مقایسه چند روش برآورد تبخیر روزانه از تشت- مطالعه موردی منطقه کرمان

مجتبی شادمانی و صفر معروفی [1*]

(تاریخ دریافت: ۱۳۸۸/۶/۱۶ ؛ تاریخ پذیرش: ۱۳۸۹/۸/۸)

چکیده

در این تحقیق، با استفاده از داده‌های مشاهده شده تشت کلاس A، کاربرد روش‌های رگرسیون غیر خطی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی- عصبی و هم‌چنین روش تجربی استیفنز- استوارت، جهت برآورد تبخیر روزانه منطقه کرمان مورد بررسی قرار گرفت. در روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی- عصبی و رگرسیون غیر خطی، مقادیر دما، فشار، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی و سرعت باد، با پنج ترکیب مختلف به عنوان متغیرهای ورودی و تبخیر از تشت به عنوان متغیر خروجی به کار گرفته شد. به منظور ارزیابی کارایی روش‌های به کار رفته، ضمن مقایسه مقادیر برآورد شده و مشاهده شده، هم‌چنین از شاخص‌های آماری ضریب تعیین (R^2)، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) استفاده گردید. با توجه به داده‌های مورد استفاده مقادیر میانگین ماهانه و سالانه تبخیر منطقه به ترتیب ۲۷۲ و ۳۲۶۳ میلی‌متر است. نتایج این تحقیق نشان داد که روش فازی- عصبی نسبت به بقیه روش‌ها، از دقت بیشتری برای برآورد تبخیر از تشت برخودار است. در این مدل، که در آن از تمام متغیرهای ورودی استفاده شده، مقادیر R^2، RMSE و MAE در مرحله آزمون به ترتیب ۰/۸۵، ۱/۶۱ (میلی‌متر در روز) و ۱/۲۴ (میلی‌متر در روز) است. تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی روش فازی- عصبی نشان داد که مقادیر دما و سرعت باد (به عنوان متغیرهای ورودی) به ترتیب بیشترین تأثیر را بر تبخیر دارا هستند. هم‌چنین با توجه به دقت کم مدل استیفنز- استوارت، سعی شد که مقادیر ضرایب تجربی آن با استفاده از داده‌های تابش و دما اصلاح گردد، که نتایج مطلوبی به دست نیامد.

واژه‌های کلیدی: برآورد تبخیر، فازی- عصبی، شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون غیر خطی، روش استیفنز- استوارت

۱. به ترتیب دانشجوی سابق دوره کارشناسی ارشد و دانشیار آبیاری و زه‌کشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه بوعلی سینا، همدان
* : مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: smarofi@yahoo.com

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

مقدمه

فرآیند تبخیر، یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت است که نقش اساسی در مطالعات کشاورزی، هیدرولوژی و هواشناسی، بهره‌برداری از مخازن، طراحی سیستم‌های آبیاری و زه‌کشی، زمان‌بندی آبیاری و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند (۱۱ و ۱۴). روش‌های مستقیم و غیر مستقیم زیادی جهت برآورد شدت تبخیر وجود دارند. روش تشت تبخیر (Pan evaporation) جزء روش‌های مستقیم است که به طور معمول جهت برآورد تبخیر دریاچه‌ها و مخازن استفاده می‌شود (۹، ۱۲ و ۱۵). در روش‌های غیر مستقیم، شدت تبخیر با استفاده از روش‌های تجربی (با استفاده از داده‌های هواشناسی) و فرمول‌های مبتنی بر موازنه جرم و بقای انرژی برآورد می‌شود (۸).

یکی از روش‌های استاندارد اندازه‌گیری تبخیر، تشت تبخیر کلاس A مرکز هواشناسی آمریکاست که در ایستگاه‌های هواشناسی ایران نیز از این نوع تشت تبخیر استفاده می‌شود. این تشت ۱۳۰ سانتی‌متر قطر و ۲۵ سانتی‌متر عمق دارد. نصب تشت تبخیر دارای محدودیت‌های ابزاری و مشکلات عملی شامل خطای ناظر، کدورت آب و مشکلات نگهداری است که به همین دلیل از میزان دقت این ابزار می‌کاهد (۱). بنابراین با توجه به مشکلات و محدودیت‌های تشت تبخیر، ارائه روش‌هایی برای برآورد میزان تبخیر با استفاده از دیگر متغیرهای هواشناسی ضروری است.

تحقیقاتی در زمینه ارائه روابط تجربی با استفاده از داده‌های هواشناسی، به منظور مدل‌سازی تبخیر از تشت صورت گرفته است. در این رابطه می‌توان به کارهای استیفنز و استوارت (۲۲)، الشالان و صالح (۳)، کولومب و همکاران (۷)، گوین و اگنو (۱۰) اشاره کرد. بسیاری از این روابط نیاز به داده‌هایی دارند که در برخی از ایستگاه‌ها موجود نیستند و از طریق برازش یک رابطه خطی بین متغیرهای هواشناسی به دست آمدند (۱۶). ولی تبخیر اساساً در طبیعت یک فرایند غیر خطی است و استفاده از روابط خطی همراه با خطا خواهد بود. بنابراین برای ایجاد رابطه غیر خطی بین تبخیر و متغیرهای هواشناسی باید از روش‌های غیر خطی استفاده کرد (۱۶ و ۱۹).

