پیش‌بینی تلفات تبخیر از مخزن سد بوکان با استفاده از سیستم استنتاج عصبی فازی

رامین رستمی [1*]
حسین فتحیان [2]

۱. گروه مهندسی عمران، واحد میاندوآب، دانشگاه آزاداسلامی، میاندوآب، ایران.
۲. گروه مهندسی منابع آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاداسلامی، اهواز، ایران.

* **نویسنده مسئول مکاتبات**
r.rostami@iau.ac.ir

تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۱۰/۱۰
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۱۱/۱۱

این مقاله برگرفته از طرح پژوهشی است.

چکیده

تبخیر از سطح مخازن سدها یکی از پارامترهای کلیدی در هیدرولوژی و مدیریت منابع آب به شمار می‌رود. پیچیدگی روابط غیرخطی میان عوامل هواشناسی، دقت روش‌های کلاسیک برآورد تبخیر را محدود می‌سازد. در این پژوهش، سیستم استنتاج عصبی–فازی به‌عنوان رویکردی نوین برای پیش‌بینی تبخیر مخزن سد بوکان در استان آذربایجان غربی به کار گرفته شد. داده‌های ماهانه هواشناسی در دوره زمانی ۱۳۸۷ تا ۱۴۰۳، شامل دمای هوا، رطوبت نسبی و بارندگی به‌عنوان ورودی‌های مدل و تبخیر ماهانه به‌عنوان خروجی در نظر گرفته شدند. برای انتخاب ترکیب بهینه پارامترهای ورودی، از تحلیل رگرسیونی استفاده شد و هشت ترکیب مختلف مورد آزمون قرار گرفت. مدل مبتنی بر دمای بیشینه ماهانه بالاترین دقت را دارد. نسبت ریشه دوم مربعات خطا به دامنه تغییرات نشان می‌دهد که خطای این مدل کمتر از ۱۰ درصد نوسانات کل تبخیر است که در رده دقت عالی قرار می‌گیرد. آزمون دایبولت– مارینو نیز تأیید می‌کند که این مدل به‌طور معناداری از مدل‌های مبتنی بر رطوبت و بارندگی بهتر عمل می‌کند. این برتری نشانه رابطه قوی و مستقیم بین دمای بیشینه و فرآیند تبخیر است که در منطقه بوکان، نقش انرژی خورشیدی را به‌عنوان عامل اصلی محرک تبخیر نشان می‌دهد. تابع عضویت از بین توابع به کار گرفته شده بهترین نتایج را به دست داد. همچنین تعداد ۱۰۰ دوره آموزشی Trimf برتری نسبی نسبت به دیگر تعداد دوره‌های آموزشی را داشت. در بهترین سناریو ضریب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده برابر با ۰/۹۲۷ بود. این یافته‌ها بیانگر توانایی بالای سیستم عصبی–فازی در پیش‌بینی تبخیر مخزن سد بوکان است.

واژگان کلیدی: پیش‌بینی تبخیر ماهانه، سد بوکان، سیستم استنتاج عصبی فازی، دمای بیشینه.

مقدمه

تبخیر از سطح مخزن سدها یکی از فرآیندهای کلیدی چرخه هیدرولوژی است که به‌طور مستقیم بر مدیریت منابع آب، کیفیت آب و بهره‌وری کشاورزی تأثیر می‌گذارد. در مناطق خشک و نیمه‌خشک ایران، سالانه حجم قابل‌توجهی از آب ذخیره‌شده در مخازن سدها به دلیل تبخیر از دسترس خارج می‌شود و این امر مدیریت پایدار منابع آب را با چالش جدی مواجه ساخته است (اجلالی، ۱۳۸۳؛ کارآموز و عراقی نژاد، ۱۳۸۵). کاهش حجم آب ذخیره‌شده علاوه بر اثرات اقتصادی، منجر به افزایش غلظت املاح و کاهش کیفیت آب نیز می‌شود. روش‌های سنتی برآورد تبخیر، مانند استفاده از تشت تبخیر کلاس A ، با وجود کاربرد گسترده در ایستگاه‌های هواشناسی ایران، دارای محدودیت‌های جدی ازجمله هزینه نگهداری و خطای ناظر هستند (Jackson, 1985؛ Brutsaert, 1982). در مقابل، روش‌های غیرمستقیم مبتنی بر داده‌های هواشناسی و روابط تجربی نیز به دلیل ماهیت غیرخطی فرآیند تبخیر و تأثیر متقابل عوامل اقلیمی (دما، رطوبت نسبی، بارش، ساعات آفتابی و سرعت باد)، اغلب با خطاهای قابل‌توجه همراه‌اند(Sabziparvar and Shadmani, 2012). بنابراین نیاز به روش‌های نوین و داده‌محور برای پیش‌بینی دقیق‌تر تبخیر بیش از پیش احساس می‌شود. در سال‌های اخیر، توسعه مدل‌های هوش مصنوعی و داده‌محور مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی- فازی (ANFIS) امکان مدل‌سازی روابط پیچیده و غیرخطی میان پارامترهای

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

هواشناسی را فراهم کرده است. این روش‌ها به دلیل توانایی در شناسایی روابط پیچیده میان پارامترهای اقلیمی، جایگزین مناسبی برای روش‌های کلاسیک محسوب می‌شوند.

مطالعات داخلی متعددی به بررسی کارایی مدل‌های داده‌محور در پیش‌بینی تبخیر پرداخته‌اند. اسکافی نوغانی و همکاران (۱۳۸۷) تبخیر از سد گلستان را با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌بینی کردند و نشان دادند که این مدل‌ها توانایی بالایی در تخمین تبخیر دارند. زارع ابیانه و همکاران (۱۳۸۸) از شبکه عصبی مصنوعی و ANFIS برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع در همدان استفاده کردند و برتری ANFIS را گزارش نمودند. احمدی و همکاران (۱۳۹۴) در شمال غرب ایران با مقایسه ANFIS و برنامه‌ریزی ژنتیک (GP) نشان دادند که ANFIS دقت بالاتری دارد. همچنین صباح مشهدی و همکاران (۱۴۰۱) در سد طرق، عملکرد ANFIS و GMDH را مقایسه کردند و هر دو مدل را کارآمد دانستند. نوذری و همکاران (۱۴۰۲) با استفاده از مدل‌های خطی و غیرخطی سری زمانی تبخیر ماهانه سد اکباتان را پیش‌بینی کردند و نشان دادند که مدل‌های غیرخطی دقت بالاتری دارند. محمدی و همکاران (۱۴۰۳) در استان سیستان و بلوچستان، تبخیر ماهانه از تشت را با مدل‌های داده‌کاوی انفرادی و ترکیبی پیش‌بینی نمودند و نتیجه گرفتند که مدل‌های ترکیبی مانند Wavelet-SVR عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های ساده دارند. همچنین در مطالعه‌ای بر روی سد دز توسط فرزاد و همکاران (۱۴۰۲)، مدل‌های تلفیقی بردار پشتیبان (SVR) با الگوریتم‌های فرا ابتکاری برای پیش‌بینی تبخیر به کار گرفته شدند و نتایج نشان داد که این مدل‌ها دقت بالاتری نسبت به روش‌های کلاسیک دارند. در سطح بین‌المللی نیز مطالعات مشابهی انجام شده است. Boudjerda و همکاران (۲۰۲۴) در الجزایر، تبخیر مخزن Boukourdane را با استفاده از ANFIS ترکیب‌شده با الگوریتم‌های فرا ابتکاری پیش‌بینی کردند و نشان دادند که افزودن دمای آب مخزن به ورودی‌ها دقت مدل را افزایش می‌دهد. Dökmen و همکاران (2025) در ترکیه، عملکرد ANFIS و MLP را در پیش‌بینی تبخیر روزانه مقایسه کردند و هر دو مدل را توانمند دانستند. همچنین مطالعاتی مانند Deo و همکاران (2016) و Tikhamarine و همکاارن (2019) شان داده‌اند که مدل‌های هوش مصنوعیANN، ANFIS و SVM نسبت به روابط تجربی کلاسیک مانند پنمن- مانتیث در شرایط اقلیمی متنوع دقت بیشتری دارند. Oladipo و Sun در پژوهشی در زمینه مدل‌سازی هیدرولوژیک نشان دادند که ANFIS تحت شرایط عدم‌قطعیت اقلیمی عملکرد مناسبی در برآورد تبخیر دارد. نویسندگان تأکید کردند که این مدل می‌تواند روابط غیرخطی میان پارامترهای هواشناسی را با دقت بالا استخراج کند (Oladipo and Sun, 2023). Elmoznino و همکاران در مقاله‌ای در کنفرانس بین‌المللی یادگیری ماشین (ICML) نشان داد که اصل پارسیمونی (Occam's Razor) در یادگیری درون‌متنی مدل‌های هوش مصنوعی نقش کلیدی دارد. یافته‌ها تأیید کردند که مدل‌های ساده‌تر معمولاً تعمیم‌پذیری بهتری دارند، که می‌تواند در انتخاب ورودی‌های بهینه برای پیش‌بینی تبخیر نیز راهگشا باشد (Elmoznino *et al.*, 2025). با وجود این پیشینه غنی، نقص متمایز در ادبیات موجود را می‌توان در چند محور خلاصه کرد: نخست، تمرکز اکثر مطالعات بر مدل‌سازی با چندین ورودی و پیچیدگی‌های محاسباتی بدون آزمون سیستماتیک مدل‌های ساده‌تر. دوم، عدم توجه به اصل پارسیمونی در انتخاب ساختار مدل و سوم، فقدان مطالعات بومی برای سد بوکان با وجود اهمیت حیاتی آن در تأمین آب شرب و کشاورزی منطقه آذربایجان غربی.

