

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

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 دایوالت-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 پیش‌بینی شده 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.

رامین رستمی^{*۱}

حسین فتحیان^۲

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.

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

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

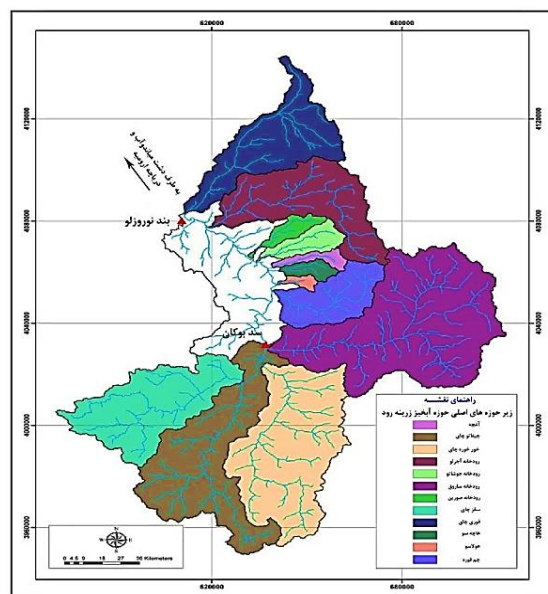
مطالعات داخلی متعددی به بررسی کارایی مدل‌های داده‌محور در پیش‌بینی تبخیر پرداخته‌اند. اسکافی نوغانی و همکاران (۱۳۸۷) تبخیر از سد گلستان را با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش‌بینی کردند و نشان دادند که این مدل‌ها توانایی بالایی در تخمین تبخیر دارند. زارع ابیانه و همکاران (۱۳۸۸) از شبکه عصبی مصنوعی و ANFIS 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 همکاران (2019) نشان داده‌اند که مدل‌های هوش مصنوعی ANN، ANFIS و SVM نسبت به روابط تجربی کلاسیک مانند پنمن-مانتیت در شرایط اقلیمی متنوع دقت بیشتری دارند. Oladipo و Sun در پژوهشی در زمینه مدل‌سازی هیدرولوژیک نشان دادند که ANFIS تحت شرایط عدم قطعیت 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 نه تنها 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

و ارتقای کیفیت آب ذخیره شده 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 زربنه رود 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 به صورت 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 تجمع (تولید خروجی نهایی سیستم). این ساختار امکان یادگیری داده‌محور و درعین حال حفظ تفسیرپذیری قواعد فازی را فراهم می‌کند.

در این پژوهش، به منظور 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 عدم قطعیت 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. به منظور افزایش کیفیت آموزش مدل، عملیات پیش‌پردازش شامل حذف داده‌های ناقص و پرت، نرمال‌سازی متغیرها و مقیاس‌بندی ورودی‌ها انجام

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 عضویت Trimf، Trapmf و Gussmf با سه تابع عضویت برای پیش‌بینی تبخیر از سد بوکان انتخاب شد. در کل تعداد ۹۶ مدل با رابطه :

$$\text{تعداد دور آموزش} \times \text{نوع تابع آموزشی} \times \text{مدل ورودی} = ۴ \times ۳ \times ۸ = ۹۶$$

تابع عضویت گوسی (gaussmf)

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

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

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 مشتق‌پذیر است (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 دوزنقه‌ای (trapmf)

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

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ 1 & b \leq x \leq c \\ \frac{d-x}{d-c} & c < x < d \\ 0 & x \geq d \end{cases}$$

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 دوزنقه‌ای ایجاد کند. پارامترها معنای هندسی واضحی دارند و ایده‌آل برای متغیرهایی با محدوده مشخص است.

تابع trimf

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

$$\mu(x) = \begin{cases} 0 & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a} & a < x < b \\ \frac{c-x}{c-b} & b \leq x < c \\ 0 & x \geq c \end{cases}$$

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.

