۳۹	۳/۳۴
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۴۴	۳/۱۹	۰/۴۱	۳/۳۲
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۴۵	۳/۱۷	۰/۴۰	۳/۳۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۴۶	۳/۱۵	۰/۴۱	۳/۲۸
	میانگین رطوبت نسبی + میانگین درجه حرارت	خوشه	–	Hybrid	۰/۶۲	۲/۶۲	۰/۵۱	۳/۰۲
		خوشه	–	Backpro	۰/۶۰	۲/۶۸	۰/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۶۰	۲/۶۷	۰/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	/۶۰	۲/۶۹	۰/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۶۲	۲/۶۰	۰/۴۹	۳/۰۹
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۶۳	۲/۶۱	۰/۵۱	۲/۹۸
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۶۲	۲/۶۲	۰/۵۰	۳/۰۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۶۰	۲/۷۳	۰/۵۰	۳/۰۵
	ساعات آفتابی + میانگین رطوبت نسبی + میانگین سرعت باد	خوشه	–	Hybrid	۰/۵۰	۲/۹۹	۰/۴۶	۳/۱۶
		خوشه	–	Backpro	۰/۵۱	۳/۰۱	۰/۴۶	۳/۱۵
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۵۲	۲/۹۵	۰/۴۶	۳/۱۴
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۴۹	۳/۰۴	۰/۴۷	۳/۱۳
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۵۲	۲/۹۵	۰/۴۷	۳/۱۲
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۴۹	۳/۰۵	۰/۴۷	۳/۱۷
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۵۲	۲/۹۶	۰/۴۶	۳/۱۵
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۵۲	۲/۸۵	۰/۴۷	۳/۱۱
	ساعات آفتابی + میانگین رطوبت نسبی + میانگین درجه حرارت هوا	خوشه	–	Hybrid	۰/۶۲	۲/۶۰	۰/۵۲	۲/۹۹
		خوشه	–	Backpro	۰/۶۰	۲/۶۷	۰/۵۰	۳/۰۶
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۶۴	۲/۵۶	۰/۵۰	۳/۰۴
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۶۰	۲/۶۹	۰/۵۰	۳/۰۴
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۶۴	۲/۵۵	۰/۵۱	۳/۰۰
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۶۱	۲/۶۷	۰/۵۱	۲/۹۷
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۶۵	۲/۵۸	۰/۵۴	۲/۹۱
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۱۵	۴/۲۸	۰/۲۰	۴/۱۹
	ساعات آفتابی + میانگین سرعت باد + میانگین درجه حرارت هوا	خوشه	–	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۶	۰/۵۵	۲/۸۷
		خوشه	–	Backpro	۰/۶۶	۲/۵۴	۰/۵۵	۲/۸۷
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۶	۰/۴۱	۳/۵۵
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۶۵	۲/۵۸	۰/۵۴	۲/۹۱
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۶۷	۲/۵۰	۰/۴۶	۳/۳۴
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۶۶	۲/۵۷	۰/۵۶	۲/۸۶
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۹	۰/۰۳	۳۰/۳۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۶۴	۲/۶۳	۰/۵۳	۲/۹۴
	متوسط درجه حرارت هوا + متوسط سرعت باد +رطوبت نسبی	خوشه	–	Hybrid	۰/۷۳	۲/۴۵	۰/۶۱	۲/۷۸
		خوشه	–	Backpro	۰/۶۸	۲/۵۶	۰/۴۸	۳/۰۳
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۸	۰/۴۶	۳/۲۰
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۶۵	۲/۵۷	۰/۵۴	۲/۹۰
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۷	۰/۴۸	۳/۱۴
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۶۶	۲/۴۶	۰/۵۵	۲/۸۶
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۸	۰/۵۲	۳/۰۰
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۳۸	۴/۹۴	۰/۰۹	۴/۸۵
چهار متغیر	متوسط درجه حرارت هوا + متوسط سرعت باد + رطوبت نسبی +ساعات آفتابی	خوشه	–	Hybrid	۰/۷۳	۲/۴۴	۰/۶۲	۲/۷۰
		خوشه	–	Backpro	۰/۶۶	۲/۵۵	۰/۵۴	۲/۸۹
		شبکه	مثلثی (۳)	Hybrid	۰/۶۹	۲/۴۱	۰/۵۳	۲/۹۷
		شبکه	مثلثی (۳)	Backpro	۰/۶۵	۲/۵۹	۰/۵۴	۲/۹۱
		شبکه	گوسی (۳)	Hybrid	۰/۷۰	۲/۴۱	۰/۴۹	۳/۲۶
		شبکه	گوسی (۳)	Backpro	۰/۶۵	۲/۵۸	۰/۵۶	۲/۸۶
		شبکه	زنگوله (۳)	Hybrid	۰/۶۸	۲/۴۶	۰/۵۶	۲/۸۳
		شبکه	زنگوله (۳)	Backpro	۰/۱۲	۵/۴۰	۰/۱۷	۵/۴۹