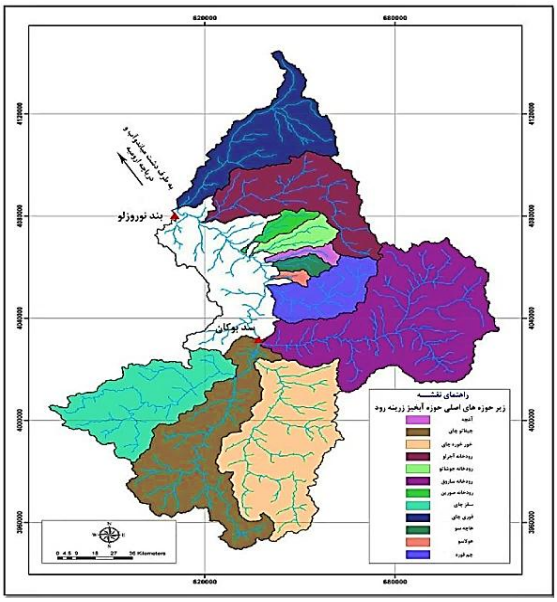
ارزش افزوده تحقیق حاضر در پر کردن همین خلأها نهفته است. این مطالعه از یک سو با بررسی جامع و مقایسه‌ای ۹۶ سناریوی مدل‌سازی (پیش‌بینی با تمام سناریوها، با هشت مدل مختلف انجام شده و ملاک انتخاب با ضریب همبستگی و محاسبه میزان خطا است)، به‌صورت تجربی نشان می‌دهد که در شرایط اقلیمی خاص سد بوکان، یک مدل تک ورودی مبتنی بر دمای حداکثر نه‌تنها از دقت کافی برخوردار است، بلکه از نظر عملیاتی و اقتصادی بهینه‌ترین گزینه محسوب می‌شود. از سوی دیگر، با تمرکز بر جنبه‌های مدیریتی و تصمیم‌گیری، این پژوهش مدل پیشنهادی را از یک ابزار آکادمیک صرف به یک راه‌حل عملیاتی برای چالش‌های واقعی تخصیص آب و حفظ حقوق محیط‌زیستی تبدیل می‌کند. بنابراین، اگرچه روش ANFIS در مطالعات متعدد به کار گرفته شده، نوآوری اصلی این تحقیق در رویکرد ساده‌سازی هدفمند، تأکید بر جنبه‌های کاربردی مدیریت منابع آب، و ارائه مدلی بومی و کارآمد برای شرایط خاص سد بوکان است که می‌تواند الگویی برای دیگر سدهای مناطق نیمه‌خشک ایران باشد. ضرورت تحقیق حاضر از آنجا ناشی می‌شود که ارائه مدلی دقیق و بومی برای پیش‌بینی تبخیر در سد بوکان می‌تواند بهینه‌سازی برنامه‌ریزی منابع آب در سطح منطقه‌ای و ملی را تسهیل کند، امکان کاهش هدر رفت آب

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

و ارتقای کیفیت آب ذخیره‌شده را فراهم آورد، و به سیاست‌گذاران و مدیران منابع آب ابزار علمی قابل‌اعتمادی برای تصمیم‌گیری در شرایط اقلیمی متغیر ارائه دهد. همچنین با توجه به نقش مخازن سدها در تنظیم جریان‌های ورودی به اکوسیستم‌های پایین‌دست، برآورد دقیق تبخیر می‌تواند در تخصیص بهینه حق‌آبه‌های محیط‌زیستی و پایداری تالاب‌ها نقش مهمی ایفا کند. بر این اساس، هدف این مطالعه توسعه و ارزیابی مدل استنتاج عصبی- فازی برای پیش‌بینی تبخیر مخزن سد بوکان با استفاده از داده‌های هواشناسی محلی است.

مواد و روش‌ها

سد مخزنی بوکان بر روی رودخانه زرینه‌رود واقع است. این سد از نوع خاکی با هسته رسی است و در ۸۵ کیلومتری جنوب شرقی شهرستان میاندوآب و ۳۶ کیلومتری شرق بوکان قرار گرفته است. ظرفیت کل آن ۷۶۲ میلیون مترمکعب می‌باشد. از آب این سد برای تأمین آب شهرهای تبریز و میاندوآب همچنین آب آشامیدنی شهرهای بوکان و سقز نیز استفاده می‌شود.



شکل ۱ : موقعیت سد بوکان و حوزه‌های آبخیز جنوب استان آذربایجان غربی(عبدی و همکاران، ۱۳۹۳)

سیستم استنتاج عصبی- فازی با هدف تلفیق قابلیت یادگیری شبکه‌های عصبی و قابلیت تفسیر سیستم‌های فازی معرفی شده است. در این سیستم‌ها، ساختار فازی به‌صورت یک شبکه چندلایه نمایش داده می‌شود و پارامترهای آن (مانند پارامترهای توابع عضویت و ضرایب قواعد) از طریق الگوریتم‌های یادگیری عصبی تنظیم می‌گردند. یکی از شناخته شده‌ترین مدل‌ها در این حوزه، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) است که توسط جانگ (۱۹۹۳) ارائه شد. ANFIS معمولاً بر پایه سیستم استنتاج فازی سوگنو طراحی شده و از الگوریتم یادگیری ترکیبی (Hybrid Learning) شامل گرادیان کاهشی و روش حداقل مربعات استفاده می‌کند. ساختار متداول ANFIS شامل پنج لایه اصلی است: لایه فازی‌سازی (محاسبه درجه عضویت ورودی‌ها)، لایه قواعد (تعیین قدرت فعال‌سازی هر قاعده فازی)، لایه نرمال‌سازی (نرمال‌سازی خروجی قواعد)، لایه نتیجه (محاسبه خروجی هر قاعده) و لایه تجمیع (تولید خروجی نهایی سیستم). این ساختار امکان یادگیری داده‌محور و درعین‌حال حفظ تفسیرپذیری قواعد فازی را فراهم می‌کند.

در این پژوهش، به‌منظور مدل‌سازی روابط غیرخطی و پیچیده میان متغیرهای ورودی و خروجی، از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System – ANFIS) استفاده شده است. ANFIS با ترکیب توانایی یادگیری شبکه‌های عصبی و قابلیت استدلال تقریبی منطق فازی، روشی کارآمد برای حل مسائل دارای عدم‌قطعیت و پیچیدگی بالا محسوب می‌شود (Jang, 1993؛ Oladipo and Sun, 2023). داده‌های مورد استفاده در بازه ماهانه و از ایستگاه هواشناسی واقع در محل سد اخذ شدند. به‌منظور افزایش کیفیت آموزش مدل، عملیات پیش‌پردازش شامل حذف داده‌های ناقص و پرت، نرمال‌سازی متغیرها و مقیاس‌بندی ورودی‌ها انجام

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

گرفت. داده‌های ورودی به شبکه عصبی- فازی به سه دسته تقسیم می‌گردند. قسمتی از داده‌ها برای آموزش و قسمتی برای اعتبار یابی و قسمت دیگر برای تست به کار گرفته می‌شود. بستگی به طول دوره آماری و تعداد داده این قسمت‌ها می‌تواند درصد خاصی از کل داده‌ها را به خود اختصاص دهد. در کل بیشتر حجم داده‌ها به دلیل اهمیت موضوع به بخش آموزش داده می‌شود. داده‌های ماهانه از سال ۱۳۸۷ تا ۱۴۰۳ برای پیش‌بینی و مدل‌سازی به کار گرفته شد. در این تحقیق ۶۵ درصد داده‌ها (۱۲۵ داده) برای آموزش و ۱۰ درصد برای اعتباریابی (۱۹ داده) و ۲۵ درصد برای تست (۴۸ داده) مورد استفاده قرار گرفت. در این تحقیق برای پیش‌بینی ۸ مدل با ساختارهای تعداد ۳، ۱۰، ۵۰ و ۱۰۰ دور آموزشی، سه تابع عضویتTrimf، Trapmf و Gussmf با سه تابع عضویت برای پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان انتخاب شد. در کل تعداد ۹۶ مدل با رابطه :

تعداد دور آموزش ×نوع تابع آموزشی ×مدل ورودی=۴×۳×۸=۹۶

تابع عضویت گوسی(gaussmf)

این تابع یکی از پرکاربردترین توابع عضویت در منطق فازی است که به‌صورت زیر تعریف می‌شود:

رابطه ۱
$$\mu(x) = e^{-\frac{(x-c)^2}{2\sigma^2}}$$

در این رابطه c مرکز (نقطه‌ای که تابع عضویت در آن بیشینه است (مقدار=۱) و (σ) انحراف معیار (پهنای تابع را کنترل می‌کند) است.

در ANFIS، توابع عضویت گوسی معمولاً در لایه اول (لایه فازی‌سازی) استفاده می‌شوند. این تابع هموار و مشتق‌پذیراست (مناسب برای الگوریتم‌های گرادیان، مثل پس‌انتشار)، تعداد پارامتر کمی دارد. می‌تواند بسیاری از پدیده‌های واقعی را با تقریب خوب مدل کند و کمتر مستعد مشکلات پایداری است.

تابع عضویت ذوزنقه‌ای (trapmf)

تابع عضویت ذوزنقه‌ای با چهار پارامتر تعریف می‌شود (رابطه ۲):

$$(x) = \begin{cases} 0 & x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ 1 & b \le x \le c \\ \dfrac{d-x}{d-c} & c < x < d \\ 0 & x \ge d \end{cases}$$

در رابطه ۲، a نقطه شروع (عضویت = ۰)، b شروع ناحیه عضویت کامل (عضویت = ۱)، c پایان ناحیه عضویت کامل و d نقطه پایان (عضویت = ۰) است. این تابع فقط نیاز به عملیات خطی دارد. انعطاف‌پذیری دارد و می‌تواند اشکال مثلثی، مستطیلی و ذوزنقه‌ای ایجاد کند. پارامترها معنای هندسی واضحی دارند و ایده‌آل برای متغیرهایی با محدوده مشخص است.

تابعtrimf

تابع عضویت مثلثی با سه پارامتر با رابطه زیر تعریف می‌شود (رابطه ۳):

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \le a \\ \dfrac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ \dfrac{c-x}{c-b} & b \le x < c \\ 0 & x \ge c \end{cases}$$

در این رابطه a نقطه شروع (عضویت = ۰)، b نقطه اوج (عضویت = ۱) و c نقطه پایان (عضویت = ۰) است. این تابع سادگی محاسباتی فوق‌العاده‌ای دارد. تعداد پارامتر کمی داشته و پارامترها معنای شهودی واضحی دارد. محاسبات در آن سریع بوده و تعادل بین سادگی و انعطاف در آن برقرار است. در جدول یک سه تابع مورد استفاده در این تحقیق مورد مقایسه قرار گرفته اند.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

جدول ۱: مقایسه توابع به کار رفته در ANFIS

ویژگی	trimf	gaussmf	trapmf
تعداد پارامتر	۳	۲	۴
پیچیدگی محاسباتی	بسیار پایین	متوسط	پایین
مشتق‌پذیری	ضعیف (۳ نقطه مشکل)	عالی	ضعیف (۴ نقطه مشکل)
انعطاف‌پذیری	متوسط	بالا	متوسط-بالا
تفسیرپذیری	عالی	خوب	عالی

پارامترهای زیادی در تبخیر موثر هستند. به دلیل اینکه نمی‌توان در ANFIS از تعداد زیادی پارامتر به‌عنوان وردی استفاده نمود، با استفاده از روش رگرسیون چندگانه مهم‌ترین پارامترها انتخاب شدند. آموزش سیستم ANFIS با استفاده از الگوریتم یادگیری ترکیبی شامل روش حداقل مربعات و الگوریتم گرادیان نزولی انجام شد. این رویکرد امکان تنظیم هم‌زمان پارامترهای خطی و غیرخطی مدل را فراهم می‌کند. در راستای بهبود عملکرد مدل، مطالعات جدید استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک را مؤثر گزارش کرده‌اند، که در این پژوهش نیز به‌عنوان رویکرد مکمل مدنظر قرار گرفته است. به‌منظور ارزیابی عملکرد مدل، داده‌ها به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند. دقت پیش‌بینی ANFIS با استفاده از ریشه مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) محاسبه و تحلیل گردید. RMSE یکی از پرکاربردترین معیارهای ارزیابی دقت مدل‌های پیش‌بینی و رگرسیون است. این معیار نشان می‌دهد که به‌طور میانگین، پیش‌بینی‌های مدل چه قدر با مقادیر واقعی فاصله دارند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2}{n}}$$ رابطه ۴