جدول ۱: مقایسه توابع به کار رفته در ANFIS

ویژگی	trimf	gaussmf	trapmf
تعداد پارامتر	۳	۲	۴
پیچیدگی محاسباتی	بسیار پایین	متوسط	پایین
مشتق پذیری	ضعیف (۳ نقطه مشکل)	عالی	ضعیف (۴ نقطه مشکل)
انعطاف پذیری	متوسط	بالا	متوسط-بالا
تفسیر پذیری	عالی	خوب	عالی

پارامترهای زیادی در تخبیر موثر هستند. به دلیل اینکه نمی توان در ANFIS از تعداد زیادی پارامتر به عنوان وردی استفاده نمود، با استفاده از روش رگرسیون چندگانه مهم ترین پارامترها انتخاب شدند. آموزش سیستم ANFIS با استفاده از الگوریتم یادگیری ترکیبی شامل روش حداقل مربعات و الگوریتم گرادین نزولی انجام شد. این رویکرد امکان تنظیم هم زمان پارامترهای خطی و غیرخطی مدل را فراهم می کند. در راستای بهبود عملکرد مدل، مطالعات جدید استفاده از الگوریتم های بهینه سازی فرا ابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک را مؤثر گزارش کرده اند، که در این پژوهش نیز به عنوان رویکرد مکمل مدنظر قرار گرفته است. به منظور ارزیابی عملکرد مدل، داده ها به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شدند. دقت پیش بینی ANFIS با استفاده از ریشه مربعات خطا (RMSE) و ضریب تعیین (R^2) محاسبه و تحلیل گردید. RMSE یکی از پرکاربردترین معیارهای ارزیابی دقت مدل های پیش بینی و رگرسیون است. این معیار نشان می دهد که به طور میانگین، پیش بینی های مدل چه قدر با مقادیر واقعی فاصله دارند.

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

در این رابطه y_i داده های واقعی و $\hat{y}_i$ داده های پیش بینی شده و n تعداد داده است. برای تفسیر دقت مدل مقدار RMSE را بر دامنه تغییرات داده ها تقسیم می کنند. اگر مقدار به دست آمده کمتر از ۰/۱ دقت مدل عالی، بین ۰/۱ تا ۰/۲ دقت مدل قابل قبول و اگر بالای ۰/۳ باشد، دقت مدل ضعیف خواهد بود.

برای ارزیابی تفاوت معنادار دقت پیش بینی مدل های مختلف، از آزمون دایبولت-مارینو (Diebold & Mariano, 1995) استفاده شد. این آزمون که به طور گسترده در مطالعات پیش بینی سری زمانی به کار می رود، برتری آماری یک مدل بر مدل دیگر را با در نظر گرفتن خودهمبستگی خطاهای پیش بینی، مورد آزمون قرار می دهد. آماره آزمون به صورت زیر محاسبه می شود:

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{\hat{\sigma}_d}{n}}} \quad \text{رابطه ۵}$$

که در آن $d_t = g(e_{1t}) - g(e_{2t})$ تفاوت تابع زیان دو مدل، e_{it} خطای پیش بینی مدل i در زمان t ، $\bar{d} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n d_t$ میانگین تفاوت ها، $\hat{\sigma}_d$ واریانس تفاوت ها و n تعداد مشاهدات است. استفاده از آزمون دایبولت-مارینو در این تحقیق، رویکردی نوآورانه در مطالعات تبخیر مخازن سدها محسوب می شود. درحالی که بیشتر مطالعات پیشین به مقایسه توصیفی معیارهای خطا بسنده کرده اند، در این پژوهش سعی شد با به کارگیری آزمون های آماری دقیق تر، پایه علمی مستحکم تری برای انتخاب مدل بهینه فراهم شود. نتایج آزمون DM نه تنها برتری مدل دمای حداکثر را تأیید می کند، بلکه نشان می دهد که در شرایط منطقه سد بوکان، پیچیده سازی مدل با افزودن متغیرهای اضافی از نظر آماری توجیه پذیر نیست. با توجه به مطالب بالا، در نهایت مدل مفهومی تحقیق به شکل ۱ ساخته شد.



شکل ۱: مدل مفهومی تحقیق

نتایج

پارامترهای زیادی در تبخیر موثر هستند. به دلیل اینکه نمی توان در ANFIS از تعداد زیادی پارامتر به عنوان 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، معنی داری اعداد به دست آمده از مدل نیز مورد بررسی قرار گرفت. مدل خطی چندگانه به روش معمولی به صورت 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 معنی داری و ضریب تاثیر هر یک از پارامترهای موثر در معادله بالا در جدول ۲ آورده شده است:

جدول ۲: نتایج حاصل از مدل خطی چندگانه برای تبخیر از سد بوکان

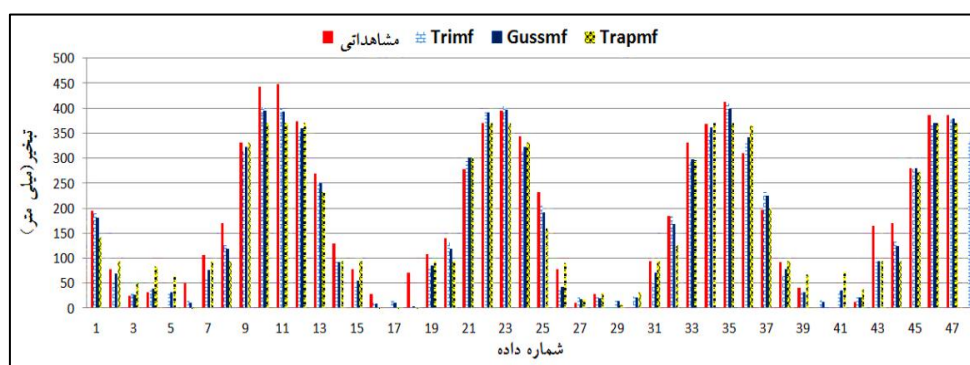
پارامتر	توضیح	ضریب	سطح معناداری
RH_{18.5}	رطوبت نسبی در ساعت ۱۸/۵	-۰/۰۵۵	۰/۰۱۳
RH_{12.5}	رطوبت نسبی در ساعت ۱۲/۵	۰/۲۰۷	۰/۰۰۱
RH_{6.5}	رطوبت نسبی در ساعت ۶/۵	-۰/۲۱۰	۰/۰۰
T_{amin}	حداقل دمای مطلق	-۰/۰۲۰	۰/۸۷۰
T_{amax}	حداکثر دمای مطلق	-۰/۱۲۹	۰/۳۷۰
T_{mean}	دمای حداقل	-۰/۰۷	۰/۷۴۲
T_{min}	دمای میانگین	۰/۲۷۰	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 به عنوان پارامترهای ورودی برای پیش بینی تبخیر از سد بوکان استفاده شد. در این تحقیق برای پیش بینی از هشت مدل با خصوصیات زیر (جدول ۳) استفاده شد.

جدول ۳: مدل‌های مورد استفاده در پیش‌بینی تبخیر از سطح سد بوکان

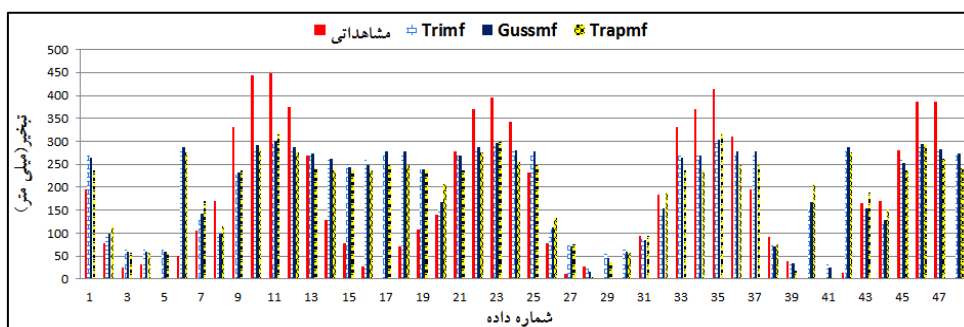
شماره مدل	پارامتر(های) ورودی مدل	توابع عضویت مورد بررسی	تعداد دوره‌های آموزشی
مدل ۱	دمای حداکثر	Trimf, Trapmf, Gussmf	۱۰۰، ۵۰، ۱۰، ۳
مدل ۲	رطوبت نسبی در ساعت ۶:۳۰	Trimf, Trapmf, Gussmf	۱۰۰، ۵۰، ۱۰، ۳
مدل ۳	دمای میانگین	Trimf, Trapmf, Gussmf	۱۰۰، ۵۰، ۱۰، ۳
مدل ۴	رطوبت نسبی در ساعت ۱۲:۳۰	Trimf, Trapmf,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

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)، به عنوان بهترین مدل تک متغیره و همچنین بهترین مدل کلی در میان تمامی سناریوهای آزمایش شده شناسایی شد.