نمودار Q-Q پلات مدل بهینه سیستم استنتاج تطبیقی عصبی – فازی برای داده‌های آموزش و آزمون در وضعیت‌های مختلف متغیر ورودی (۱، ۲، ۳ و ۴ متغیر ورودی) در شکل‌های ۲ تا ۵ نمایش داده شده است. طبق این نتایج ضریب تبیین مدل که شاخصی مهم از دقت مدل می‌باشد، با افزایش متغیر ورودی فزونی یافته است. این ضریب برای مدل‌های بهینه با ۱ ، ۲، ۴ و ۴ متغیره در داده‌های آموزش به ترتیب معادل ۶۸/۷۱، ۷۲/۴۳، ۷۲/۶۴ و ۷۳/۱۳ در داده‌های آزمون به ترتیب معادل ۵۳/۵۸، ۵۹، ۶۱ و ۶۲/۱۵ بدست آمد.

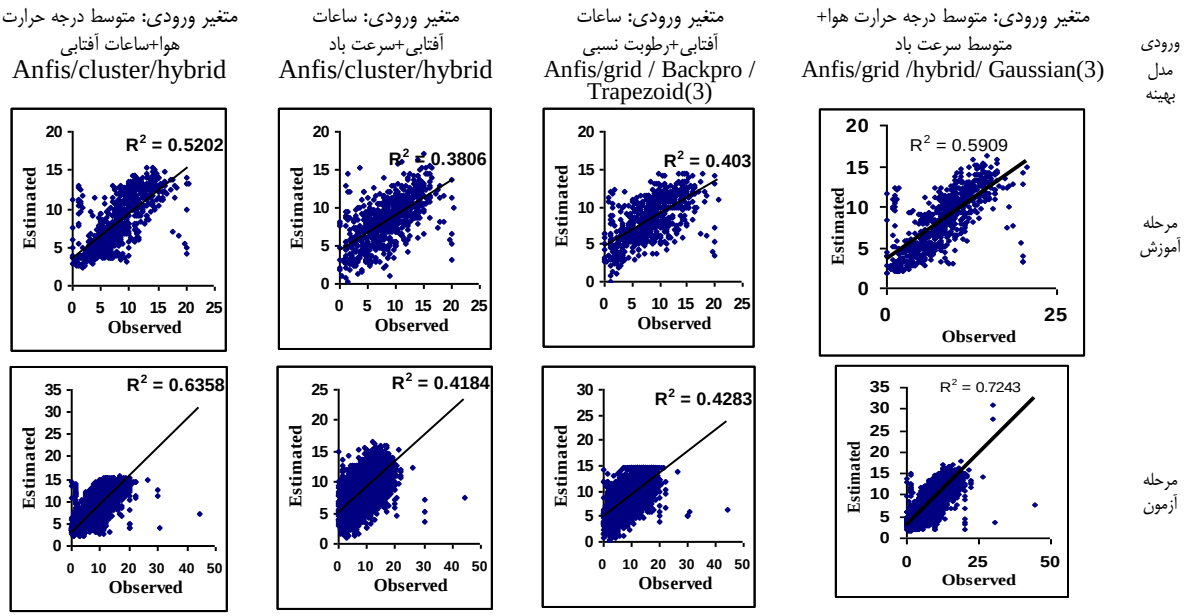
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]