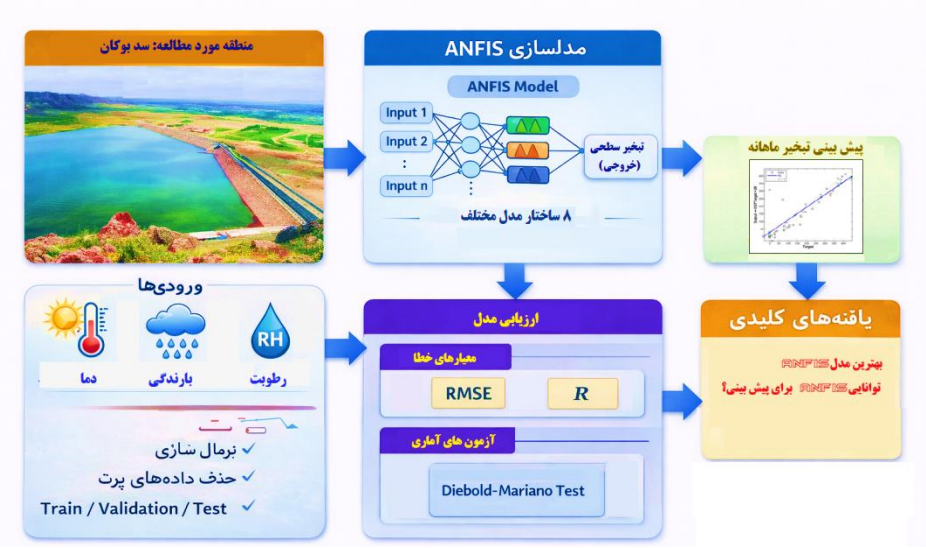
در این رابطه y_i داده‌های واقعی و $\hat{y}_i$ داده‌های پیش‌بینی شده و n تعداد داده است. برای تفسیر دقت مدل مقدار RMSE را بر دامنه تغییرات داده‌ها تقسیم می‌کنند. اگر مقدار به دست آمده کمتر از ۰/۱ دقت مدل عالی، بین ۰/۱ تا ۰/۲ دقت مدل قابل‌قبول و اگر بالای ۰/۳ باشد، دقت مدل ضعیف خواهد بود.

برای ارزیابی تفاوت معنادار دقت پیش‌بینی مدل‌های مختلف، از آزمون دایبولت- مارینو (Diebold & Mariano, 1995) استفاده شد. این آزمون که به‌طور گسترده در مطالعات پیش‌بینی سری زمانی به کار می‌رود، برتری آماری یک مدل بر مدل دیگر را با در نظر گرفتن خودهمبستگی خطاهای پیش‌بینی، مورد آزمون قرار می‌دهد. آماره آزمون به‌صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{\hat{S}_{\bar{d}}}{n}}}$$ رابطه ۵

که در آن $d_t=g(e_{1t})-g(e_{2t})$ تفاوت تابع زیان دو مدل، e_{it} خطای پیش‌بینی مدل i در زمان t، $\bar{d} = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} d_t$ میانگین تفاوت‌ها، $\hat{S}_d$ واریانس تفاوت‌ها و n تعداد مشاهدات است. استفاده از آزمون دایبولت-مارینو در این تحقیق، رویکردی نوآورانه در مطالعات تبخیر مخازن سدها محسوب می‌شود. درحالی‌که بیشتر مطالعات پیشین به مقایسه توصیفی معیارهای خطا بسنده کرده‌اند، در این پژوهش سعی شد با به‌کارگیری آزمون‌های آماری دقیق‌تر، پایه علمی مستحکم‌تری برای انتخاب مدل بهینه فراهم شود. نتایج آزمون DM نه تنها برتری مدل دمای حداکثر را تأیید می‌کند، بلکه نشان می‌دهد که در شرایط منطقه سد بوکان، پیچیده‌سازی مدل با افزودن متغیرهای اضافی از نظر آماری توجیه‌پذیر نیست. با توجه به مطالب بالا، درنهایت مدل مفهومی تحقیق به شکل ۱ ساخته شد.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]



شکل ۱ : مدل مفهومی تحقیق

نتایج

پارامترهای زیادی در تبخیر موثر هستند. به دلیل اینکه نمی‌توان در ANFIS از تعداد زیادی پارامتر به‌عنوان ورودی استفاده نمود، با استفاده از روش رگرسیون چندگانه ضرایب تاثیر هر یک از پارامترها محاسبه گردید که نتایج در ادامه آورده شده است.

پس از برآورد مدل، معنی‌داری اعداد به دست آمده از مدل نیز مورد بررسی قرار گرفت. مدل خطی چندگانه به روش معمولی به‌صورت کلی زیر است:

$$ERS = 94.331 - 0.356RH_{18.5} + 1.673RH_{12.5} - 2.514RH_{6.5} - 0.142T_{a\min} - 1.537T_{a\max} - 1.129T_{mean} + 5.113T_{\min} + 11.176T_{\max} - 0.314P$$

ضریب رگرسیون تخمین شده برای این معادله ۰/۹۷۰ است. پارامترهای این رابطه و میزان معنی‌داری و ضریب تاثیر هر یک از پارامترهای موثر در معادله بالا در جدول ۲ آورده شده است:

جدول۲ : نتایج حاصل از مدل خطی چندگانه برای تبخیر از سد بوکان

پارامتر	توضیح	ضریب	سطح معناداری
$RH_{18.5}$	رطوبت نسبی در ساعت ۱۸/۵	-۰/۰۵۵	۰/۰۱۳
$RH_{12.5}$	رطوبت نسبی در ساعت ۱۲/۵	۰/۲۰۷	۰/۰۰۱
$RH_{6.5}$	رطوبت نسبی در ساعت ۶/۵	-۰/۲۱۰	۰/۰۰
Ta_{min}	حداقل دمای مطلق	-۰/۰۲۰	۰/۸۷۰
Ta_{max}	حداکثر دمای مطلق	-۰/۱۲۹	۰/۳۷۰
T_{mean}	دمای حداقل	-۰/۰۷	۰/۷۴۲
T_{min}	دمای میانگین	۰/۲۷۰	۰/۰۳۸
T_{max}	دمای حداکثر	۰/۸۷۶	۰/۰۰۰
P	بارندگی	-۰/۰۶۴	۰/۰۰۴

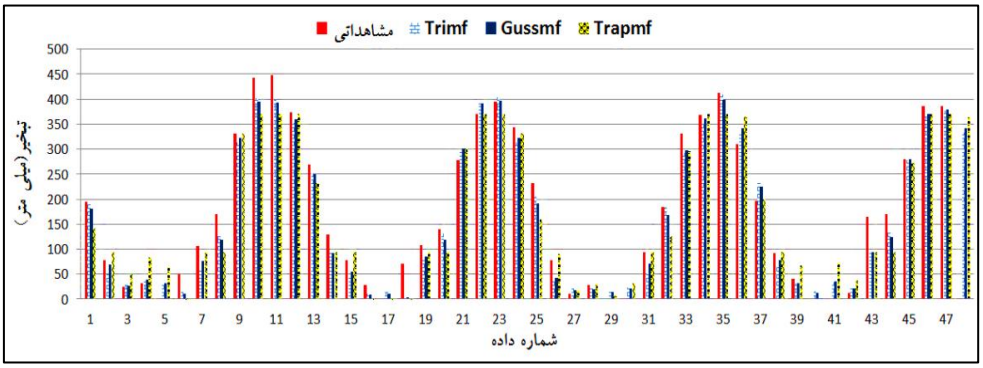
بر اساس نتایج جدول یک دمای حداکثر بیشترین تاثیر مثبت و حداقل دمای مطلق کمترین تاثیر را روی تبخیر دارند. با توجه به ضرایب تاثیر و سطح معناداری، دمای حداکثر، دمای میانگین، بارندگی، رطوبت نسبی در ساعات ۱۲/۵ و ۶/۵ به‌عنوان پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان استفاده شد. در این تحقیق برای پیش‌بینی از هشت مدل با خصوصیات زیر (جدول ۳) استفاده شد.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

جدول۳ : مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تبخیر از سطح سد بوکان

شماره مدل	پارامتر(های) ورودی مدل	توابع عضویت مورد بررسی	تعداد دوره‌های آموزشی
مدل ۱	دمای حداکثر	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۲	رطوبت نسبی در ساعت ۶:۳۰	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۳	دمای میانگین	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۴	رطوبت نسبی در ساعت ۱۲:۳۰	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۵	بارندگی	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۶	رطوبت نسبی در ساعت ۶:۳۰ و دمای حداکثر	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۷	دمای حداکثر و بارندگی	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰
مدل ۸	رطوبت نسبی در ساعت ۶:۳۰، دمای حداکثر و بارندگی	Trimf, Trapmf, Gussmf	۳، ۱۰، ۵۰، ۱۰۰

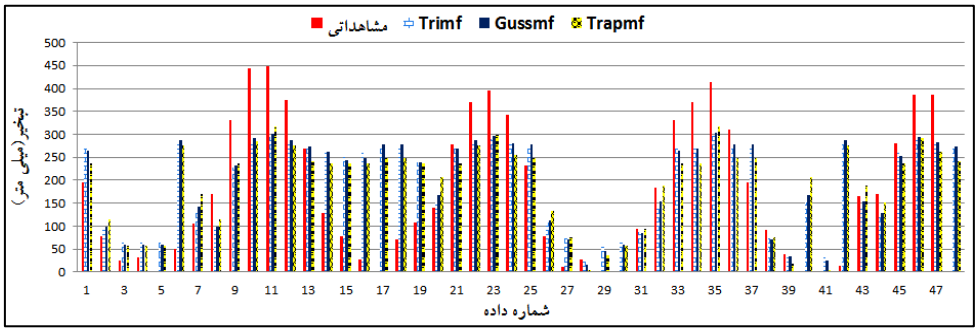
با توجه به نتایج ضرایب همبستگی، بهترین ساختار در مدل شماره یک، با ضریب همبستگی ۰/۹۲۷۰ (با تابع عضویت Trimf و ۱۰۰ دوره آموزشی)، به‌عنوان بهترین مدل تک متغیره و همچنین بهترین مدل کلی در میان تمامی سناریوهای آزمایش‌شده شناسایی شد.