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

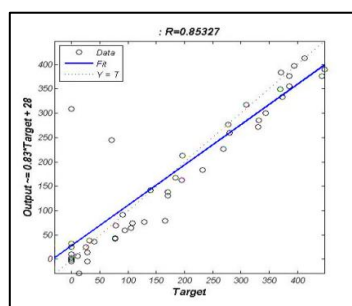
این نتیجه، نقش محوری و تعیین کننده دمای حداکثر را در فرآیند تبخیر از مخزن سد بوکان به وضوح تایید می‌کند. عملکرد این مدل به وضوح از تمامی مدل‌های تک ورودی دیگر و حتی از مدل‌های ترکیبی چند ورودی پیشی گرفته است. این برتری نشان دهنده آن است که دمای حداکثر روزانه به تنهایی قوی ترین رابطه فیزیکی و آماری را 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) به طور مداوم بهترین نتیجه را ارائه داد. این می‌تواند نشان دهنده 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 به خوبی قابل تقریب است. با افزایش دوره‌های آموزشی از ۳ به ۱۰۰، دقت مدل به طور پیوسته و جزئی بهبود یافت (از ۰/۹۲۵۱ به ۰/۹۲۷۰). این روند بهبود، نشان دهنده 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 به اندازه یا حتی بهتر از مدل‌های پیچیده‌تر با داده‌های ورودی بیشتر عمل کند. این امر مزایای عملی قابل توجهی دارد، از جمله 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.



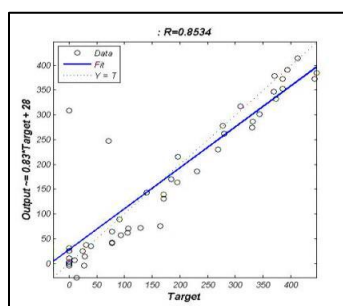
شکل ۳: مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده مدل دو با ۱۰۰ دوره و ۳ تابع عضویت با داده‌های مشاهداتی

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 جالب توجه 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 هنگامی که 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.

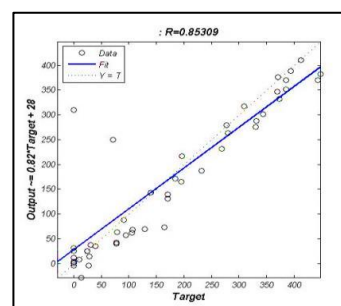
در مدل شماره سه مدل مبتنی بر دمای میانگین به‌تنهایی، با بهترین ضریب همبستگی ۰/۸۵۳۴ (با تابع Trimf و ۵۰ دوره آموزشی)، عملکردی خوب و قابل قبول از خود نشان داد.



۱۰۰ دوره آموزشی



۵۰ دوره آموزشی



۱۰ دوره آموزشی

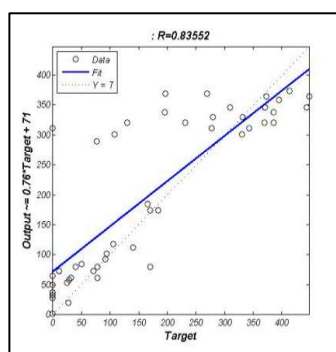
شکل ۴: نمودار رگرسیونی برای تابع Trimf مدل شماره سه

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

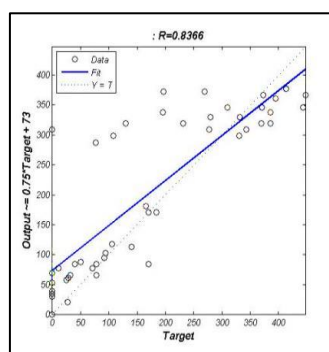
گرفت. تفاوت ۷ درصدی در دقت نهایی بین این مدل و مدل برتر (دمای حداکثر) گویای یک نکته مهم است: اگرچه میانگین دما شاخص خوبی است، اما حداکثر دما شاخص بهتری برای برآورد پتانسیل حداکثر تبخیر در طول روز است. احتمالاً پیک دمای روزانه نقش غیرخطی و تقویت‌کننده‌ای در فرآیند تبخیر ایفا می‌کند که میانگین دما قادر به نمایش کامل آن نیست. یافته این مدل از دو جهت دارای اهمیت عملی است: ۱- جایگزین قابل اعتماد: در صورت عدم دسترسی به داده دمای حداکثر، دمای میانگین می‌تواند به عنوان یک ورودی جایگزین 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.

در مجموع، مدل دمای میانگین پلی است بین مدل عالی دمای حداکثر و مدل متوسط رطوبت نسبی و نشان می‌دهد که شاخص‌های مبتنی بر دما، به طور 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-مانتیت نیز همسو است.