طی دهه اخیر استفاده از روش‌های شبکه عصبی، منطق فازی و فازی- عصبی در مدل‌سازی تبخیر- تعرق و تبخیر از تشت توسط محققین زیادی مورد تأئید قرار گرفته است. بروتن و همکاران (۴)، تبخیر روزانه از تشت را با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی تخمین زدند. آنها داده‌های بارندگی، دما، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی (Solar Radiation, SR) و سرعت باد را به عنوان ورودی استفاده کردند. نتایج آنها بیانگر آن بود که میزان تبخیر برآورد شده با روش شبکه عصبی مصنوعی کمترین خطا (۱/۱۱ میلی‌متر در روز) را نسبت به روش‌های رگرسیون خطی و پریستلی‌تیلور (Priestley-Taylor) دارد. ترزی و ارول کسکین (۲۴)، با به کارگیری داده‌های ایستگاه هواشناسی نزدیک دریاچه‌ای در غرب ترکیه، میزان تبخیر روزانه از تشت را با استفاده از مدل شبکه عصبی برآورد کردند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که بهترین ترکیب مدل با داده‌های ورودی دمای هوا، دمای سطح آب، تابش خورشیدی و فشار هوا به دست می‌آید. هم‌چنین کیسی (۱۷) به منظور برآورد تبخیر روزانه، از سه مدل شبکه عصبی مصنوعی شامل پرسپترون چند لایه (Multilayer Perceptron, MLP)، شبکه عصبی پایه شعاعی(Radial Basis Neural Network, RBNN)، شبکه عصبی رگرسیونی عمومی (Generalized Regression Neural Network: GRNN) و هم‌چنین روش تجربی استیفنز- استوارت (Stephens-Stewart, SS) استفاده کرد. وی با مقایسه نتایج روش‌های مزبور به این نتیجه رسید که مدل‌هایMLP و RBNN برای مدل‌سازی تبخیر مناسب‌اند و مدل GRNN نتایج بهتری از روش SS ارائه می‌دهد.

در پژوهش کیسی (۱۶) که مربوط به غرب ترکیه است، تبخیر روزانه از تشت، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، روش عصبی- فازی (Neuro-Fuzzy: NF) و روش تجربی استیفنز- استوارت برآورد شده است. در این تحقیق داده‌های دمای هوا، تابش خورشیدی، سرعت باد، فشار هوا و

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

رطوبت نسبی به عنوان ورودی‌ها انتخاب شدند. نتایج مربوطه بیانگر آن است که NF، بهترین روش برای برآورد تبخیر از تشت است. در تحقیق دیگری توسط مقدم نیا و همکاران (۱۹) در منطقه سیستان، مقایسه‌ای بین تکنیک‌های شبکه عصبی مصنوعی، فازی- عصبی و روش‌های تجربی انجام گرفت. نتایج این تحقیق نشان‌دهنده کارایی خوب روش ANN در برآورد تبخیر از تشت (بر اساس پارامترهای سرعت باد، رطوبت نسبی و فشار بخار اشباع) بود. هم‌چنین طبری و همکاران (۲۳) در استان همدان، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون غیر خطی (Non-Linear Regression, NLR) تبخیر روزانه از تشت را تخمین زدند. در تحقیق مذکور داده‌های بارندگی، دمای هوا، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی و سرعت باد به عنوان ورودی استفاده گردید. نتایج آنها بیانگر آن است که میزان تبخیر برآورد شده به روش شبکه عصبی مصنوعی دارای خطای کمتر می‌باشد و متغیرهای دما و سرعت باد، بیشترین تأثیر را در برآورد تبخیر از تشت دارند.

هدف از انجام این تحقیق، مقایسه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System: ANFIS)، رگرسیون غیر خطی و استیفنز- استوارت به منظور انتخاب بهترین روش برآورد تبخیر روزانه منطقه کرمان بوده است.

مواد و روش‌ها

منطقه مطالعاتی و داده‌های مورد استفاده

ایستگاه مورد مطالعه در شهر کرمان با مختصات جغرافیایی ´۱۵ °۳۰ عرض شمالی، ´۵۶ °۵۸ طول شرقی و ارتفاع ۱۷۵۴ متر از سطح دریا واقع است. با توجه به اقلیم نمای کوپن، منطقه مورد مطالعه در اقلیم گرم و خشک قرار گرفته که مشخصات اقلیمی آن در جدول ۱ ارائه شده است. اطلاعات هواشناسی مورد استفاده شامل دمای هوا (T)، رطوبت نسبی (RH)، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری(U^2) ، فشار هوا (P) و تابش خورشیدی (SR) بوده که در مقیاس روزانه و برای دوره ۱۰ ساله (۱۳۷۵ الی ۱۳۸۴) استفاده گردید. ضمناً به منظور تبدیل سرعت باد از ارتفاع ۱۰ متری به ارتفاع ۲ متری، از رابطه آلن و همکاران (۲) استفاده شد. هم‌چنین داده‌های گمشده محدودی در سری داده‌های باد، تابش خورشیدی و دما وجود داشت که با استفاده از ایستگاه‌های مجاور (بم، سیرجان، سد درودزن، آباده و شیراز) بازسازی و تکمیل شدند.

تعیین ساختار درونی شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

شبکه عصبی مصنوعی، روشی محاسباتی الهام گرفته از سیستم‌های عصبی بیولوژیک است. شبکه عصبی مصنوعی از تعدادی عناصر پردازش (Processing Elements: PEs) تشکیل شده‌اند که معمولاً به صورت موازی عمل می‌کنند و در معماری‌های منظمی، شکل می‌یابند. یک شبکه عصبی مصنوعی شبیه مغز انسان، قابلیت یادگیری (Learning)، فراخوانی (Recall) و تعمیم یافتن از الگوهای یادگیری داده‌ها را داراست. این شبکه‌ها می‌توانند برای اجرای یک عمل خاص با تعدیل کردن وزن‌های بین عناصر، آموزش ببینند. معمولاً شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت تبدیل یک ورودی به یک خروجی آموزش می‌بینند. مزیت شبکه‌های عصبی مصنوعی نسبت به روش‌های تجربی این است که قادر به مدل‌سازی سیستم‌های خطی و غیر خطی هستند (۲۱).

سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی (روش فازی- عصبی)، ترکیبی از دو روش شبکه عصبی مصنوعی و منطق فازی بوده که ابزاری توانمند برای مدل‌سازی سیستم‌های غیر خطی پیچیده می‌باشد (۵). در این روش با استفاده از توانایی یادگیری شبکه عصبی مصنوعی، مشکل اصلی استفاده از روش استنتاج فازی ایجاد قواعد اگر- آن‌گاه (If-Then) فازی و بهینه‌سازی پارامترهای آن بر طرف می‌گردد. به عبارت دیگر در روش فازی- عصبی، برای تبدیل ورودی به خروجی از ترکیب دانش زبانی (Linguistic knowledge) سیستم فازی و عددی

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

جدول ۱. مشخصات اقلیمی ایستگاه سینوپتیک کرمان در دوره آماری مورد مطالعه

داده‌های هواشناسی	مقدار میانگین
کمینه دما روزانه	۷/۷ (°C)
بیشینه دما روزانه	۲۵/۴ (°C)
دما روزانه	۱۶/۵ (°C)
سرعت باد در ارتفاع ۲ متری	۴/۱۶ ($m\ s^{-1}$)
تابش خورشیدی	۱۷/۹۶ ($MJ\ m^{-2}\ day^{-1}$)
رطوبت نسبی	۳۱ (%)
بارش سالانه	۱۲۴/۳ (mm)
تبخیر سالانه	۳۲۶۳ (mm)
تبخیر ماهانه	۲۷۲ (mm)

شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود (۱۳).

در این تحقیق، ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای هواشناسی (T، P، RH، SR و U_2)، به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی و روش فازی- عصبی در نظر گرفته شدند. پارامترهای ورودی در این دو روش، به دو بخش آموزش و آزمون تقسیم شد. بدین صورت که ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۵ درصد بقیه برای آزمون به کار رفتند. ترکیب‌های مورد بررسی به شرح زیر شماره‌گذاری و معرفی شده‌اند:

۱- دما، ۲- دما و تابش خورشیدی، ۳- دما، تابش خورشیدی و سرعت باد، ۴- دما، تابش خورشیدی، سرعت باد و رطوبت نسبی، ۵- دما، تابش خورشیدی، سرعت باد، رطوبت نسبی و فشار هوا.

برای تعیین بهترین ساختار درونی شبکه عصبی از توابع فعالیت خطی (Linear)، تانژانت سیگموید (Tan-Sigmoid) و لگاریتم سیگموید (Log-Sigmoid) و برای ساختار روش فازی- عصبی نیز از توابع عضویت مثلثی (Triangular)، ذوزنقه‌ای (Trapezoidal)، زنگوله‌ای عمومی (Generalized Bell)، گوسین زنگوله‌ای (Gaussian Bell) استفاده شد. ساختارهای درونی مختلف هر یک از این دو روش (که مبتنی بر توابع ذکر شده بوده)، با توجه به تعداد لایه پنهان و عناصر پردازش (که به صورت سعی و خطا تعیین شدند)، مورد آزمون قرار گرفتند. نهایتاً با توجه به معیارهای ارزیابی ذکر شده در قسمت بعد، بهترین ساختار در برآورد تبخیر روزانه تعیین گردید. ضمناً اجرای شبکه عصبی مصنوعی و روش فازی- عصبی در محیط MATLAB 7 صورت گرفت.

رگرسیون غیر خطی

مدل‌های رگرسیونی، با توجه به نحوه ارتباط بین متغیرهای مستقل و متغیر وابسته یک معادله ریاضی را برای بیان ارتباط ارائه می‌دهند. پارامترها یا ضرایب رابطه مربوطه با استفاده از داده‌های تجربی و روش حداقل‌سازی خطا مانند حداقل مربعات (Least-squares regression) به دست می‌آیند. معمول‌ترین روش رگرسیونی، رگرسیون خطی چند متغیره است (۲۰). این روش برای یادگیری روابط بین چند متغیر مستقل X_n و یک متغیر وابسته Y به کار می‌رود. معادله کلی برای یک رگرسیون خطی چند متغیره به صورت زیر است:

$$Y = a + b_1 X_1 + b_2 X_2 + ... + b_n X_n \quad [1]$$

در این تحقیق با توجه به غیر خطی بودن فرایند تبخیر (۱۶ و ۱۹)، از رگرسیون غیر خطی استفاده شده است. به عبارت دیگر

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

هنگامی که معادلات رگرسیون مدل‌ها شامل عبارات غیر خطی مانند توابع نمایی (Exponential functions)، لگاریتمی (Logarithmic functions) و یا توانی (Power functions) باشند، مدل‌های رگرسیون، غیر خطی خواهند بود (۱۸). در این مدل، تبخیر از تشت (E) به عنوان متغیر وابسته و T، P، RH، SR و U_2 به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. در این مدل نیز ترکیب‌های پنج گانه (شماره‌های ۱ الی ۵) ذکر شده به عنوان ورودی استفاده شد. هم‌چنین در هر ترکیب، برازش رابطه غیر رگرسیونی به دو صورت بدون عرض از مبدأ (a=0) و دارای عرض از مبدأ انجام گرفت و از بین دو رابطه مذکور رابطه‌ای که دارای خطای برآورد کمتر بود انتخاب شد. رابطه رگرسیونی غیر خطی بر اساس کلیه پارامترها (ترکیب شماره ۵) به صورت زیر است:

$$Ln(E) = a + b_1 Ln(T) + b_2 Ln(U_2) + b_3 Ln(RH) + b_4 Ln(SR) + b_5 Ln(P) \quad [۲]$$

در این رابطه: E تبخیر از تشت ($mm\ day^{-1}$)، T دمای هوا ($^{\circ}C$)، (U_2) سرعت باد در ارتفاع ۲ متری (m/s)، RH رطوبت نسبی (درصد)، SR تابش خورشیدی ($MJ\ m^{-2}\ day^{-1}$) و P فشار هوا (KPa) است.