شکل ۲- Q-Q پلات مدل بهینه ANFIS با ۱ متغیر ورودی

Figure 2. Q-Q plot of optimal ANFIS model with 1 input variable

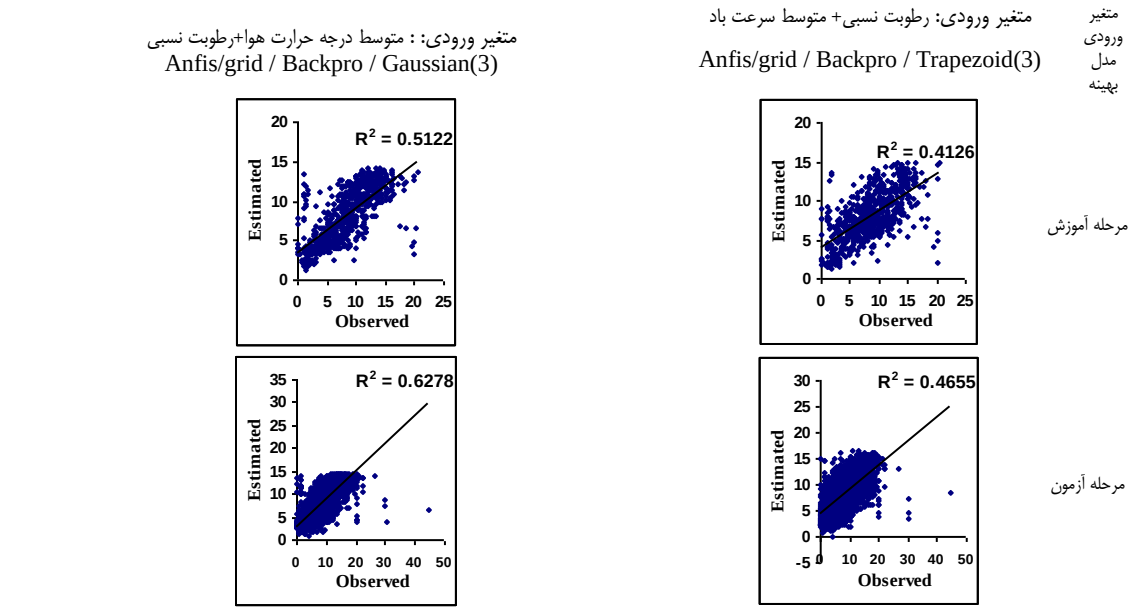


شکل ۳- Q-Q پلات مدل بهینه ANFIS با ۲ متغیر ورودی

Figure 3. Q-Q plot of optimal ANFIS model with 2 input variables

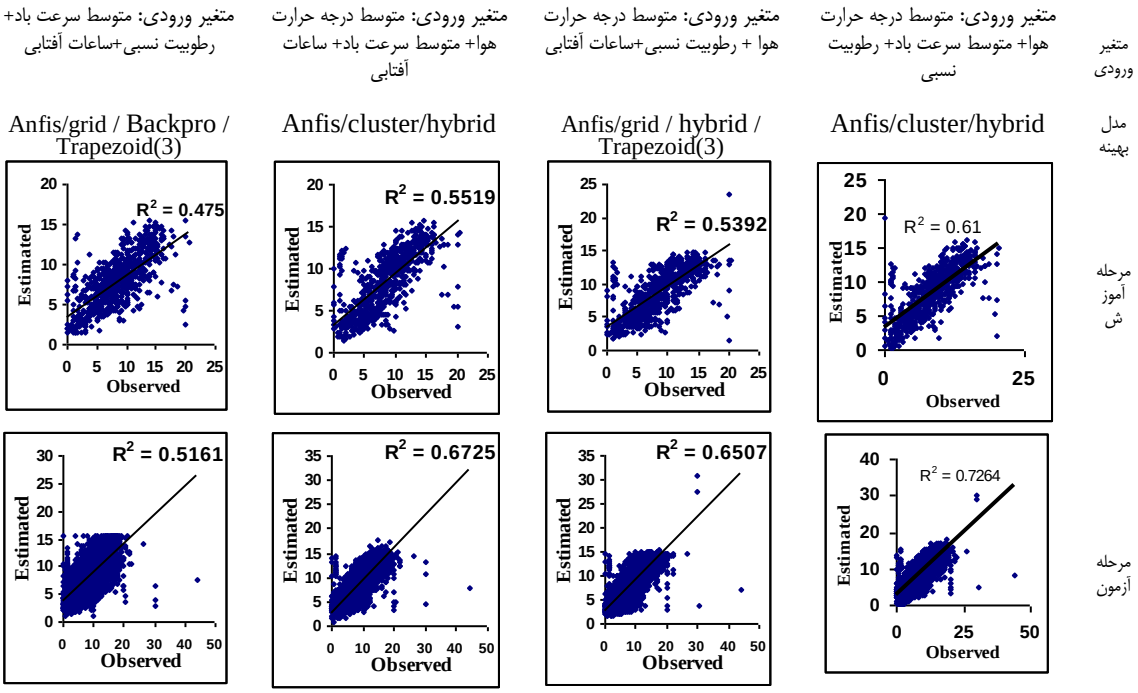
[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]