شکل ۲ : مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده مدل یک با ۱۰۰ دوره و ۳ تابع عضویت با داده‌های مشاهداتی

این نتیجه، نقش محوری و تعیین‌کننده دمای حداکثر را در فرآیند تبخیر از مخزن سد بوکان به‌وضوح تایید می‌کند. عملکرد این مدل به‌وضوح از تمامی مدل‌های تک ورودی دیگر و حتی از مدل‌های ترکیبی چند ورودی پیشی گرفته است. این برتری نشان‌دهنده آن است که دمای حداکثر روزانه به‌تنهایی قوی‌ترین رابطه فیزیکی و آماری را با نرخ تبخیر ماهانه در منطقه مورد مطالعه دارد. این یافته کاملاً با مبانی تئوری تبخیر که بر نقش کلیدی انرژی خورشیدی و دمای هوا تاکید دارد، همسو است. رفتار این مدل در طول آزمایش‌های مختلف، یک الگوی پایدار و قابل تعمق را نشان می‌دهد. تابع عضویت مثلثی (Trimf) به‌طور مداوم بهترین نتیجه را ارائه داد. این می‌تواند نشان‌دهنده سادگی نسبی و خطی بودن رابطه بین دمای حداکثر و تبخیر در محدوده داده‌های مورد مطالعه باشد، که توسط یک تابع عضویت ساده مانند Trimf به‌خوبی قابل تقریب است. با افزایش دوره‌های آموزشی از ۳ به ۱۰۰، دقت مدل به‌طور پیوسته و جزئی بهبود یافت (از ۰/۹۲۵۱ به ۰/۹۲۷۰) این روند بهبود، نشان‌دهنده یادگیری موثر و پایدار مدل از رابطه زیربنایی است. مدل برای استخراج کامل این رابطه قوی به حداکثر دوره آموزشی (۱۰۰ دوره) نیاز داشت. در شرایط خاص منطقه سد بوکان، یک مدل ساده مبتنی بر تنها یک پارامتر کلیدی (دمای حداکثر) می‌تواند به‌اندازه یا حتی بهتر از مدل‌های پیچیده‌تر با داده‌های ورودی بیشتر عمل کند. این امر مزایای عملی قابل‌توجهی دارد، ازجمله کاهش هزینه و پیچیدگی جمع‌آوری داده، سادگی پیاده‌سازی مدل، و کاهش خطر بروز خطاهای ناشی از هم‌خطی بین متغیرهای ورودی. در مدل شماره دو مبتنی بر رطوبت نسبی در ساعت ۶:۳۰ صبح، با بهترین ضریب همبستگی ۰/۶۶۴۱ حاصل از تابع Trapmf و ۱۰۰ دوره آموزشی، عملکرد ضعیفی را در میان مدل‌های تک متغیره مبتنی بر رطوبت از خود نشان داد.

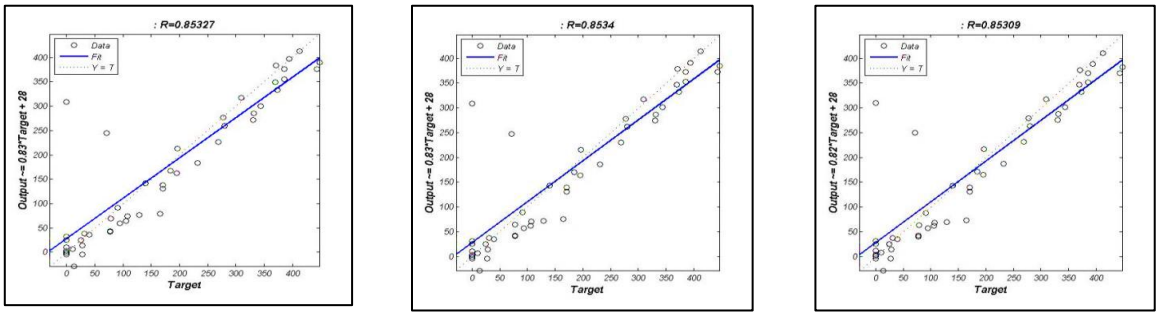
[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]



شکل ۳ : مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده مدل دو با ۱۰۰ دوره و ۳ تابع عضویت با داده‌های مشاهداتی

این نتیجه گویای نقش حاشیه‌ای و غیرمستقیم رطوبت اول صبح در فرآیند تبخیر ماهانه است. رطوبت نسبی در ساعات اولیه روز معمولاً در بالاترین حد خود است، زیرا دمای هوا در پایین‌ترین سطح قرار دارد. این پارامتر قبل از اینکه نشانه شرایط اشباع اولیه جو باشد، بیشتر نشان‌دهنده پتانسیل تبخیر در طول روز است. مدل ANFIS نتوانسته رابطه معنادار و پایداری بین این متغیر و تبخیر کلی ماهانه استخراج کند که منجر به ضریب همبستگی پایین شده است. رفتار این مدل از چند نظر جالب‌توجه و متفاوت است: برخلاف روند غالب در بیشتر مدل‌ها، تابع عضویت ذوزنقه‌ای (Trapmf) در اینجا بهینه‌ترین عملکرد را داشت. این ممکن است نشان‌دهنده آن باشد که رابطه بین رطوبت صبحگاهی و تبخیر، دارای یک بازه‌ی تاثیر است. با تغییر دوره‌های آموزشی، تابع بهینه بین Trimf و Trapmf در نوسان بود، که حاکی از عدم استحکام و حساسیت بالا مدل به تنظیمات اولیه هنگامی‌که تنها با این پارامتر ضعیف آموزش می‌بیند، است. عملکرد به‌مراتب ضعیف‌تر این مدل در مقایسه با مدل رطوبت ساعت ۱۲:۳۰ نکته مهمی را فاش می‌کند: رطوبت نسبی در ساعات اوج تابش و دما شاخص به‌مراتب بهتری برای تخمین تبخیر نسبت به رطوبت ساعات سرد روز است. این موضوع کاملاً با منطق فیزیکی همخوانی دارد، چراکه کمبود فشار بخار که موتور محرک تبخیر است، در ساعات میانی روز به اوج خود می‌رسد.

در مدل شماره سه مدل مبتنی بر دمای میانگین به‌تنهایی، با بهترین ضریب همبستگی ۰/۸۵۳۴ (با تابع Trimf و ۵۰ دوره آموزشی)، عملکردی خوب و قابل‌قبول از خود نشان داد.



۱۰ دوره آموزشی ۵۰ دوره آموزشی ۱۰۰ دوره آموزشی

شکل ۴ : نمودار رگرسیونی برای تابع Trimf مدل شماره سه

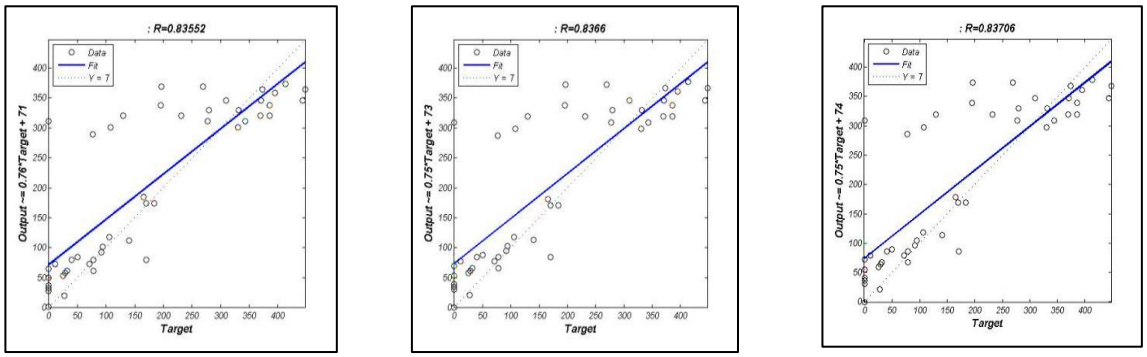
دمای میانگین، به‌عنوان معیاری یکپارچه از شرایط حرارتی روز، رابطه قوی و مثبتی با تبخیر نشان می‌دهد. این مدل موفق شده است رابطه پایدار فیزیکی را با دقت بالا یاد بگیرد. عملکرد نزدیک آن به مدل دمای حداکثر تأیید می‌کند که محتوای انرژی کلی محیط (که توسط دمای میانگین نمایندگی می‌شود) عامل بسیار تعیین‌کننده‌ای در تبخیر است. دقت مدل با افزایش دوره‌ها از ۳ به ۵۰، روندی بهبودی جزئی داشت و پس از آن تقریباً ثابت ماند. این نشان‌دهنده آن است که مدل برای استخراج کامل رابطه بین دمای میانگین و تبخیر به تعداد بیشتری دوره آموزشی نسبت به رطوبت، اما تعداد کمتری نسبت به دمای حداکثر نیاز دارد. نقطه بهینه در ۵۰ دوره آموزشی قرار

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

گرفت. تفاوت ۷ درصدی در دقت نهایی بین این مدل و مدل برتر (دمای حداکثر) گویای یک نکته مهم است: اگرچه میانگین دما شاخص خوبی است، اما حداکثر دما شاخص بهتری برای برآورد پتانسیل حداکثر تبخیر در طول روز است. احتمالاً پیک دمای روزانه نقش غیرخطی و تقویت‌کننده‌ای در فرآیند تبخیر ایفا می‌کند که میانگین دما قادر به نمایش کامل آن نیست. یافته این مدل از دو جهت دارای اهمیت عملی است: ۱- جایگزین قابل‌اعتماد: در صورت عدم دسترسی به داده دمای حداکثر، دمای میانگین می‌تواند به‌عنوان یک ورودی جایگزینِ بسیار مناسب برای مدل‌های پیش‌بینی تبخیر مورد استفاده قرار گیرد. ۲- تأیید مبانی فیزیکی: عملکرد خوب این مدل، مبانی ترمودینامیکی حاکم بر فرآیند تبخیر را تأیید می‌کند و نشانه توانایی مدل در یادگیری این اصول است.

درمجموع، مدل دمای میانگین پلی است بین مدل عالی دمای حداکثر و مدل متوسط رطوبت نسبی و نشان می‌دهد که شاخص‌های مبتنی بر دما، به‌طور کلی، بر شاخص‌های مبتنی بر رطوبت در پیش‌بینی تبخیر در منطقه مورد مطالعه برتری دارند. این الگو با منطق معادلات فیزیکی مبتنی بر انرژی مانند پنمن-مانتیث نیز همسو است.

در پیش‌بینی با مدل شماره چهار می‌توان دریافت که تابع Gussmf نزدیک‌ترین پیش‌بینی را به واقعیت دارد. با توجه به مقایسه ضرایب همبستگی بهترین ساختار در مدل شماره چهار برای پیش‌بینی تبخیر، پیش‌بینی با تابع Gussmf با ۳ دوره آموزشی است.