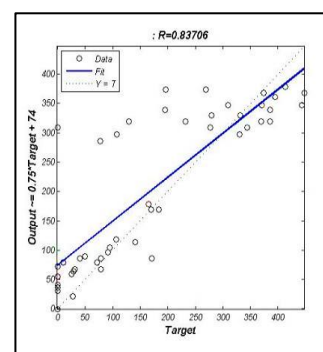
در پیش‌بینی با مدل شماره چهار می‌توان دریافت که تابع Gussmf نزدیک‌ترین پیش‌بینی را به واقعیت دارد. با توجه به مقایسه ضرایب همبستگی بهترین ساختار در مدل شماره چهار برای پیش‌بینی تبخیر، پیش‌بینی با تابع Gussmf با ۳ دوره آموزشی است.



۱۰۰ دوره آموزشی



۵۰ دوره آموزشی

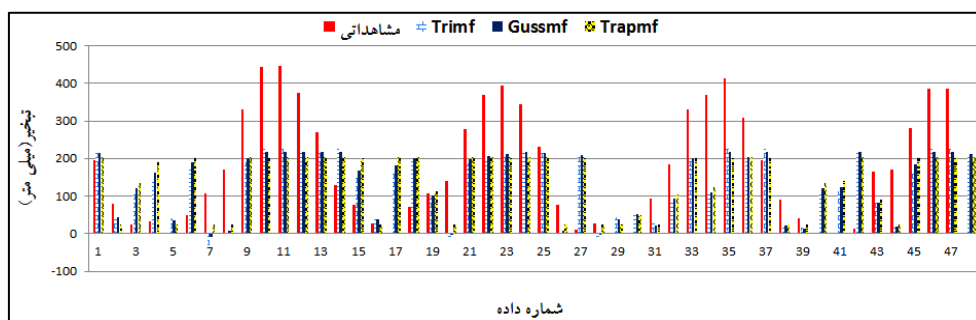


۱۰ دوره آموزشی

شکل ۵: نمودار رگرسیونی برای تابع Gussmf مدل شماره چهار

مدلی که تنها از رطوبت نسبی ساعت ۱۲:۳۰ به عنوان 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 برآزش خفیف است. یافته‌ها تأیید می‌کنند رطوبت ظهر دومین پارامتر مؤثر در پیش‌بینی تبخیر است (پس از دمای حداکثر)، اما قدرت محرک اصلی را ندارد. در نهایت، 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.

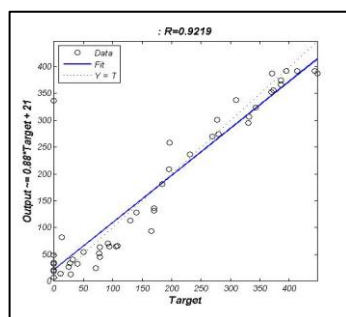
در مدل شماره پنج که تنها از پارامتر بارندگی به عنوان ورودی استفاده می‌کند، ضعیف‌ترین عملکرد را در میان تمامی مدل‌های بررسی شده دارد. بهترین ضریب همبستگی (R) برای این مدل، تنها ۰/۵۳۶۴ است که با تابع عضویت Trimf و تنها ۳ دوره آموزشی به دست آمده است.



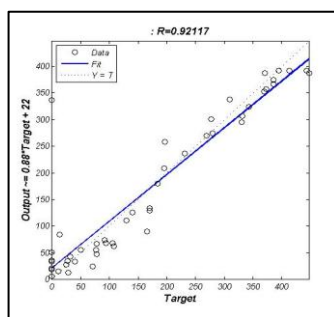
شکل ۶: مقایسه داده‌های پیش‌بینی شده مدل پنج با ۱۰۰ دوره و ۳ تابع عضویت با داده‌های مشاهداتی

جالب توجه اینکه افزایش دوره‌های آموزشی تا ۱۰۰ دوره، هیچ بهبودی در دقت پیش‌بینی ایجاد نکرد و مقدار R ثلثت باقی ماند. این نتیجه به وضوح نشان می‌دهد که بارندگی به تنهایی 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. در حالی که 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. ثلثت ملدن ضریب همبستگی با افزایش دوره‌های آموزشی از ۳ به ۱۰۰، حاکی از آن است که مدل به سرعت 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.