شکل ۳- Q-Q پلات مدل بهینه ANFIS با ۲ متغیر ورودی

Figure 3. Q-Q plot of optimal ANFIS model with 2 input variables

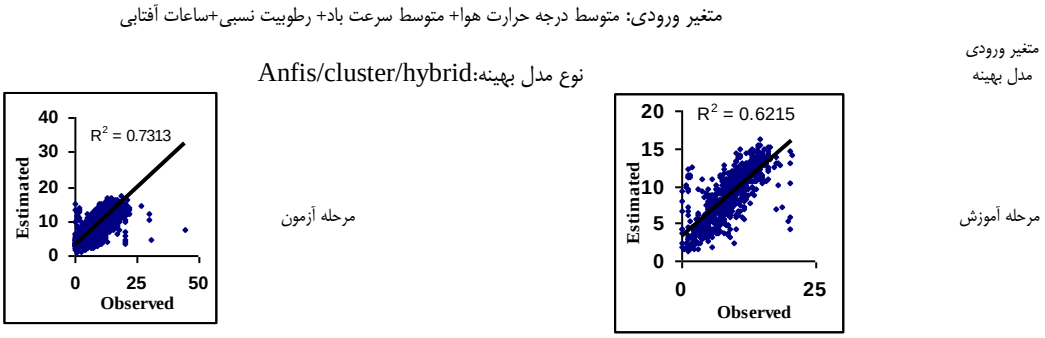


شکل ۴- Q-Q پلات مدل بهینه ANFIS با ۳ متغیر ورودی

Figure 4. Q-Q plot of optimal ANFIS model with 3 input variables

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]



شکل ۵- Q-Q پلات مدل بهینه ANFIS با ۴ متغیر ورودی
Figure 5. Q-Q plot of optimal ANFIS model with 4 input variables

مدل رگرسیونی

طبق نتایج حاصل از مدل رگرسیونی با رویه گام به گام، ۳ مدل بهینه حاصل شد. فرمول و اجزای فرمول مدل‌های رگرسیونی برآورد تبخیر روزانه به همراه تجزیه واریانس آن‌ها در جدول ۳ نمایش داده شده است. همچنین اعتبارسنجی مدل‌های رگرسیونی بر اساس شاخص‌های R^2 و RMSE در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۳- مشخصات مدل بهینه رگرسیونی برآورد تبخیر روزانه با ورودی های مختلف در مرحله آموزش
Table 3. Characteristics of optimal regression model for estimating daily evaporation with different inputs at the Training stage

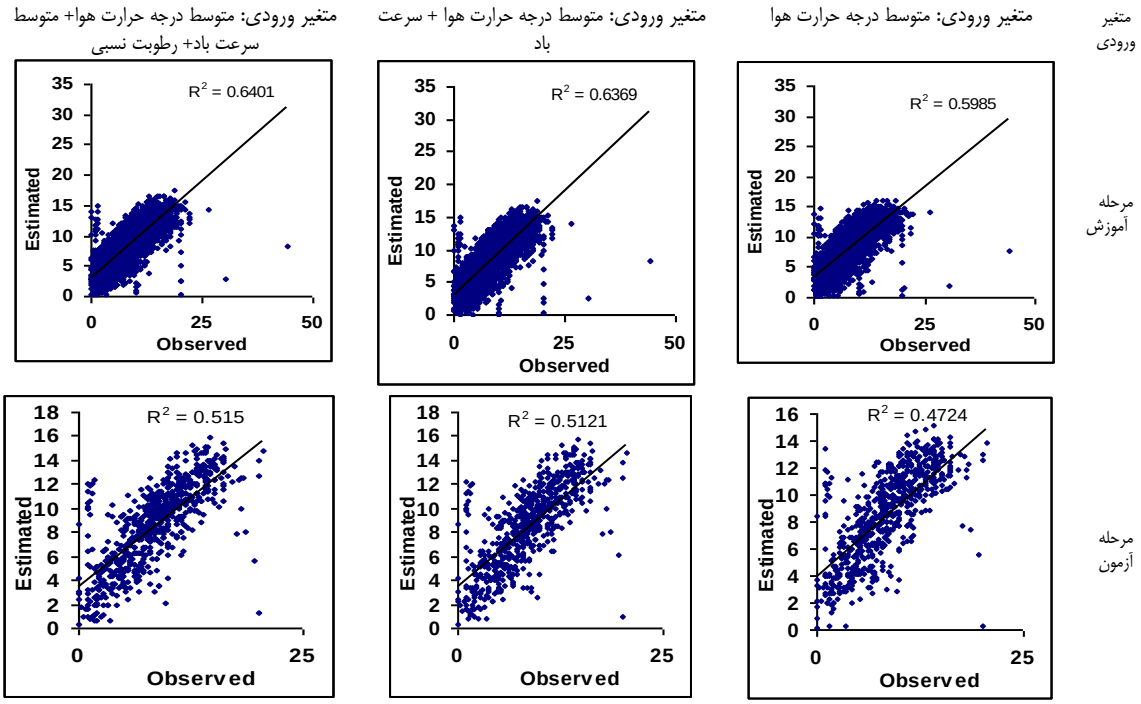
تعداد متغیر ورودی	مدل رگرسیونی	متغیرهای مدل	ضریب تعیین	F آزمون ANOVA
۱	Y=0.921 X1-0.139	Y= تبخیر روزانه (میلی متر) X1= متوسط درجه حرارت هوا (سانتیگراد)	۰/۵۹۸	۰/۰۰۶۹**
۲	Y=0.85X1+0.265X2-0.204	Y= تبخیر روزانه (میلی متر) X1= متوسط درجه حرارت هوا (سانتیگراد) X2= متوسط سرعت باد (متر بر ثانیه)	۰/۶۳۷	۰/۰۰۴۰۸**
۳	Y=0.801X1+0.27X2-0.058X3-0.215	Y= تبخیر روزانه (میلی متر) X1= متوسط درجه حرارت هوا (سانتیگراد) X2= متوسط سرعت باد (متر بر ثانیه) X3= رطوبت نسبی (٪)	۰/۶۴۰	۰/۰۰۲۷**