روش تجربی استیفنز- استوارت

برای محاسبه تبخیر، روابط مختلفی با استفاده از داده‌های هواشناسی در شرایط اقلیمی متفاوت ارائه شده است. الشالان و صالح (۳)، ۲۳ روش اقلیمی معتبر را جهت برآورد تبخیر در نواحی بسیار خشک ارزیابی کرده و نتیجه گرفتند که مدل استیفنز- استوارت، بهترین مدل برای نواحی خشک است. در این تحقیق، مدل استیفنز- استوارت که بعدها توسط کلیتون (۶) تغییر یافت، به عنوان یکی از روش‌های تجربی رایج که رابطه مربوطه آن در زیر ارائه شده، مورد بررسی قرار گرفته است (رابطه ۳):

$$E = SR(a + bT) \quad [۳]$$

که در این رابطه: E تبخیر روزانه از تشت کلاس A، SR تابش خورشیدی روزانه، T میانگین دمای هوای روزانه و a و b پارامترهای خط برازش است. مقادیر a و b به ترتیب ۰/۲۳ و ۰/۰۱۲ پیشنهاد شده (۱۶) که این ضرایب با استفاده از نرم‌افزار SPSS 15 برای منطقه مورد مطالعه اصلاح گردید.

تحلیل حساسیت بهترین مدل منتخب

برای تعیین میزان تأثیرگذاری هریک از متغیرهای ورودی در اندازه تغییرات متغیر خروجی، تحلیل حساسیت‌سنجی انجام گرفت و با تغییر یک متغیر ورودی در دامنه مورد قبول و ثابت نگهداشتن سایر متغیرها نسبت به برآورد مقدار متغیر خروجی اقدام گردید. درصد تغییرات متغیر خروجی نشان‌دهنده میزان اهمیت متغیر ورودی مربوطه می‌باشد (۲۳).

ارزیابی روش‌های به کار رفته

به‌منظور ارزیابی و بررسی روش‌های مورد استفاده در برآورد تبخیر، از معیارهای متداول آماری که شامل ضریب تعیین (Determination Coefficient, R^2)، جذر میانگین مربع خطا (Root Mean Square Error, RMSE) و میانگین خطای مطلق (Mean Absolute Error, MAE) هستند، استفاده شد. معیار آماری ضریب تعیین برای تعیین هم‌بستگی بین مقادیر واقعی و برآورد شده و هم‌چنین جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای تعیین مقادیر خطای برآورد شده، به کار برده شدند. روابط مربوطه به صورت زیر هستند:

$$R^2 = \frac{\left(\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \bar{X}\right)\left(Y_i - \bar{Y}\right)\right)^2}{\left(\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \bar{X}\right)^2\left(Y_i - \bar{Y}\right)^2\right)} \quad [۴]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - Y_i\right)^2}{n}} \quad [۵]$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{n}\left|X_i - Y_i\right|}{n} \quad [۶]$$

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

در این روابط: X_i و Y_i i امین داده واقعی و برآورد شده، $\overline{X}$ میانگین داده‌های واقعی، $\overline{Y}$ میانگین داده‌های برآورد شده و n تعداد نمونه‌های ارزیابی هستند.

نتایج و بحث

۱- مقادیر تبخیر از تشت در مقیاس ماهانه و سالانه

در شکل ۱، میانگین ماهانه تغییرات متغیرهای هواشناسی مورد استفاده، برای کل دوره آماری (۱۳۷۵ الی ۱۳۸۴) در منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. با توجه به این شکل، بیشترین مقدار تبخیر ماهانه در تیرماه اتفاق افتاده که می‌توان آن را تحت تأثیر دمای هوا، تابش خورشیدی و سرعت باد زیاد و هم‌چنین رطوبت نسبی کم در این ماه دانست. افت شدید تبخیر در دی‌ماه نیز به دلیل کاهش دما و تابش خورشیدی و افزایش رطوبت نسبی بوده است (شکل ۱).

در شکل ۲، تبخیر سالانه اندازه‌گیری شده از تشت، برای کل دوره آماری در منطقه کرمان ارائه شده است. بیشترین مقدار تبخیر سالانه در سال ۱۳۸۱ به میزان ۳۵۷۱ میلی‌متر و کمترین مقدار آن در سال ۱۳۷۶ به میزان ۳۰۸۱ میلی‌متر می‌باشند. میانگین تبخیر از تشت در دوره آماری مورد مطالعه در حدود ۳۲۶۳ میلی‌متر در سال بوده است.

۲- ساختارهای درونی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی- عصبی

الف) بر اساس ترکیب‌های مختلف متغیرهای ورودی (شماره‌های ۱ الی ۵)

نتایج ارزیابی ترکیب‌های مختلف ورودی (شماره‌های ۱ الی ۵) برای روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی- عصبی در جداول ۲ و ۳ ارائه شده است. همان‌طور که در این جداول ملاحظه می‌شود با افزایش متغیرهای ورودی، دقت برآورد تبخیر افزایش یافته به طوری که ضعیف‌ترین نتایج مربوط به ترکیب با یک متغیر ورودی (دما) و بهترین نتایج نیز مربوط به ترکیب شماره ۵ (متغیرهای ورودی دمای هوا، رطوبت نسبی، تابش خورشیدی، سرعت باد و فشار هوا) بوده است. با توجه به این جداول در می‌یابیم که قابلیت روش فازی- عصبی در کلیه ترکیب‌های ورودی بهتر از شبکه عصبی مصنوعی ارزیابی شده است.