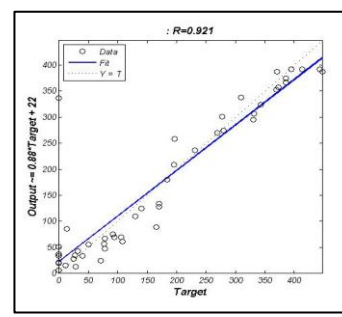
در مدل شماره شش با ورودی که ترکیبی از دمای حداکثر (قوی‌ترین پارامتر) و رطوبت نسبی ساعت ۶:۳۰ (ضعیف‌ترین پارامتر رطوبتی) است، با بهترین ضریب همبستگی 0.9233 (تابع Trimf، ۱۰۰ دوره آموزشی)، عملکردی مشابه و حتی اندکی پایین‌تر از مدل تک ورودی دمای حداکثر ارائه داد.



۱۰۰ دوره آموزشی



۱۰ دوره آموزشی



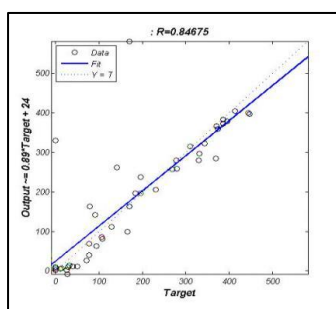
۳ دوره آموزشی

شکل ۷: نمودار رگرسیونی برای تابع Trimf مدل شماره شش

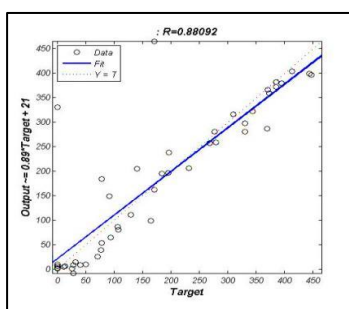
این نتیجه نشان می‌دهد که افزودن یک پارامتر ضعیف و نامرتب‌نه تنها بهبودی ایجاد نکرده، بلکه به دلیل اضافه کردن نویز یا پیچیدگی غیرضروری، می‌تواند باعث افت جزئی دقت شود. این مدل یک درس مهم در مدل‌سازی داده‌محور ارائه می‌دهد: تعداد بیشتر پارامترهای ورودی همیشه برابر با مدل بهتر نیست. در اینجا، پارامتر رطوبت صبحگاهی که به تنهایی 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

پیروی کرد. تابع Trimf و 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).

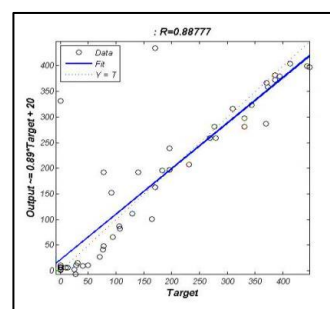
در مدل شماره هفت با دو ورودی ترکیب‌کننده دمای حداکثر و بارندگی، با بهترین ضریب همبستگی ۰/۸۸۷۸ (با تابع Gaussmf و تنها ۳ دوره آموزشی)، عملکردی به‌طور قابل‌توجهی ضعیف‌تر از مدل تک‌ورودی دمای حداکثر (۰/۹۲۷۰) از خود نشان داد. این نتیجه به‌وضوح نشان می‌دهد که افزودن یک پارامتر ضعیف و نامرتبط (بارندگی) می‌تواند 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.