جدول ۴- ارزیابی مدل بهینه رگرسیونی با ورودی‌های مختلف در مرحله آموزش و آزمون
Table 4. Evaluation of optimal regression model with different inputs at the Training and Testing stage

متغیر ورودی	مرحله آموزش		مرحله آزمون	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
متوسط درجه حرارت هوا	۰/۵۹۸	۲/۷۷	۰/۴۷	۳/۱۱
متوسط درجه حرارت هوا+ متوسط سرعت باد	۰/۶۳۷	۲/۶۳	۰/۵۱	۳/۰۰
متوسط درجه حرارت هوا+ متوسط سرعت باد+رطوبت نسبی	۰/۶۴	۲/۶۲	۰/۵۲	۲/۹۸

نمودار Q-Q پلات مدل‌های رگرسیونی با متغیرهای ورودی مختلف برای داده های آموزش و آزمون در شکل ۶ نمایش داده شده است. طبق بررسی‌ها روند افزایشی ضریب تبیین با افزایش ورودی از ۱ متغیر (متوسط درجه حرارت هوا) به ۲ متغیر (متوسط درجه حرارت هوا و متوسط سرعت باد) در داده‌های آزمون معادل ۴/۰۶ درصد و در داده‌های آموزش معادل ۳/۹۹ درصد بوده که چشمگیر است درحالی که روند افزایشی این ضریب با افزایش متغیر ورودی از ۲ متغیر (متوسط درجه حرارت هوا و متوسط سرعت باد) به ۳ متغیر (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد و رطوبت نسبی) به ترتیب برای داده‌های آموزش معادل ۰/۳ درصد و آزمون معادل ۰/۲ درصد بود که چندان قابل‌ملاحظه و ملموس نمی‌باشند.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]
[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]



شکل ۶- Q-Q پلات مدل های بهینه رگرسیونی با متغیرهای ورودی مختلف

Figure 6. Q-Q plot of optimal regression models with different input variables

نتایج حاصل از مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی حاکی از آن است که در وضعیت متغیرهای ورودی مختلف، مشخصات مدل بهینه ANFIS متفاوت حاصل شد. بطوری‌که مدل بهینه نهایی با یک متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا) و دو متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا و متوسط سرعت باد) شامل انفیس از نوع شبکه با ۳ تابع عضویت گوسی بود در حالی‌که مدل بهینه با سه متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد و رطوبت نسبی) و چهار متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی) شامل انفیس از نوع خوشه شد. این مهم با نتایج دستورانی و همکاران (۹) مبنی بر برتری کارایی مدل نروفازی خوشه با افزایش ورودی های مدل، همسویی داشت.

در یک مقایسه مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی با یک متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا) نسبت به چهار متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی) شاخص‌های ضریب تبیین داده‌های آزمون ۸/۵۷ درصد افزایش و شاخص RMSE به میزان ۰/۳ میلیمتر کاهش می‌یابد. از آنجا که طبق شاخص‌های اعتبارسنجی کمترین میزان RMSE و بیشترین میزان R^2 در داده‌های آزمون متعلق به زمانی بوده که ورودی‌های مدل شامل چهار متغیر ورودی می‌باشد بنابراین مدل بهینه چهار متغیری (انفیس خوشه) بعنوان بهترین مدل جهت شبیه‌سازی با مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی (ANFIS) معرفی می‌گردد.