با توجه به این نتایج، بهترین ساختارهای درونی روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی- عصبی، بر اساس ترکیب‌های شماره ۱ الی ۴، در جدول ۴، ارائه شده است. با توجه این جدول در می‌یابیم که در خصوص شبکه عصبی مصنوعی برای چهار ساختار درونی ناشی از ترکیب‌های ورودی شماره ۱ الی ۴، فقط یک لایه پنهان و عناصر پردازش بین ۴ تا ۶ متغیر بوده و تابع فعالیت در اغلب موارد تانژانت‌سیگموید بوده است. در مورد روش فازی- عصبی نیز تابع عضویت غالب، گوسین زنگوله‌ای بوده و آرایش توابع مربوطه عمدتاً ۳ عضوی بوده‌اند.

ب) بررسی ترکیب ورودی شماره ۵

با توجه به این‌که ساختارهای مبتنی بر ترکیب شماره ۵، بهترین دقت را داشته‌اند، در این قسمت نتایج آماری مربوط به ساختارهای مختلف دو روش شبکه عصبی و فازی- عصبی (با پنج متغیر ورودی) برای برآورد مقدار تبخیر از تشت در مراحل آموزش و آزمون مورد بررسی قرار گرفته است. نتایج مربوطه در جداول ۵ و ۶ ارائه شده‌اند. با توجه به این نتایج، بهترین ساختار شبکه عصبی با مدل پرسپترون چند لایه، تابع فعالیت تانژانت‌سیگموید و آرایش ۱-۶-۵ با یک لایه پنهان است (جدول ۵). هم‌چنین بهترین ساختار روش فازی- عصبی نیز با تابع عضویت گوسین زنگوله‌ای و با آرایش ۳-۳-۳-۳-۳ (برای هر متغیر ورودی) حاصل شد (جدول ۶). بر اساس این نتایج، مدل منتخب روش فازی- عصبی در مقایسه با مدل منتخب روش شبکه عصبی دقت بیشتری در برآورد تبخیر از تشت کلاس A از خود نشان می‌دهد. سنجه‌های ارزیابی دقت مدل منتخب روش فازی- عصبی، در مرحله آزمون حاکی از ضریب تعیین ۰/۸۵، جذر میانگین مربع خطا برابر با ۱/۶۱ و میانگین خطای مطلق ۱/۲۴ (میلی‌متر در روز) بوده است (جدول ۶).

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

شکل ۱. تغییرات میانگین ماهانه متغیرهای هواشناسی مورد استفاده در ماه‌های مختلف سال در منطقه کرمان

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

شکل ۲. تغییرات تبخیر سالانه از تشت در سال‌های مختلف در منطقه کرمان

جدول ۲. نتایج آماری ترکیب‌های ورودی مختلف در روش شبکه عصبی مصنوعی، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

شماره ترکیب ورودی	متغیرهای ورودی	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)	R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)
۱	T	۰/۶۵	۲/۰۴	۱/۵۸	۰/۶۸	۱/۸۵	۱/۴۹
۲	T و SR	۰/۷۳	۱/۹۹	۱/۵۱	۰/۷۵	۱/۸۳	۱/۴۴
۳	T، SR و U_2	۰/۷۶	۱/۸۸	۱/۴۵	۰/۷۸	۱/۷۹	۱/۳۷
۴	T، SR، U_2 و RH	۰/۷۹	۱/۸۲	۱/۳۹	۰/۸۲	۱/۷۴	۱/۳۳
۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۸۱	۱/۷۹	۱/۳۸	۰/۸۴	۱/۷۱	۱/۳۱

جدول ۳. نتایج آماری ترکیب‌های ورودی مختلف در روش فازی-عصبی، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

شماره ترکیب ورودی	متغیرهای ورودی	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)	R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)
۱	T	۰/۶۶	۲/۰۱	۱/۵۴	۰/۶۸	۱/۹۴	۱/۴۵
۲	T و SR	۰/۷۳	۱/۹۱	۱/۴۷	۰/۷۶	۱/۸۲	۱/۴۱
۳	T، SR و U_2	۰/۷۷	۱/۷۵	۱/۳۶	۰/۷۹	۱/۶۹	۱/۲۹
۴	T، SR، U_2 و RH	۰/۸۳	۱/۷۰	۱/۳۳	۰/۸۴	۱/۶۳	۱/۲۵
۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۸۴	۱/۶۷	۱/۳۰	۰/۸۵	۱/۶۱	۱/۲۴

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

جدول۴. ساختارهای منتخب مربوط به روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی- عصبی، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

شماره ترکیب ورودی	شبکه عصبی مصنوعی		فازی- عصبی	
	تابع فعالیت	آرایش	تابع عضویت	آرایش (T-U_2-RH-SR-P)
۱	لگاریتم‌سیگموید	۵-۴-۱	گوسین زنگوله‌ای	۳
۲	تانژانت‌سیگموید	۵-۶-۱	مثلثی	۳-۲
۳	تانژانت‌سیگموید	۵-۵-۱	گوسین زنگوله‌ای	۳-۳-۲-۳
۴	تانژانت‌سیگموید	۵-۵-۱	گوسین زنگوله‌ای	۳-۳-۳-۳-۳

جدول ۵. نتایج آماری ساختارهای درونی مختلف روش شبکه عصبی مصنوعی بر اساس ترکیب شماره ۵، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

تابع فعالیت	آرایش	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)	R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)
لگاریتم‌سیگموید	۵-۵-۱	۰/۸۰	۱/۸۶	۱/۴۳	۰/۸۴	۱/۸۰	۱/۳۶
تانژانت‌سیگموید	۵-۶-۱	۰/۸۱	۱/۷۹	۱/۳۸	۰/۸۴	۱/۷۱	۱/۳۱
خطی	۵-۴-۱	۰/۷۶	۱/۹۴	۱/۴۸	۰/۷۹	۱/۸۸	۱/۴۵
لگاریتم‌سیگموید	۵-۷-۵-۱	۰/۷۹	۱/۸۹	۱/۴۶	۰/۸۱	۱/۸۲	۱/۳۹
تانژانت‌سیگموید	۵-۵-۳-۱	۰/۷۹	۱/۹۳	۱/۴۵	۰/۸۱	۱/۸۴	۱/۴۳