۱۰۰ دوره آموزشی



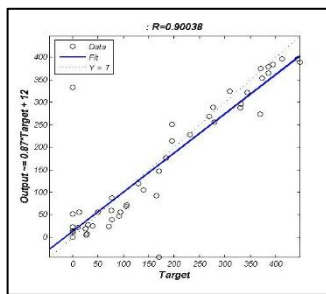
۵۰ دوره آموزشی



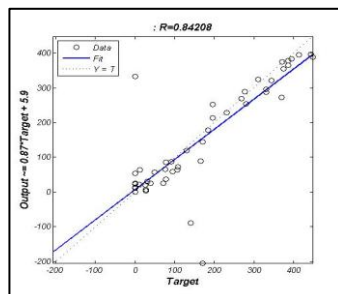
۳ دوره آموزشی

شکل ۸: نمودار رگرسیونی برای تابع Gaussmf مدل شماره هفت

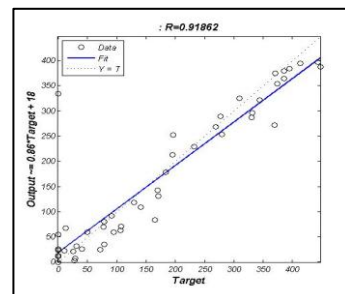
رفتار مدل شماره ۷ از روند غالب فاصله گرفت و نکات مهمی را آشکار کرد. برخلاف بیشتر مدل‌ها که در آن‌ها تابع Trimf بهترین بود، در این مدل تابع گوسی (Gaussmf) عملکرد بهینه داشت. احتمالاً به دلیل ماهیت پیچیده‌تر رابطه ترکیبی دما و بارندگی که با تابع نرم‌تر بهتر مدل می‌شود. جالب‌تر اینکه بهترین نتیجه با کمترین تعداد دوره آموزشی حاصل شد و با افزایش دوره‌ها به ۱۰۰، دقت کاهش یافته که نشانه‌ای از بیش‌برازش 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 می‌تواند 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.



۱۰۰ دوره آموزشی



۵۰ دوره آموزشی



۳ دوره آموزشی

شکل ۸: نمودار رگرسیونی برای تابع Gussmf مدل شماره هفت

این مقدار نه تنها از مدل تک ورودی دمای حداکثر پایین تر است، بلکه عملکرد آن ناپایدارتر به نظر می رسد (بهترین دوره آموزشی ۱۰ است و پس از آن دقت کاهش می یابد). این نتیجه، نقطه اوج تأیید اصل پارسیمونی در مدل سازی را نشان می دهد. این مدل به وضوح نشان می دهد که جمع کردن پارامترهای ضعیف و نامرتب به یک پارامتر قوی، مدل بهتری نمی سازد. در اینجا، دو پارامتر با عملکرد ضعیف (رطوبت صبحگاهی و بارندگی) نه تنها کمکی نکرده اند، بلکه با اضافه کردن نویز و پیچیدگی غیر ضروری، باعث شده اند مدل نتواند به دقت مدل ساده تر 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، نشان دهنده حساسیت بالا مدل های پیچیده با ورودی های اضافی به شرایط اولیه آموزش است. چنین مدل هایی برای استفاده عملیاتی کمتر قابل اعتماد هستند. مدل شماره ۸ به عنوان پیچیده ترین سناریو، اتمام بخش استدلال اصلی این تحقیق است. عملکرد آن به همراه سایر مدل ها، این سیر منطقی را ثابت می کند:

دمای حداکثر به تنهایی (مدل ۱) قوی ترین پیش بینی کننده است. سایر پارامترها به تنهایی (مدل های ۲ تا ۵) دقت کمتری دارند و رتبه بندی اثرگذاری آنها به ترتیب دمای میانگین، رطوبت ظهر، رطوبت صبح و بارندگی است. افزودن پارامترهای ثانویه ضعیف به پارامتر غالب (مدل های ۶، ۷ و ۸) منجر به بهبود دقت نشد و در برخی موارد (مدل ۷) حتی باعث افت چشمگیر هم شد. ضرایب همبستگی بین داده های مشاهداتی و پیش بینی شده با مدل ها و ساختارهای مختلف مبنای انتخاب بهترین مدل است. نتایج مطابق جدول ۴ است:

جدول ۴: بهترین ساختار شبکه عصبی-فازی برای پیش بینی 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 ۱۰۰	۰/۶۶۴۱	۱۰۶/۹۲	۰/۳۴	دقت غیر قابل قبول
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 غیر قابل قبول
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 پیش بینی تبخیر در سد بوکان، مدل شماره یک است. یعنی برای پیش بینی استفاده از دمای حداکثر به عنوان پارامتر ورودی بهترین گزینه است. تابع آموزش Trimf با ۱۰۰ دور آموزش بهترین نتیجه را به همراه داشت.