با اضافه کردن متغیرهای ورودی به ترتیب متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی درسناریوهای متغیر ورودی (۱، ۲ و ۳ متغیر ورودی) مدل های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی در مقایسه با مدل های رگرسیونی باعث افزایش ضریب تبیینی به ترتیب معادل ۶/۳۴، ۷/۷۰ و ۹/۵۰ در بخش داده‌های آزمون شده است. لذا از اینرو استفاده از مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی جهت افزایش دقت شبیه‌سازی از پیشنهادات این تحقیق به شمار می‌آید. روند افزایشی دقت مدل سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی نسبت به رگرسیون با افزایش دادن متغیرهای ورودی، در داده‌های آزمون، حاکی از قادر بودن تبیین بهتر روابط غیر خطی پیچیده بین عوامل محیطی و تبخیر روزانه، توسط مدل‌های سیستم استنتاج تطبیقی عصبی - فازی است که در این راستا کارایی بهتر انفیس خوشه نسبت به انفیس شبکه با افزایش بردارهای ورودی، آسانی آموزش شبکه را نیز به همراه خواهد داشت.

طبق نتایج مدل رگرسیونی با اضافه نمودن ورودی‌ها، هریک از متغیرهای رطوبت نسبی و ساعت آفتابی به مدل رگرسیونی باعث تغییرات قابل ملاحظه‌ای شاخص‌های ارزیابی مدل مخصوصاً شاخص‌های اعتبارسنجی در بخش داده‌های آموزش و آزمون نشد. این مهم در حالی است که طبق این بررسی‌ها با اضافه کردن متغیر متوسط سرعت باد به مدل با متغیر ورودی متوسط درجه حرارت شاخص RMSE به ترتیب از ۲/۷۷ به ۲/۶۳ در داده‌های آموزش و ۳/۱۱ به ۳ میلیمتردر داده های آزمون و شاخص و R^2 از ۵۹/۸ به ۶۳/۷ در داده های آموزش و از ۴۷ به ۵۱ (درصد) در داده های آزمون تغییر یافت که نمایانگر افزایش دقت مدل است. ولی با افزایش دادن متغیر ورودی از دو متغیر (درجه حرارت هوا و رطوبت) به سه متغیر (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

سرعت باد و رطوبت نسبی)، ضریب تبیین مدل در بخش داده‌های آموزش و آزمون افزایش چشمگیری نداشتند و ساعات آفتابی به دلیل افزایش ندادن ضریب تبیین مدل بعنوان ورودی موثر در مدل ۴ متغیر (متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی) حفظ نشد. دلیل این مهم می‌تواند احتمالاً به روابط غیرخطی دو متغیر رطوبت نسبی و ساعات آفتابی با تبخیر روزانه مربوط باشد که حتی علی‌رغم حفظ متغیر رطوبت نسبی در مدل ۳ رگرسیون چندمتغیره گام به گام، مدل‌های رگرسیونی قادر به شبیه‌سازی قوی روابط تبخیر با رطوبت نسبی نیستند. بنابراین هدف استفاده کارا و حداقل از داده‌های هواشناسی در شبیه‌سازی تبخیر روزانه هنگامی که از مدل‌های رگرسیونی استفاده می‌شود، زمانی محقق می‌گردد که از دو متغیر ورودی (متوسط درجه حرارت هوا و متوسط سرعت باد) کمک گرفته شود.

طبق نتایج، هرچند که در مدل‌های تک‌متغیری ارتباط پدیده تبخیر روزانه به ترتیب با متغیرهای درجه حرارت هوا، رطوبت نسبی، ساعات آفتابی و متوسط سرعت باد ضعیف تر نمایان شد ولی در مدل بهینه دو متغیره دقیق‌ترین مدل از دو متغیر سرعت باد بعلاوه درجه حرارت هوا حاصل شد. این مهم حاکی از هم‌افزایی و تجمعی بودن اثرات این دو متغیر هواشناسی جهت افزایش تبخیر می‌باشدکه بایستی مدنظر پژوهشگران قرار گیرد.

در کل می‌توان چنین نتیجه گرفت که می‌توان با تغییر دادن مدل شبیه‌سازی از مدل رگرسیونی به سیستم استنتاج تطبیقی عصبی- فازی، دقت شبیه‌سازی را بیش از ۱۰ درصد افزایش داد که لازمه آن استفاده از ۴ متغیر ورودی شامل متوسط درجه حرارت هوا، متوسط سرعت باد، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی در مدل با نوع انفیس خوشه است.