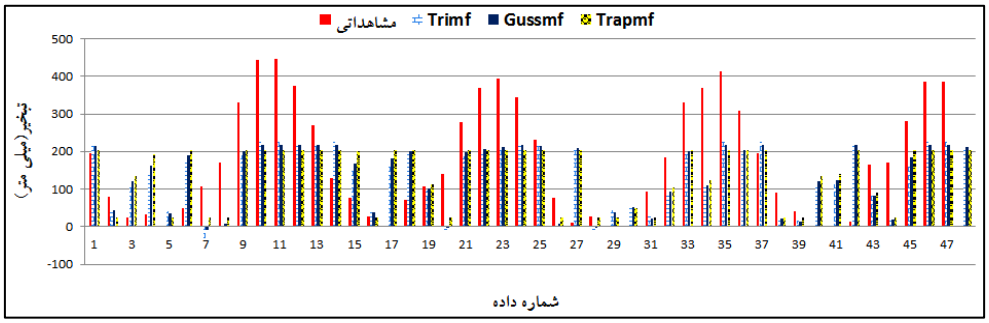
۱۰۰ دوره آموزشی ۵۰ دوره آموزشی ۱۰ دوره آموزشی

شکل ۵ : نمودار رگرسیونی برای تابع Gussmf مدل شماره چهار

مدلی که تنها از رطوبت نسبی ساعت ۱۲:۳۰ به‌عنوان ورودی استفاده کرده، با ضریب همبستگی حدود ۰/۸۳ عملکردی متوسط داشته ، بهتر از مدل بارندگی اما ضعیف‌تر از مدل دمای حداکثر است. نکته‌ی مهم این است که برخلاف روند غالب سایر مدل‌ها (برتری Trimf و دوره‌های آموزشی طولانی)، این مدل با تابع عضویت گوسی (Gaussmf) و تنها ۳ دوره آموزشی بهترین نتیجه را به دست آورده است. این نشان می‌دهد رابطه‌ی میان رطوبت ظهر و تبخیر نسبتاً ساده است و نیاز به آموزش طولانی ندارد. افزایش دوره‌های آموزشی تا ۱۰۰ باعث کاهش جزئی دقت شد که نشانه‌ی بیش برازش خفیف است. یافته‌ها تأیید می‌کنند رطوبت ظهر دومین پارامتر مؤثر در پیش‌بینی تبخیر است (پس از دمای حداکثر)، اما قدرت محرک اصلی را ندارد. درنهایت، این مطالعه نشان می‌دهد که برای هر پارامتر هواشناسی، ترکیب بهینه‌ی متفاوتی از تنظیمات ANFIS لازم است و نمی‌توان یک قانون کلی برای همه‌ی متغیرها ارائه کرد.

در مدل شماره پنج که تنها از پارامتر بارندگی به‌عنوان ورودی استفاده می‌کند، ضعیف‌ترین عملکرد را در میان تمامی مدل‌های بررسی‌شده دارد. بهترین ضریب همبستگی (R) برای این مدل، تنها ۰/۵۳۶۴ است که با تابع عضویت Trimfو تنها ۳ دوره آموزشی به‌دست‌آمده است.

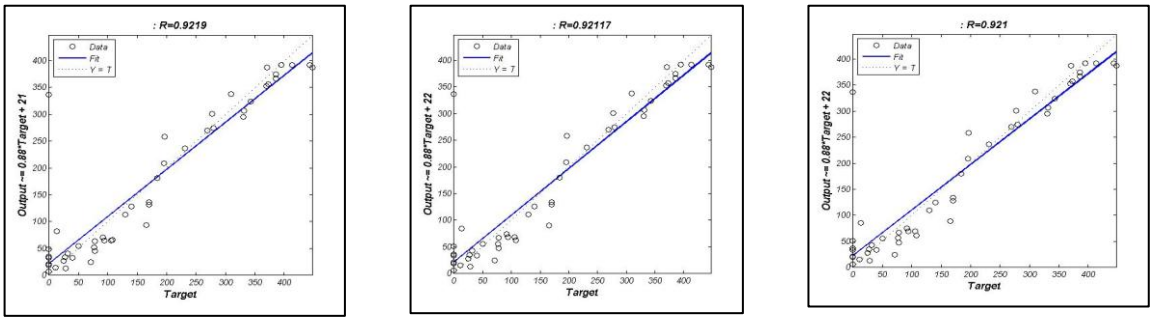
[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]



شکل ۶ : مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده مدل پنج با ۱۰۰ دوره و ۳ تابع عضویت با داده‌های مشاهداتی

جلب‌توجه اینکه افزایش دوره‌های آموزشی تا ۱۰۰ دوره، هیچ بهبودی در دقت پیش‌بینی ایجاد نکرد و مقدار R ثابت باقی ملند. این نتیجه به‌وضوح نشان می‌دهد که بارندگی به‌تنهایی یک پیش‌بینی کننده ضعیف و ناکافی برای تبخیر ماهانه از مخزن سد بوکان است. از دیدگاه فیزیکی، این موضوع قابل توجیه است. تبخیر عمدتاً تابعی از انرژی موجود برای تغییر فاز (تابش خورشیدی، دما) و قدرت جو برای انتقال بخار آب (رطوبت، سرعت باد) است. درحالی‌که بارندگی یک رویداد گسسته است که تأثیر آنی و پیچیده‌ای بر رطوبت خاک و سطح آب دارد، اما رابطه مستقیم، پایدار و خطی با فرآیند تبخیر در مقیاس ماهانه ایجاد نمی‌کند. ثابت ماندن ضریب همبستگی با افزایش دوره‌های آموزشی از ۳ به ۱۰۰، حاکی از آن است که مدل به‌سرعت به حداکثر توانایی خود در استخراج رابطه بین این دو متغیر رسیده است. این (سقف دقت) پایین، خود تأییدی بر ضعف ذاتی رابطه بارندگی–تبخیر در این چارچوب مدل‌سازی است. در این مدل نیز، تابع (Trimf) عملکرد بهتری نسبت به توابع (Trapmf) و (Gussmf) نشان داد که همسو با تمایل کلی تحقیق است و می‌تواند نشان‌دهنده مناسب‌تر بودن این تابع برای مدل‌سازی پدیده‌های هیدرولوژیک با داده‌های مورد مطالعه باشد.

در مدل شماره شش با ورودی که ترکیبی از دمای حداکثر (قوی‌ترین پارامتر) و رطوبت نسبی ساعت ۶:۳۰ (ضعیف‌ترین پارامتر رطوبتی) است، با بهترین ضریب همبستگی ۰/۹۲۳۳ (تابع Trimf ، ۱۰۰ دوره آموزشی)، عملکردی مشابه و حتی اندکی پایین‌تر از مدل تک ورودی دمای حداکثر ارائه داد.



۱۰۰ دوره آموزشی ۱۰ دوره آموزشی ۳ دوره آموزشی

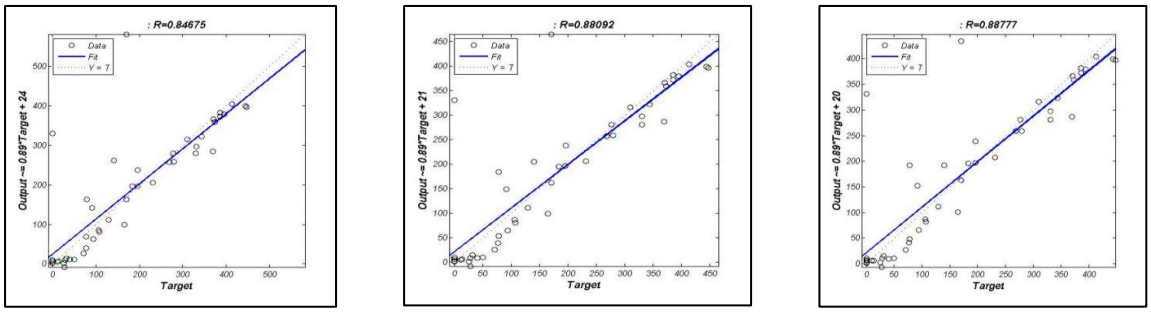
شکل ۷ : نمودار رگرسیونی برای تابع Trimf مدل شماره شش

این نتیجه نشان می‌دهد که افزودن یک پارامتر ضعیف و نامرتبط نه‌تنها بهبودی ایجاد نکرده، بلکه به دلیل اضافه کردن نویز یا پیچیدگی غیرضروری، می‌تواند باعث افت جزئی دقت شود. این مدل یک درس مهم در مدل‌سازی داده‌محور ارائه می‌دهد: تعداد بیشتر پارامترهای ورودی همیشه برابر با مدل بهتر نیست. در اینجا، پارامتر رطوبت صبحگاهی که به‌تنهایی رابطه ضعیفی با تبخیر داشت (R=0.66)، نتوانسته است اطلاعات مفید تکمیلی به مدل مبتنی بر دما اضافه کند. این موضوع می‌تواند ناشی از همبستگی پایین این دو متغیر با یکدیگر در راستای پیش‌بینی تبخیر، یا غالب بودن کامل سیگنال دمای حداکثر باشد. الگوی بهینه‌سازی این مدل نیز از روند کلی

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

پیروی کرد. تابع Trimfو ۱۰۰ دوره آموزشی بهترین نتیجه را داد، که نشان می‌دهد حتی در حضور یک ورودی اضافی، ساختار و فرآیند آموزش بهینه مدل تغییر چندانی نکرده است. تفاوت ناچیز ۰/۰۰۴ بین دقت این مدل و مدل شماره ۱ (تنها دمای حداکثر) از نظر آماری ممکن است ناچیز باشد، اما از نظر عملی و مدل‌سازی پیام مهمی دارد: برای پیش‌بینی تبخیر در سد بوکان، یک مدل ساده و کم ورودی که تنها بر دمای حداکثر متکی است، بهینه به نظر می‌رسد. افزودن رطوبت صبحگاهی تنها پیچیدگی مدل را افزایش می‌دهد بدون اینکه سودمندی خوبی داشته باشد. مدل شماره ۶ به‌وضوح اصل پارسیمونی (Occam's Razor) را در مدل‌سازی هوش مصنوعی تأیید می‌کند: «از بین مدل‌هایی که دقت پیش‌بینی مشابهی دارند، ساده‌ترین را انتخاب کن» (Elmozinino *et al*., 2025).