جدول ۶. نتایج آماری ساختارهای درونی مختلف روش فازی-عصبی بر اساس ترکیب شماره ۵، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

تابع عضویت	آرایش (T-U_2-RH-SR-P)	مرحله آموزش			مرحله آزمون		
		R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)	R^2	RMSE (mm/day)	MAE (mm/day)
مثلثی	۲-۳-۳-۳-۳	۰/۸۳	۱/۷۵	۱/۳۹	۰/۸۵	۱/۶۸	۱/۳۴
ذوزنقه‌ای	۳-۲-۳-۲-۳	۰/۸۴	۱/۷۲	۱/۳۷	۰/۸۵	۱/۶۵	۱/۲۹
گوسین زنگوله‌ای	۳-۳-۳-۳-۳	۰/۸۴	۱/۶۷	۱/۳۰	۰/۸۵	۱/۶۱	۱/۲۴
زنگوله‌ای عمومی	۲-۳-۲-۳-۳	۰/۸۲	۱/۸۰	۱/۴۲	۰/۸۵	۱/۷۳	۱/۳۸

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

۳) ساختارهای مربوط به روش رگرسیون غیر خطی

معیارهای ارزیابی ترکیب‌های مختلف مدل رگرسیونی غیر خطی (با به کارگیری داده‌های آموزشی و آزمونی) در جدول ۷ ارائه شده است. با افزایش متغیرهای ورودی دقت برآورد تبخیر افزایش یافته، که ضعیف‌ترین نتایج این روش مربوط به ترکیب شماره ۱ و بهترین نتایج نیز مربوط به ترکیب شماره ۵ بوده است. معیارهای ارزیابی دقت این ساختار، حاکی از ضریب تعیین ۰/۷۱، جذر میانگین مربع خطا برابر با ۲/۲۱ و میانگین خطای مطلق ۱/۶۹ (میلی‌متر در روز) بوده است. روابط رگرسیونی غیر خطی برازش داده شده به صورت زیر است:

$$Ln(E) = ۱/۰۴۹Ln(T) - ۰/۹۶۳ \quad [۷]$$

$$Ln(E) = ۰/۸۶۶Ln(T) + ۰/۴۳۴Ln(SR) - ۱/۷۹۵ \quad [۸]$$

$$Ln(E) = ۰/۸۴۰Ln(T) + ۰/۴۴۰Ln(SR) + ۰/۰۴۸Ln(U_۲) - ۱/۷۷۳ \quad [۹]$$

$$Ln(E) = ۰/۷۳۰Ln(T) + ۰/۳۱۴Ln(SR) + ۰/۰۷۰Ln(U_۲) - ۰/۲۵۵Ln(RH) - ۰/۲۶۳ \quad [۱۰]$$

$$Ln(E) = ۰/۷۳۱Ln(T) + ۰/۳۱۶Ln(SR) + ۰/۰۷۱Ln(U_۲) - ۰/۲۵۳Ln(RH) - ۰/۰۶۲Ln(P) \quad [۱۱]$$

در این روابط: E تبخیر از تشت ($mm\ day^{-1}$)، T دمای هوا ($^{\circ}C$)، (U_2) سرعت باد در ارتفاع ۲ متری (m/s)، RH رطوبت نسبی (درصد)، SR تابش خورشیدی ($MJ\ m^{-2}\ day^{-1}$) و P فشار هوا (KPa) است.

۴) بررسی روش استیفنز- استوارت اصلاح‌شده (Modified Stephens-Stewart: MSS)

بررسی واسنجی (اصلاح) روش استیفنز- استوارت (با استفاده از داده‌های مربوط به مراحل آموزش و آزمون) نشان داد که ضرایب تجربی a و b برای منطقه کرمان به ترتیب مقادیر ۰/۱۹۳۸ و ۰/۰۱۳۶ هستند که با لحاظ کردن این ضرایب، مقادیر تبخیر از تشت برآورد گردید. معیارهای ارزیابی ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق در این روش به ترتیب برابر ۰/۶۷، ۲/۳۸ (میلی‌متر در روز) و ۱/۸۱ (میلی‌متر در روز) به دست آمده است.

۵) مقایسه روش‌های به کار رفته

رابطه رگرسیونی بین مقادیر مشاهده‌ای تبخیر از تشت و مقادیر برآورد شده با روش‌های فازی- عصبی، شبکه عصبی و رگرسیون غیر خطی (ترکیب شماره ۵) در شکل ۳ و هم‌چنین نتایج آماری آنها در جدول ۸ ارائه شده است. همان‌طور که در شکل ۳ و جدول ۸ ملاحظه می‌شود روش‌های فازی- عصبی و شبکه عصبی مصنوعی جهت مدل‌سازی تبخیر مناسب هستند. روش فازی- عصبی (ترکیب شماره ۵) به دلیل بالا بودن ضریب تعیین (R^2) بین مقادیر تبخیر برآورد شده از این روش با مقادیر تبخیر اندازه‌گیری شده از تشت و پایین بودن مقادیر معیارهای خطا (RMSE و MAE)، در بین سه روش مذکور، بهترین نتایج را ارائه داده است. سنجه‌های ارزیابی دقت این روش (برای مجموعه داده‌های مربوط به مراحل آموزش و آزمون) حاکی از ضریب تعیین ۰/۸۴، جذر میانگین مربع خطا برابر با ۱/۶۸ (میلی‌متر در روز) و میانگین خطای مطلق ۱/۳۱ (میلی‌متر در روز) بوده است. این نتایج مشابه نتایج کیسی (۱۶) می‌باشد که در آن، روش فازی-عصبی به عنوان روش مطلوب برای برآورد تبخیر از تشت پیشنهاد شده است. هم‌چنین نتایج مدل شبکه عصبی از روش رگرسیون غیر خطی مناسب‌تر بوده است. در تحقیق دیگری که توسط طبری و همکاران (۲۳) انجام گرفته، بر ارجحیت روش شبکه عصبی مصنوعی بر رگرسیون غیر خطی تأکید گردیده است.