منابع

1. Afzali, A., M. Mahdavi and M.A. Zare Chahouki. 2010. Study efficiency Thornthwaite method comparison with class a Pan in south coastal of Iran. Journal of Watershed Management Research, 1(2):109-114 (In Persian).
2. Ahmadi, F., S. Ayashm, K. Khalili and J. Behmanesh. 2016. Application of ANFIS and SVM systems in order to estimate monthly reference crop evapotranspiration in the northwest of Iran. Journal of Water and Soil, 30 (1): 260-274 (In Persian).
3. Alizadeh, A. 2007. Principles of applied hydrology. Emam Reza International University Press (Astane Ghodse Razavi), Mashhad, Iran, 808 pp (In Persian).
4. Allawi, M.F. and A. El-Shafie. 2016. Utilizing RBF-NN and ANFIS Methods for Multi-Lead ahead Prediction Model of Evaporation from Reservoir. Water Resour Manage, 30(13): 4773-4788.
5. Azad Talatapeh, N., N. Behmanesh and J.M. Montaseri. 2013. Predicting potential evapotranspiration using time series models (Case Study: Urmia). Journal of Water and Soil, 27(1): 213-223 (In Persian).
6. Babamiri, O., H. Nowzari and S. Maroofi. 2017. Potential evapotranspiration estimation using stochastic time series model (Case study: Tabriz). Journal of Watershed Management Research, 8(15): 137-146 (In Persian).
7. Daneshfaraz, R. 2015. Sensitivity analysis of the effective variables upon daily evaporation using Garson equation and artificial neural network (Case Study: Tabriz city). Journal of Geography and Planning, 19(54): 127-142 (In Persian).
8. Dastorani, M.T., S. Poormohammadi, A.R. Massah Bavani and M.H. Rahimian. 2010. Evapotranspiration condition in Yazd station under uncertainties of different GHG emission scenarios and ET estimation models. Journal of Watershed Management Research, 1(2): 1-20 (In Persian).
9. Dastorani, M.T., H. Sharifi daraii, A. Talebi and A.R. Moghadamnia. 2011. Evaluation of the application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference systems for rainfall-runoff modelling in Zayandeh_rood dam basin. Journal of Water and Wastewater, 22(4): 114-125 (In Persian).
10. Dehghani, A.A., M. Piri, M. Hesam and N. Dehghani. 2010. Estimation of daily pan evaporation by using MLP, RBF and Recurrent Neural Networks. Journal of Water and Soil Conservation, 17(2): 49-67 (In Persian).
11. Farshadfar, E.A. 2005. Multivariate Principle and Procedures of Statistics, Razi University Press, Kermanshah, Iran, 734 pp (In Persian).
12. Goyal, M., B. Bharti, J. Quilty, J. Adamowski and A. Pandey. 2014. Modeling of daily pan evaporation in sub tropical climates using ANN, LS-SVR, Fuzzy Logic and ANFIS. Expert Systems with Applications, 41: 5267-5276.
13. Issak, E.H. and R.M. Srivastava. 1989. An introduction to applied geostatistics. Oxford University Press, 561 pp.
14. Kisi, O. 2006. Daily pan evaporation modelling using a neuro-fuzzy computing technique, Journal of Hydrology, 329: 636-646.
15. Kisi, O., O. Genc, S. Dinc and M. Zounemat- Kermani. 2016. Computers and Electronics in Agriculture, 122: 112-117.
16. Mahdavi, S., A. Rahimikhoob and A. Montazar. 2011. Estimation of monthly pan evaporation using artificial neural network based on meteorological data (Case study; Southern coasts of the Caspian sea), Iran-Water Resources Research, 7(2): 71-79 (In Persian).
17. McCabe, G.J., L.E. Hay, A. Bock, S.L. Markstrom and R.D. Atkinson. 2015. Inter-annual and spatial variability of Hamon potential evapotranspiration model coefficients. Journal of Hydrology, 521: 389-394.