در مدل شماره هفت با دو ورودی ترکیب‌کننده دمای حداکثر و بارندگی، با بهترین ضریب همبستگی ۸۸۷۸/ ۰(با تابع Gaussmf و تنها ۳ دوره آموزشی)، عملکردی به‌طور قابل‌توجهی ضعیف‌تر از مدل تک‌ورودی دمای حداکثر (۰/۹۲۷۰) از خود نشان داد. این نتیجه به‌وضوح نشان می‌دهد که افزودن یک پارامتر ضعیف و نامرتبط (بارندگی) می‌تواند دقت یک مدل قوی را تضعیف کند. این مدل یک مورد کلاسیک از آلودگی سیگنال با نویز را به تصویر می‌کشد. بارندگی، به دلیل ماهیت گسسته، غیرخطی و رابطه فیزیکی پیچیده با تبخیر (از یک سو با افزایش رطوبت تبخیر را کاهش می‌دهد و از سوی دیگر با تأمین آب قابل تبخیر، پتانسیل آن را افزایش می‌دهد)، به‌عنوان یک عامل نویزآمیز وارد مدل شده است. شبکه ANFIS نتوانسته است یک الگوی پایدار از این پارامتر برای بهبود پیش‌بینی استخراج کند و در عوض، وجود آن باعث سردرگمی مدل و کاهش دقت شده است.

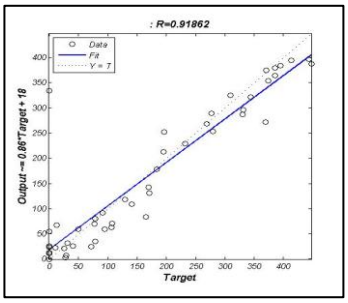


۳ دوره آموزشی ۵۰ دوره آموزشی ۱۰۰ دوره آموزشی

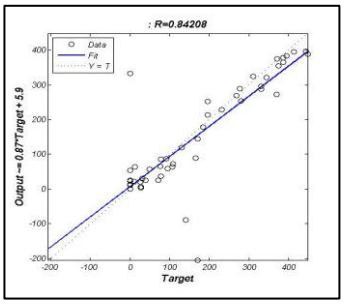
شکل ۸ : نمودار رگرسیونی برای تابع Gussmf مدل شماره هفت

رفتار مدل شماره ۷ از روند غالب فاصله گرفت و نکات مهمی را آشکار کرد. برخلاف بیشتر مدل‌ها که در آن‌ها تابع Trimf بهترین بود، در این مدل تابع گوسی (Gaussmf) عملکرد بهینه داشت. احتمالاً به دلیل ماهیت پیچیده‌تر رابطه ترکیبی دما و بارندگی که با تابع نرم‌تر بهتر مدل می‌شود. جالب‌تر اینکه بهترین نتیجه با کمترین تعداد دوره آموزشی حاصل شد و با افزایش دوره‌ها به ۱۰۰، دقت کاهش یافته که نشانه‌ای از بیش برازش سریع است، یعنی مدل الگوی اصلی را زود یاد گرفت و سپس شروع به حفظ نویز ناشی از پارامتر نامربوط بارندگی کرد. این مدل نه‌تنها از مدل تک ورودی دما عقب افتاد، بلکه از مدل ترکیبی دما و رطوبت ظهر نیز ضعیف‌تر بود. بنابراین، کیفیت و ارتباط داده‌های ورودی مهم‌تر از تعداد آن‌هاست؛ یک پارامتر خوب مانند رطوبت ظهر مفید است، اما پارامتر ضعیفی مثل بارندگی می‌تولند مضر باشد. این یافته اهمیت پیش‌پردازش، تحلیل اهمیت متغیرها و انتخاب ورودی‌های مناسب را پیش از آموزش مدل‌های پیچیده‌ای مانند ANFIS برجسته می‌کند. همچنین نشان می‌دهد ترکیب برخی پارامترها می‌تواند دینامیک یادگیری را تغییر دهد و نیازمند تنظیمات خاص باشد. مدل شماره هشت پیچیده‌ترین مدل این مطالعه با سه ورودی (دمای حداکثر، رطوبت صبحگاهی و بارندگی)، تنها توانست به بهترین ضریب همبستگی ۰/۹۱۸۶ (با تابع Trimf و ۱۰ دوره آموزشی) دست یابد.

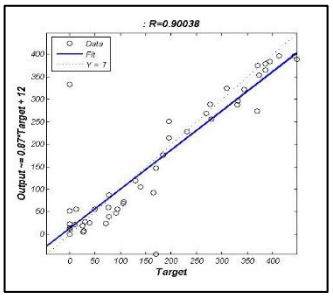
[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]



۳ دوره آموزشی



۵۰ دوره آموزشی



۱۰۰ دوره آموزشی

شکل ۸ : نمودار رگرسیونی برای تابع Gussmf مدل شماره هفت

این مقدار نه تنها از مدل تک ورودی دمای حداکثر پایین‌تر است، بلکه عملکرد آن ناپایدارتر به نظر می‌رسد (بهترین دوره آموزشی ۱۰ است و پس از آن دقت کاهش می‌یابد). این نتیجه، نقطه اوج تأیید اصل پارسیمونی در مدل‌سازی را نشان می‌دهد. این مدل به‌وضوح نشان می‌دهد که جمع کردن پارامترهای ضعیف و نامرتبط به یک پارامتر قوی، مدل بهتری نمی‌سازد. در اینجا، دو پارامتر با عملکرد ضعیف (رطوبت صبحگاهی و بارندگی) نه‌تنها کمکی نکرده‌اند، بلکه با اضافه کردن نویز و پیچیدگی غیرضروری، باعث شده‌اند مدل نتواند به دقت مدل ساده‌تر تنها با دمای حداکثر دست یابد. بهترین عملکرد این مدل در ۱۰ دوره آموزشی به دست آمد، نه در ۳ یا ۱۰۰ دوره. این ناپایداری در انتخاب نقطه بهینه، نشان‌دهنده حساسیت بالا مدل‌های پیچیده با ورودی‌های اضافی به شرایط اولیه آموزش است. چنین مدل‌هایی برای استفاده عملیاتی کمتر قابل‌اعتماد هستند. مدل شماره ۸ به‌عنوان پیچیده‌ترین سناریو، اتمام بخش استدلال اصلی این تحقیق است. عملکرد آن به همراه سایر مدل‌ها، این سیر منطقی را ثابت می‌کند:

دمای حداکثر به‌تنهایی (مدل ۱) قوی‌ترین پیش‌بینی کننده است. سایر پارامترها به‌تنهایی (مدل‌های ۲ تا ۵) دقت کمتری دارند و رتبه‌بندی اثرگذاری آنها به ترتیب دمای میانگین، رطوبت ظهر، رطوبت صبح و بارندگی است. افزودن پارامترهای ثانویه ضعیف به پارامتر غالب (مدل‌های ۶، ۷ و ۸) منجر به بهبود دقت نشد و در برخی موارد (مدل ۷) حتی باعث افت چشمگیر هم شد. ضرایب همبستگی بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده با مدل‌ها و ساختارهای مختلف مبنای انتخاب بهترین مدل است. نتایج مطابق جدول ۴ است:

جدول ۴ : بهترین ساختار شبکه عصبی-فازی برای پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان

شماره مدل	ساختار	ضریب همبستگی	RMSE (mm/month)	نسبت RMSE بر دامنه تغییرات	تفسیر بر اساس ضریب همبستگی
۱	تابع Trimf با سه تابع عضویت و ۱۰۰	۰/۹۲۷۰	۲۸/۶۱	۰/۰۷	دقت خوب
۲	تابع Trapmf با سه تابع عضویت و	۰/۶۶۴۱	۱۰۶/۹۲	۰/۳۴	دقت غیرقابل‌قبول
۳	تابع Trimf با سه تابع عضویت و ۵۰	۰/۸۵۳۴	۶۴/۵۴	۰/۱۴۵	دقت متوسط
۴	تابع Gussmf با سه تابع عضویت و ۳	۰/۸۳۷۱	۷۲/۸۱	۰/۱۹۲	دقت ضعیف
۵	تابع Trimf با سه تابع عضویت و ۳	۰/۵۳۶۴	۱۲۵/۵۶	۰/۴۸۵	دقت غیرقابل‌قبول
۶	تابع Trimf با سه تابع عضویت و ۱۰۰	۰/۹۲۳۳	۲۹/۲۲	۰/۰۷۶	دقت خوب
۷	تابع Gussmf با سه تابع عضویت و ۳	۰/۸۸۷۸	۵۰/۸۳	۰/۱۱۵	دقت متوسط
۸	تابع Trimf با سه تابع عضویت و ۱۰	۰/۹۱۸۶	۳۲/۹۸	۰/۰۸۳	دقت خوب

بنابراین با توجه به نتایج بهترین مدل برای پیش‌بینی تبخیر در سد بوکان، مدل شماره یک است. یعنی برای پیش‌بینی استفاده از دمای حداکثر به‌عنوان پارامتر ورودی بهترین گزینه است. تابع آموزش Trimf با ۱۰۰ دور آموزش بهترین نتیجه را به همراه داشت.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

برای پیش‌بینی تبخیر ماهانه از مخزن سد بوکان، یک مدل ساده ANFIS با تنها یک ورودی (دمای حداکثر ماهانه)، بهینه‌ترین گزینه از نظر دقت، پایداری، قابلیت اطمینان و سهولت اجرا است .این یافته علاوه بر ارائه یک ابزار مدیریتی عملی، درک ما از مکانیسم غالب در سامانه تبخیر این منطقه (سلطه پارامترهای انرژی بر پارامترهای رطوبتی) را نیز افزایش می‌دهد و اهمیت انتخاب هوشمندانه و مبتنی بر فیزیک متغیرهای ورودی در مدل‌سازی هوش مصنوعی پدیده‌های هیدرولوژیک را به‌خوبی نمایان می‌سازد. ضرایب همبستگی محاسباتی نشان از قدرت شبکه‌های عصبی–فازی در پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان دارد. نتایج آزمون DM در جدول ۵ آورده شده است.

جدول ۵ : نتایج آزمون DM بین مدل‌های مختلف پیش‌بینی

مدل مقایسه شونده	مقدارp	آمارهDM	تفسیر
مدل ۱ با مدل ۲	۰/۰۰۰۰۱	۴/۷۶۳	مدل ۱ به‌طور معناداری بهتر از مدل ۲ است
مدل ۱ با مدل ۳	۰/۰۰۱۳	۳/۲۱۵	مدل ۱ بهتر از مدل ۳ است
مدل ۱ با مدل ۴	۰/۰۰۳۸	۲/۸۹۱	برتری معنادار مدل ۱ بر مدل ۴
مدل ۱ با مدل ۵	۰/۰۰۰۰۰۰	۶/۱۲۴	تفاوت بسیار معنادار دو مدل
مدل ۱ با مدل ۶	۰/۳۸۱	۰/۸۷۶	تفاوت بین دو مدل معنادار نیست
مدل ۱ با مدل ۷	۰/۰۳۴	۲/۱۲	مدل ۱ بهتر است.
مدل ۱ با مدل ۸	۰/۲۶۱	۱/۱۲۴	تفاوت آماری معنادار نیست

نتایج آزمون DM نشان می‌دهد که مدل شماره ۱ (دمای حداکثر) به‌طور معناداری از مدل‌های ۲، ۳، ۴، ۵ و ۷ بهتر عمل می‌کند. بااین‌حال، تفاوت دقت بین مدل ۱ با مدل‌های ۶ و ۸ از نظر آماری معنادار نبوده که نشان می‌دهد این مدل‌ها از نظر توان پیش‌بینی معادل هستند. این یافته تأیید می‌کند که استفاده از رطوبت نسبی صبح گاهی و دمای حداکثر (مدل ۶) و استفاده از رطوبت نسبی صبحگاهی و دمای حداکثر و بارش (مدل ۸) تفاوت بارزی با مدل ۱ که فقط از دمای حداکثر استفاده شده ، ندارند. به این معنا که رطوبت نسبی صبح گاهی و بارش هیچ کدام عوامل موثر در تبخیر نبوده و دمای بیشینه به‌طور مستقل می‌تواند بهترین پیش‌بینی کننده تبخیر باشد. استفاده از متغیرهای دیگر پیچیدگی و زمان محاسبه را افزایش می‌دهد.

بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق میزان تبخیر از سطح مخزن سد بوکان با استفاده از سیستم استنتاج عصبی–فازی پیش‌بینی شد. نقطه قوت و تمایز این مطالعه، بررسی سامانمند و جداگانه اثر هر پارامتر و ترکیب‌های مختلف آن است. درحالی‌که بسیاری از تحقیقات داخلی و خارجی مستقلاً به سراغ مدل‌های چند ورودی رفته‌اند، این پژوهش به‌وضوح نشان داد که در شرایط منطقه سد بوکان، یک مدل تک ورودی ساده بر پایه دمای حداکثر می‌تواند از مدل‌های پیچیده‌تر دقیق‌تر و پایدارتر عمل کند. این یافته، اصل پارسیمونی را در مدل‌سازی هیدرولوژیک منطقه تأیید می‌کند و می‌تواند منجر به صرفه‌جویی در هزینه و زمان پایش شود. یافته این تحقیق با نتایج مطالعات خارجی متعددی همخوانی دارد. به‌عنوان مثال، Dökmen و همکاران (2025) در مقایسه مدل‌های ANFIS و شبکه عصبی چندلایه (MLP) برای پیش‌بینی تبخیر مخازن نشان دادند که پارامترهای دمایی، به‌ویژه دمای حداکثر، سهم قابل‌توجهی در افزایش دقت پیش‌بینی دارند. آنها گزارش کردند که هرچند مدل‌های چند متغیره می‌توانند اطلاعات بیشتری را وارد مدل کنند، اما در بسیاری از موارد افزایش تعداد ورودی‌ها موجب کاهش تعمیم‌پذیری مدل ANFIS می‌شود (Dökmen *et al*., 2025) . همچنین نتایج این تحقیق با یافته‌های مطالعاتی که بر سادگی ساختار ورودی تأکید دارند سازگار است. در پژوهشی که توسط Shiri و همکاران (2021) انجام شد، نشان داده شد که مدل‌های ANFIS با ورودی‌های محدود اما مؤثر، در برخی شرایط عملکردی مشابه یا حتی بهتر از مدل‌های پیچیده‌تر دارند. این موضوع به‌ویژه در شرایطی که طول دوره آماری محدود است، اهمیت بیشتری پیدا می‌کند (Shiri *et al*., 2021). از نظر ساختار مدل، نتایج این پژوهش نشان داد که

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

توابع عضـــویت مثلثی (Trimf) در اغلب مدل‌ها عملکرد بهتری نســـبت به توابع Trapmf و Gaussmf داشـــته‌اند. این یافته با نتایج گزارش‌شده توسط Kisi و همکاران (2020) همخوانی دارد که بیان کردند توابع عضویت ساده‌تر می‌توانند فرآیند یادگیری را پایدارتر کرده و از بیش برازش جلوگیری نمایند (Kisi *et al*., 2020). در مقابل، برخی مطالعات خارجی نشـان داده‌اند که اسـتفاده از توابع Gaussmf در ترکیب با الگوریتم‌های بهینه‌سازی فرا ابتکاری می‌تواند دقت مدل را افزایش دهد (Oladipo and Sun, 2023)، امری که در پژوهش حاضر به دلیل تمرکز بر ساختار پایه ANFIS مورد بررسی قرار نگرفته است. مطالعات متعددی بر نقش کلیدی پارامترهای مرتبط با انرژی در تبخیر تأکید دارند. به‌عنوان مثال، پژوهش‌های مشـابه با اسـتفاده از ANFIS یا شـبکه‌های عصـبی در ترکیه و هند نیز دمای حداکثر و حداقل را به‌عنوان مؤثرترین عوامل معرفی کرده‌اند (Kisi, 2013; Guven and Aytac, 2013) . این موضـوع با یافته اصـلی تحقیق حاضـر (برتری مدل دمای حداکثر) کاملاً همسـوست. برخی مطالعات، مانند تحقیق Piri و همکاران (2009)، رطوبت نسـبی را نیز به‌عنوان پارامتری با اهمیت بالا معرفی کرده‌اند.

در این پژوهش، رطوبت نسبی ظهر عملکرد به‌مراتب بهتری نسبت به رطوبت صـبح نشـان داد. این تفاوت مهم نشـان می‌دهد که زمان اندازه‌گیری رطوبت نسبی تعیین‌کننده است و یافته‌های متضاد در ادبیات ممکن است ناشی از استفاده از داده‌های رطوبتی در ساعات متفاوت باشـد. همسـو با یافته این تحقیق که بارندگی ضـعیف‌ترین پیش‌بینی کننده بود، مطالعه Kaskin و Terzi (2005) بر روی دریاچه‌ای در ترکیه نیز بارندگی را پارامتری با اهمیت کم ارزیابی کردند. این سـازگاری نشـان می‌دهد در مدل‌سـازی ماهانه تبخیر از سـطوح وسـیع آبی، بارندگی به‌تنهایی رابطه مسـتقیم و قوی ندارد. تحقیق سـتاری و همکاران (۱۳۹۳) در منطقه‌ای با اقلیم مشـابه، پارامترهای دمای حداقل، حداکثر و رطوبت نســـبی را مؤثرترین عوامل در تبخیر معرفی کردند. نتایج حاضـــر با تأکید بر دمای حداکثر به‌عنوان قوی‌ترین پارامتر، این یافته را تأیید و دقیق‌تر می‌کند. مطالعات داخلی متعددی، همچون کار خانجانی و همکاران (۱۳۹۰)، کارایی بالای مدل ANFIS را نسـبت به روش‌های تجربی رایج (مانند بلانی–کریدل) در برآورد تبخیر تأیید کرده‌اند. این پژوهش نیز با دستیابی به ضریب همبستگی بالای ۰/۹۲ در مدل بهینه، مجدداً بر این برتری صحه می‌گذارد. بر این اساس، نتایج تحقیق حاضر نه‌تنها با بخش قابل‌توجهی از ادبیات داخلی و خارجی هم‌راستا است، بلکه نشان می‌دهد که ساده‌سازی ساختار مدل و تمرکز بر پارامترهای غالب اقلیمی می‌تواند جایگزین مناسبی برای مدل‌های پیچیده و داده‌محور باشد. این ویژگی به‌ویژه در شرایطی که دسترسی به داده‌های کامل هواشناسی محدود است، از اهمیت بالایی برخوردار است. این مطالعه نشان داد که یک مدل ساده مبتنی بر دمای حداکثر ماهانه، نه‌تنها از دقت کافی برای پیش‌بینی تبخیر سد بوکان برخوردار است، بلکه از نظر عملیاتی و اقتصادی نیز بهینه‌ترین گزینه محسوب می‌شود. یافته اصلی تحقیق تأیید می‌کند که در شرایط اقلیمی منطقه ســـد بوکان، پیچیدگی مدل لزوماً به دقت بالاتر منجر نمی‌شـــود و یک مدل تک متغیره می‌تواند نیازهای مدیریتی را به‌طور کامل برآورده سازد. از دیدگاه مدیریت منابع آب، این پژوهش سه پیام کلیدی دارد: نخست، کاهش هزینه‌های پایش با حذف نیاز به اندازه‌گیری پارامترهای متعدد هواشناسی. دوم، تسهیل در اجرا و یکپارچه‌سازی مدل در سیستم‌های تصمیم‌گیری موجود و سوم، افزایش قابلیت اطمینان برنامه‌ریزی تخصـیص آب با کاهش عدم قطعیت در برآورد تلفات تبخیر. مدل ارائه‌شـده می‌تواند مبنای دقیق‌تری برای تعیین سـهمیه‌های آب شـهری، کشاورزی و صنعتی در پایین‌دست سد بوکان فراهم کند. نتایج این تحقیق را می‌توان به شکل زیر خلاصه نمود:

- بهترین پارامتر انتخابی برای پیش‌بینی: با استفاده از تحلیل رگرسیونی و با توجه به ضرایب تاثیر به دست آمده، پارامترهای دمای حداکثر، دمای میانگین، بارندگی، رطوبت نسبی در ساعت‌های ۱۲/۵ و ۶/۵ به‌عنوان موثرترین پارامترهای در تبخیر محسوب شده و به‌عنوان پارامترهای ورودی برای پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان استفاده شد.

– برتری مطلق مدل ساده: مدل تک ورودی شماره ۱ (بر پایه دمای حداکثر) با بیشترین ضریب همبستگی به‌عنوان بهترین و کارآمدترین مدل شناسایی شد.

– رتبه‌بندی اهمیت پارامترهای انفرادی: بر اساس ضرایب همبستگی مدل‌های تک ورودی، میزان تأثیر پارامترها به این ترتیب است : دمای حداکثر، دمای میانگین، رطوبت نسبی ظهر، رطوبت نسبی صبح و بارندگی.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

– عدم بهبود با افزایش ورودی‌ها: مدل‌های ترکیبی (۶، ۷، ۸) نتوانستند دقت مدل تک ورودی دمای حداکثر را بهبود بخشند. در مورد مدل شماره ۷ (ترکیب دما و بارندگی)، دقت حتی کاهش معناداری یافت.

– الگوی پایدار بهینه‌سازی: در اکثر مدل‌های موفق (۱، ۳، ۶، ۸)، تابع عضویت مثلثی (Trimf) و دوره‌های آموزشی بیشتر (۵۰ یا ۱۰۰ دوره) منجر به بهترین نتایج شدند. این نشان‌دهنده رابطه نسبتاً خطی و نیاز به یادگیری عمیق‌تر برای استخراج الگوهای اصلی است.

نتایج این پژوهش نشان داد که ANFIS قادر است تبخیر از سطح مخزن سد بوکان را با دقت قابل قبولی پیش‌بینی کند. در میان سناریوهای مختلف، مدل مبتنی بر دمای حداکثر بهترین عملکرد را از نظر ضریب همبستگی ارائه داد. این یافته بیانگر نقش غالب دمای حداکثر در کنترل فرآیند تبخیر در اقلیم منطقه مورد مطالعه است.