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	مقدار p	آماره DM	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	۰/۰۰۰۰۰	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. با این حال، 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 مؤثر 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. درحالی که 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 قابل توجهی 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

توابع عضویت مثلثی (Trimf) در اغلب مدل‌ها عملکرد بهتری نسبت به توابع Trapmf و Gaussmf داشته‌اند. این یافته با نتایج گزارش شده توسط Kisi و همکاران (2020) همخوانی دارد که بیان کردند توابع عضویت ساده‌تر می‌توانند فرآیند یادگیری را پایدارتر کرده و از بیش برآزش جلوگیری نمایند (Kisi *et al.*, 2020). در مقابل، برخی مطالعات خارجی نشان داده‌اند که استفاده 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. به عنوان مثال، پژوهش‌های مشابه با استفاده از ANFIS یا شبکه‌های عصبی در ترکیب و هند نیز دمای حداکثر و حداقل را به عنوان مؤثرترین عوامل معرفی کرده‌اند (Kisi, 2013; Guven and Aytac, 2013). این موضوع با یافته اصلی تحقیق حاضر (برتری مدل دمای حداکثر) کاملاً همسوست. برخی مطالعات، مانند تحقیق Piri و همکاران (2009)، رطوبت نسبی را نیز به عنوان پارامتری با اهمیت بالا معرفی کرده‌اند.

در این پژوهش، رطوبت نسبی ظاهر عملکرد به مراتب بهتری نسبت به رطوبت صبح نشان داد. این تفاوت مهم نشان می‌دهد که زمان اندازه‌گیری رطوبت نسبی تعیین‌کننده است و یافته‌های متضاد در ادبیات ممکن است ناشی از استفاده از داده‌های رطوبتی در ساعات متفاوت باشد. همسو با یافته این تحقیق که بارندگی ضعیف‌ترین پیش‌بینی کننده بود، مطالعه Kaskin و Terzi (2005) بر روی دریاچه‌ای در ترکیه نیز بارندگی را پارامتری با اهمیت کم ارزیابی کردند. این سازگاری نشان می‌دهد در مدل‌سازی ماهانه تبخیر از سطوح وسیع آبی، بارندگی به‌تنهایی رابطه مستقیم و قوی ندارد. تحقیق ستاری و همکاران (۱۳۹۳) در منطقه‌ای با اقلیم مشابه، پارامترهای دمای حداقل، حداکثر و رطوبت نسبی را مؤثرترین عوامل در تبخیر معرفی کردند. نتایج حاضر با تأکید بر دمای حداکثر به عنوان قوی‌ترین پارامتر، این یافته را تأیید و دقیق‌تر می‌کند. مطالعات داخلی متعددی، همچون کار خانجانی و همکاران (۱۳۹۰)، کارایی بالای مدل ANFIS را نسبت 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 صحنه می‌گذارد. بر این اساس، نتایج تحقیق حاضر نه تنها با بخش قابل توجهی 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، نه تنها 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 سد بوکان، پیچیدگی مدل لزوماً به دقت بالاتر منجر نمی‌شود 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 تخصیص آب با کاهش عدم قطعیت در برآورد تلفات تبخیر. مدل ارائه‌شده می‌تواند مبنای دقیق‌تری برای تعیین سهمیه‌های آب شهری، 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 تأثیر به دست آمده، پارامترهای دمای حداکثر، دمای میانگین، بارندگی، رطوبت نسبی در ساعت‌های ۱۲/۵ و ۶/۵ به عنوان مؤثرترین پارامترهای در تبخیر محسوب شده و به عنوان 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 به عنوان 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.

- 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 نه تنها بالاترین دقت را در میان تمامی سناریوهای آزمایش شده 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 دابیولت-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 تجهیزاتی 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

- اجلایی، م. ۱۳۸۳. هیدرولوژی کاربردی. انتشارات دانشگاه تهران.
- احمدی، م.، باقری، ع.، و شفیع، ف.، ۱۳۹۴. مقایسه ANFIS و GP در برآورد تبخیر و تعرق ماهانه شمال غرب ایران. نشریه مهندسی آب ایران، جلد ۸، شماره ۴، صفحات ۶۷-۷۸.
- 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 ۳۳-۴۲.
- 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، جلد ۴، 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.، شبیری، 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، شماره ۴، صفحات ۲۱۵-۲۲۸.
- 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 زرينه‌رود با روش‌های هیدرولوژیکی. نشریه علمی-پژوهشی مهندسی و مدیریت آبخیز، جلد ۳، شماره ۳، صفحات ۲۱۱-۲۲۳.
- صباح مشهدی، ش.، علامتیان، ا.، و زنگونی، 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، شماره ۱، صفحات ۴۵-۵۶.
- 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).

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، شماره ۱، صفحات ۳۶-۴۷.

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 Learning* 267:15296–15319

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*, 23(3): 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.

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

Ramin Rostami^{1*}
Hossein Fathian²

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