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

18. Miralles, D.G., R.A.M. De Jeu, J.H. Gash, T.R.H. Holmes and A.J. Dolman. 2011. Magnitude and variability of land evaporation and its components at the global scale. Hydrology and Earth System Sciences Journal, 15: 967-981.
19. Moradi, H., S.M. Ansari, A. Hasheminia, A. Alizadeh. K. Vahidian and S.M.J. Mosavi. 2012. Estimation of daily reference evapotranspiration with Fuzzy inference systems. Journal of Water and Soil, 26(4): 854-863 (In Persian).
20. Noori, G.H., A. Fallah-Ghalhary and S.H. Sanaei-Nejad. 2013. Modeling of potential evapotranspiration by artificial neural network from minimum climatic variables in Mashhad synoptic station. Journal of Water and Soil Conservation, 20(5): 163-178 (In Persian).
21. Nourani, V. and M. Sayyahfard. 2013. Sensitivity Analysis of ANN Inputs in Estimating Daily Evaporation. Journal of Water and Waste water, 24(3): 88-100 (In Persian).
22. Piri, J., K. Mohammadi, S.O. Shamshirband and A. Shatirah. 2016. Assessing the suitability of hybridizing the Cuckoo optimization algorithm with ANN and ANFIS techniques to predict daily evaporation. Environmental Earth Sciences, 75(246): 1-13.
23. Rahmati, E., M. Montazeri, A. Gandomkar and M. Lshanizand. 2015. Evaporation predicts using artificial neural network and climat signals in Dez basin. Geographical Research, 30(117): 261-274 (In Persian).
24. Roderick, M.L., M.T. Hobbins and G.D. Farquhar. 2009. Pan evaporation trends and the terrestrial water balance energy balance and interpretation. Geography Compass, 3: 761-780.
25. Sabziparvar, A.A., H. Zare Abyaneh and M. Bayat Varkeshi. 2010. Model comparison between predicted soil temperatures using ANFIS model and regression methods in three different climates, Journal of Water and Soil, 24(2): 274-285 (In Persian).
26. Shabaninia, F. and S. Saeednia. 2007. Fundamental of Fuzzy control texbox using MATLAB. Khaniran press, 135 pp (In Persian).
27. Shayannejad, M., J. Sadatinejad and H. Fahmi. 2007. Determination of evapotranspiration by using fuzzy regression, Iranian Water Research Journal, 3: 9-19 (In Persian).
28. Shirsath, P.B and A.K. Singh. 2010. A comparative study of daily pan evaporation estimation using ANN, regression and climate based models, Water Resource Management, 24: 1571-1581.
29. Soltani, J., A.R. Moghaddamnia, J. Piri and J. Mirmoradzehi. 2013. Performance comparison of integrated models of NN-ARX and ANFIS with GA-GT to daily pan evaporation estimation under arid and hot Climate of aluchistan, Journal of Water and Soil, 27(2): 381-393 (In Persian).
30. Wang, Y.M., S. Traore and T. Kerh. 2008. Neural network approach for estimating reference evapotranspiration from limited climatic data in Burkina Faso, WSEAS, Transactions on Computers, 7: 704-713.
31. Zare Abyaneh, H., M. Bayat Varkeshi, S. Marofi and R. Amiri Chayjan. 2010. Evaluation of artificial neural network and adaptive neuro fuzzy inference system in decreasing of reference evapotranspiration variables. Journal of Water and Soil, 24(2): 297-305 (In Persian).

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]

Simulation of Daily Evaporation Using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Multivariate Regression (MR) IN Tabriz Synoptic Satation

Sedigheh Mohamadi[1]and Alijan Abkar[2]

1- Assistant Professor, Institute of Science and High Technology and Environmental Sciences, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran.
(Corresponding author: mohamadisedigeh@gmail.com)
2- Assistant Professor, Education and Extension Organization (AREEO), Kerman Agricultural and Natural Resources Research and education Center
Received: June 28, 2016 Accepted: April 4, 2017

Abstract

Using empirical models for estimating evaporation requires a lot of variables that some of them can not be measured in the stations. Therefore, this study aimed to simulate the daily evaporation of Tabriz synoptic satation using meteorological data including average temperature of air ($^{\circ}$c), wind velocity mean (m/s), relative humidity (%) and sun light hours by Adaptive Neuro-Fuzzy Inference Systems (ANFIS) and Multivariate Regression (MR) in the different architectures and input variables. After standardization of data, 85% of the data was used for network training and the efficiency of models (with indicators RMSE and R^2 indicators) was coducted on testing data that included 15% of data.The results illustrated that the optimal model of ANFIS were obtained grid method (with three Gaussian membership functions) when one and two variables used as inputs and gained cluster method when three and four variables used as inputs. Adding relative humidity variable to the multivariate regression model didnot cause a significant changes in validation criterias of the training and testing data and also sun light hour's variable was excluded from the multivariate regression model. The results showed that ANFIS simulation compared to multivariate regression can increase the coefficient of determination of model to more than 10 percent, which requires using of cluster method and four input variables (avearage temperature of air, wind velocity mean, relative humidity and sun light hours).

Keywords: Daily evaporation, Tabriz, Multiple Regression, Modeling, Neuro-Fuzzy

[Downloaded from jwmr.sanru.ac.ir on 2026-11-08]

[DOI: 10.29252/jwmr.8.16.200]