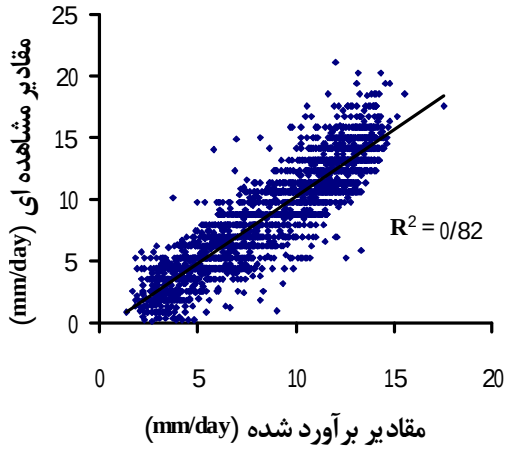
با توجه به این‌که روش استیفنز- استوارت اصلاح شده که دارای دو متغیر ورودی (T و SR) می‌باشد، در این تحقیق سعی شده است که نتایج این روش با نتایج به دست آمده از ترکیب شماره ۲، برای سه روش دیگر (فازی- عصبی، شبکه عصبی و رگرسیون غیر خطی) مقایسه گردد. نتایج به دست آمده از این مقایسه بیانگر آن است که به ترتیب روش‌های فازی- عصبی،

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

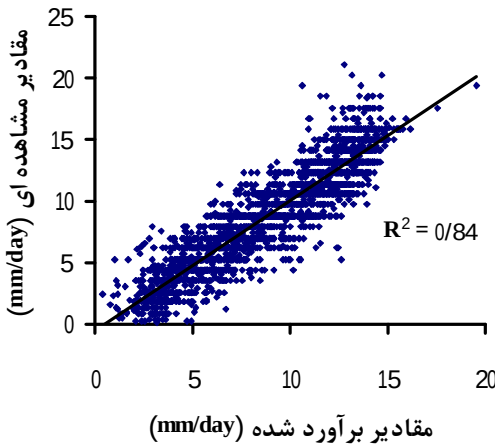
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

جدول ۷. نتایج آماری ترکیب‌های ورودی مختلف در روش رگرسیونی غیر خطی، برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

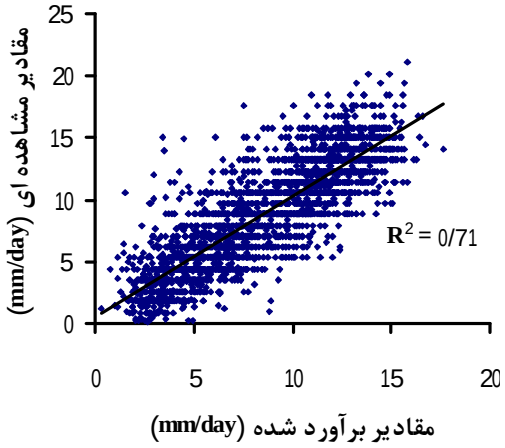
شماره ترکیب ورودی	متغیرهای ورودی	R^2	RMSE (میلی‌متر در روز)	MAE (میلی‌متر در روز)
۱	T	۰/۶۵	۲/۳۹	۱/۸۴
۲	T و SR	۰/۶۸	۲/۳۵	۱/۷۹
۳	T، SR و U_2	۰/۶۹	۲/۳۲	۱/۷۷
۴	T، SR، U_2 و RH	۰/۷۰	۲/۲۵	۱/۷۱
۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۷۱	۲/۲۱	۱/۶۹