– از منظر آماری، مدل مبتنی بر دمای حداکثر ماهانه نه‌تنها بالاترین دقت را در میان تمامی سناریوهای آزمایش‌شده دارد، بلکه از نظر معیارهای آماری پیشرفته نیز برتری خود را حفظ می‌کند. نسبت RMSE به دامنه تغییرات نشان می‌دهد که خطای این مدل کمتر از ۱۰ درصد نوسانات کل تبخیر است که در رده دقت عالی قرار می‌گیرد. آزمون دایبولت–مارینو نیز تأیید می‌کند که این مدل به‌طور معناداری از مدل‌های مبتنی بر رطوبت و بارندگی بهتر عمل می‌کند. این برتری آماری ناشی از رابطه فیزیکی قوی و مستقیم بین دمای حداکثر و فرآیند تبخیر است که در اقلیم نیمه‌خشک منطقه بوکان، نقش انرژی خورشیدی را به‌عنوان عامل اصلی محرک تبخیر نمایندگی می‌کند و در نهایت

– مدل تک ورودی نیاز به اندازه‌گیری پیوسته چندین پارامتر هواشناسی را مرتفع می‌سازد. در عمل، این به معنای کاهش هزینه‌های تجهیزات پایش، صرفه‌جویی در نیروی انسانی و کاهش پیچیدگی نگهداری سیستم‌های اندازه‌گیری است. برای سد بوکان که در منطقه‌ای دورافتاده قرار دارد، این ساده‌سازی به معنای قابلیت اطمینان بالاتر و تداوم بهتر در تولید داده‌های مورد نیاز برای تصمیم‌گیری است.

منابع

اجلالی، م. ۱۳۸۳. هیدرولوژی کاربردی .انتشارات دانشگاه تهران.

احمدی، م.، باقری، ع.، و شفیعی، ف.، ۱۳۹۴. مقایسه ANFIS و GP در برآورد تبخیر و تعرق ماهانه شمال غرب ایران .نشریه مهندسی آب ایران، جلد ۸، شماره ۴، صفحات ۷۸-۶۷.

اسکای نوغانی، م.، قربانی، خ.، و سهرابی، ت.، ۱۳۸۷. پیش‌بینی تبخیر از سد گلستان با شبکه‌های عصبی .نشریه علوم آب ایران، جلد ۳، شماره ۱، صفحات ۴۲-۳۳.

خانجانی، م.، شریفی، م.، و سبحانی، ح.، ۱۳۹۰. برآورد تبخیر با استفاده از سیستم استنتاج فازی–عصبی تطبیقی (ANFIS) و مقایسه آن با روش‌های تجربی .علوم و مهندسی آبیاری ایران، جلد۴، شماره ۲، صفحات ۴۵-۵۶.

زارع ابیانه، م.، کامکار، ب.، و علیزاده، ا.، ۱۳۸۸. برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع با .ANFIS نشریه تحقیقات آب و خاک ایران، جلد ۲۳، شماره ۲، صفحات ۱۱۰-۱۰۱.

ستاری، م.، شیری، ج.، احمدی، م.، و قاسمی، ع.، ۱۴۰۰. بررسی پارامترهای مؤثر بر تبخیر مخازن سدها با استفاده از مدل‌های هوشمند .مجله علوم آب و خاک ایران، جلد ۳۵، شمار ۴، صفحات ۲۲۸-۲۱۵.

فرزاد، ر.، شرافتی، ا.، ,احمدی، ف.، و حسینی، س.ع.، ۱۴۰۲. توسعه مدل‌های تلفیقی بردار پشتیبان فرا ابتکاری و تجزیه‌محور در پیش‌بینی تبخیر از مخزن سد دز .فصلنامه حفاظت منابع آب و خاک، جلد ۱۴، شماره، صفحات

عبدی، ر.، یاسی، م.، سکوتی اسکویی، ر.، و محمدی، ا.، ۱۳۹۳. ارزیابی نیاز زیست‌محیطی رودخانه زرینه‌رود با روش‌های هیدرولوژیکی. نشریه علمی–پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز، جلد۶، شماره ۳، صفحات ۲۲۳-۲۱۱.

صباح مشهدی، ش.، علامتیان، ا.، و زنگوئی، م.، ۱۴۰۱. ارزیابی مدل‌های ANFIS و GMDH در پیش‌بینی تبخیر ماهانه سد طرق .کنفرانس ملی مهندسی عمران، معماری و توسعه شهری پایدار ایران .مشهد.

کارآموز، م.، و عراقی‌نژاد، م.، ۱۳۸۵. بررسی تبخیر از مخازن سدها در ایران .نشریه علوم آب ایران، جلد ۲، شماره۱، صفحات ۵۶-۴۵.

محمدی، م.، جهان تیغ، ح.، و ذوالفقاری، ف.، ۱۴۰۳. پیش‌بینی ماهانه تبخیر از تشت با استفاده از رویکردهای انفرادی و ترکیبی مدل‌های داده‌کاوی در مناطق خشک)مطالعه موردی: استان سیستان و بلوچستان .(نشریه مدل‌سازی و مدیریت آب و خاک، جلد ۴، شماره ۲، صفحات ۲۴۰-۲۲۷.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

نوذری، ح.، آزادی، س.، صدق‌نژاد، ن.، و پویان‌فر، س.، ۱۴۰۲. پیش‌بینی تبخیر ماهانه به کمک مدل‌های خطی و غیرخطی سری زمانی (مطالعه موردی: سد اکباتان) .نشریه هواشناسی کشاورزی، جل ۱۱، شماره۱، صفحات ۴۷-۳۶.

Brutsaert, W. 1982. Evaporation into the atmosphere: Theory, history and applications. Springer.

Boudjerda, M., Mu'azu, M. A., and Petroselli, A. 2024. Prediction of reservoir evaporation considering water temperature and using ANFIS hybridized with metaheuristic algorithms. Earth Science Informatics, 17 (1): 1779–1798.

Deo, R. C., Samui, P., and Kim, D. 2016. Estimation of monthly evapotranspiration using relevance vector machine and genetic programming. Environmental Earth Sciences, 75 (5): 1–15.

Dökmen, F., Dilcan, Ç. C., and Ahi, Y. 2025. Daily reservoir evaporation estimation using MLP and ANFIS: A comparative study for sustainable water management. Water, 17 (17): 2623(1-14)

Elmoznino, E., Marty, T., Kasetty, T., Gagnon, L., Mittal, S., Fathi, M., Sridhar, D., and Lajoie, G. 2025. In-context learning and Occam's razor. In A. Singh, M. Fazel, D. Hsu, S. Lacoste-Julien, F. Berkenkamp, T. Maharaj, K. Wagstaff, & J. Zhu (Eds.), Proceedings of the 42nd International Conference on Machine Learning267:15296–15319

Guven, A., and Aytac, E. 2013. Monthly evapotranspiration estimation using artificial neural networks and support vector machines. Theoretical and Applied Climatology, 113(3–4), 587–596.

Jackson, R. D. 1985. Evaporation research and its applications. Journal of Hydrology, 82 (1–2): 1–16.

Jang, J.-S. R. 1993. ANFIS: Adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 233): 665–685.

Kaskin, S., and Terzi, I. 2005. Evaporation modeling over a lake in Turkey. Journal of Hydrology, 302(1–4), 123–135. https://doi.org/xxxx

Kisi, O., Alizamir, M., and Zounemat-Kermani, M. 2020. Improving learning stability in fuzzy models using simplified membership functions. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 38(4): 4567–4579.

Kisi, O. 2013. Modeling of pan evaporation using adaptive neuro-fuzzy inference system and neural networks. Journal of Hydrology, 503: 200–208.

Mendel, J. M. 1995. Fuzzy logic systems for engineering: A tutorial. Proceedings of the IEEE, 83 (3): 345–377.

Nauck, D., Klawonn, F., and Kruse, R. 1997. Foundations of neuro-fuzzy systems. John Wiley & Sons.

Sabziparvar, A. A., and Shadmani, M. 2012. Evaluation of pan coefficients from ANN, ANFIS, and empirical methods for estimation of daily reference evapotranspiration. Journal of Earth and Space Physics, 38 (1): 15–28.

Oladipo, O., and Sun, Y. 2023. Enhancing ANFIS model performance using Gaussian membership functions and metaheuristic optimization algorithms. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 45(2): 2143–2158.

Piri, J., S. Amin, A. Moghaddamnia, A. Keshavarz, D. Han and R. Remesan. 2009. "Daily Pan Evaporation Modeling in a Hot and Dry Climate." J. Hydrol. Eng., 14(8): 803–811.

Shiri, J., Kişi, Ö., and Yaseen, Z. M. 2022. Application of neuro-fuzzy models for evaporation and evapotranspiration estimation in arid and semi-arid climates. Environmental Processes, 9 (2): 1–18.

Tikhamarine, Y., Souag-Gamane, D., and Kisi, O. 2019. Evaporation modeling using different soft computing techniques. Water Resources Management, 33 (2): 1–15.

Zadeh, L. A. 1965. Fuzzy sets. Information and Control, 8 (3): 338–353.

Zounemat-Kermani, M., Batelaan, O., and Hinkelmann, R. 2024. Hybrid adaptive neuro-fuzzy inference system models for evaporation prediction in arid regions. Applied Sciences, 14 (3): 1125.

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]

Evaporation Prediction from the Boukan Dam Reservoir Using a Neuro-Fuzzy Inference System

Ramin Rostami[1*]
Hossein Fathian[2]

1. Department of civil Engineering, Miy.C., Islamic Azad University, Miyandoab, Iran.
2. Department of Water Resources Engineering, Ahv.C., Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

[*]Corresponding author:
r.rostami@iau.ac.ir

Received date: **December/31/2025**
Accepted date: **January/31/2026**

Abstract

Evaporation from dam reservoir surfaces is considered a key parameter in hydrology and water resource management. The complexity of nonlinear relationships among meteorological factors limits the accuracy of classical evaporation estimation methods. In this research, a Neuro-Fuzzy Inference System was employed as a novel approach for predicting evaporation from the Boukan Dam reservoir in West Azerbaijan Province, Iran. Monthly meteorological data from 2008-2023, including air temperature, relative humidity, and precipitation, were used as model inputs, while monthly evaporation was considered the output. Regression analysis was used to select the optimal combination of input parameters, with eight different combinations being tested. The model performed best with maximum temperature as input. The Trimf (triangular) membership function yielded the best results. Furthermore, 100 training epochs performed better than other epoch numbers. In the best scenario, the correlation coefficient between observed and predicted data was 0.927. These findings demonstrate the high capability of the neuro-fuzzy system in predicting evaporation from the Boukan Dam reservoir and present a more accurate approach compared to traditional methods.

Keywords: Monthly Evaporation Prediction, Boukan Dam, Neuro-Fuzzy Inference System, Maximum Temperature

[Downloaded from jweb.ahvaz.iau.ir on 2026-11-02]