ب: روش شبکه عصبی مصنوعی



الف: روش فازی- عصبی



ج: روش رگرسیون غیر خطی

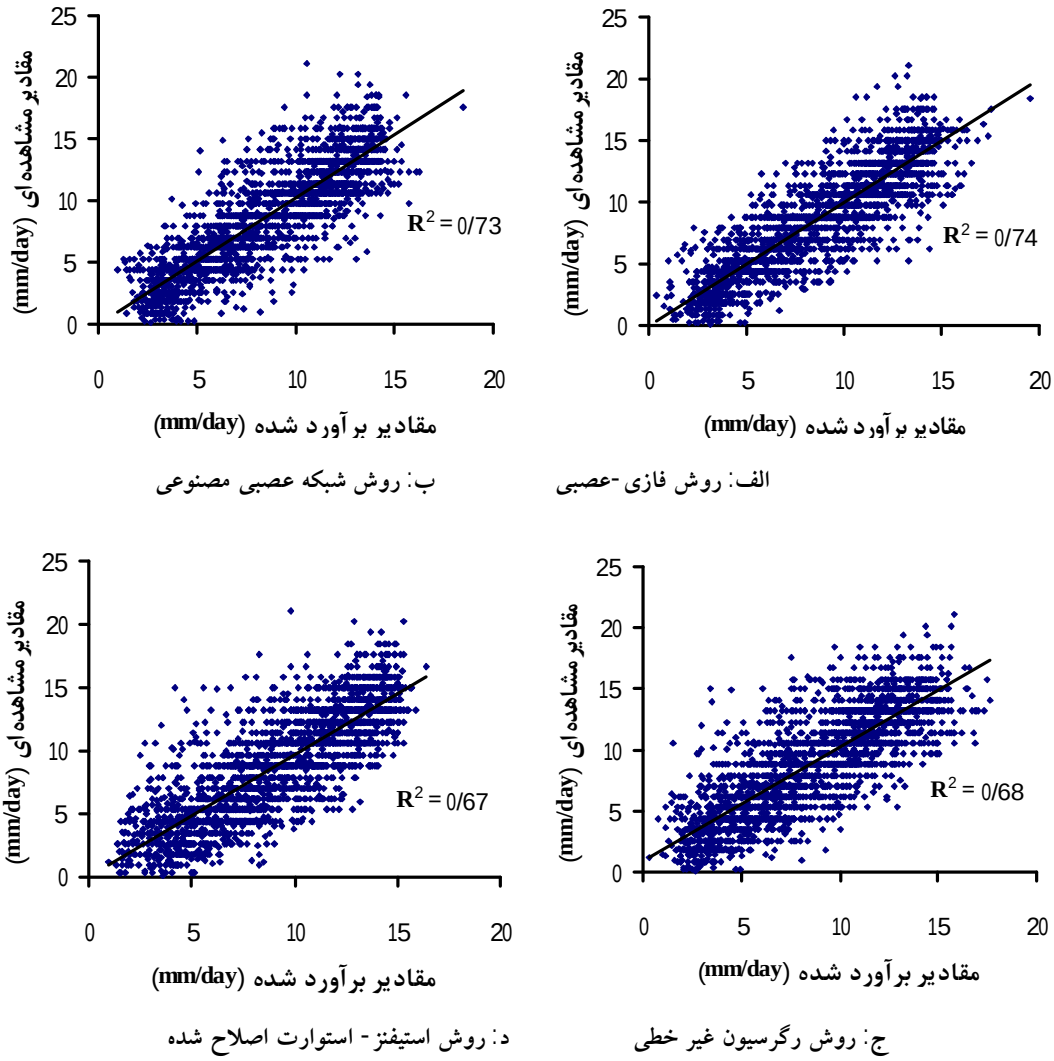
شکل ۳. رابطه بین مقادیر تبخیر از تشت مشاهده شده و مقادیر برآورد شده، بر اساس ترکیب شماره ۵

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

جدول ۸. نتایج آماری روش‌های به کار رفته برای برآورد تبخیر منطقه کرمان

مدل	شماره ترکیب ورودی	متغیرهای ورودی	R^2	RMSE (میلی‌متر در روز)	MAE (میلی‌متر در روز)
ANFIS	۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۸۴	۱/۶۸	۱/۳۱
ANN	۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۸۲	۱/۸۰	۱/۴۰
NLR	۵	T، SR، U_2، RH و P	۰/۷۱	۲/۲۱	۱/۶۹
ANFIS	۲	T و SR	۰/۷۴	۱/۹۲	۱/۴۸
ANN	۲	T و SR	۰/۷۳	۲/۰۰	۱/۵۱
NLR	۲	T و SR	۰/۶۸	۲/۳۵	۱/۷۹
MSS	۲	T و SR	۰/۶۷	۲/۳۸	۱/۸۱



الف: روش فازی-عصبی

ب: روش شبکه عصبی مصنوعی

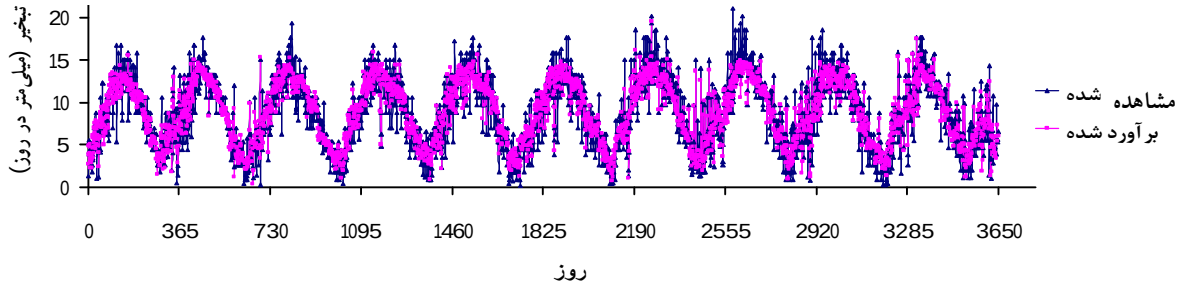
ج: روش رگرسیون غیر خطی

د: روش استیفنز- استوارت اصلاح شده

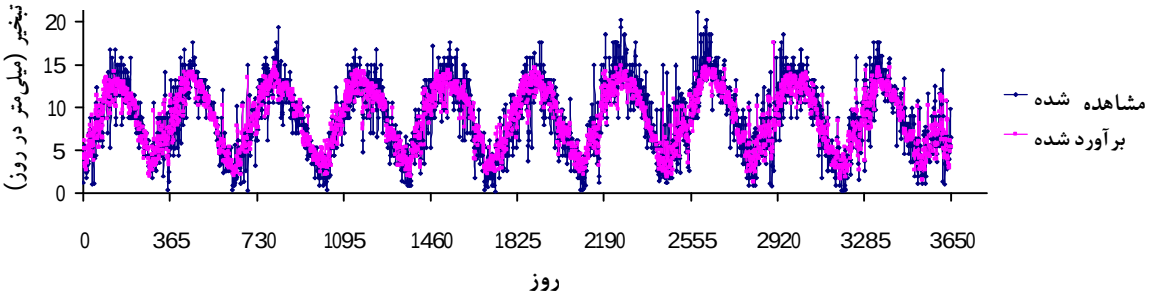
شکل ۴. رابطه بین مقادیر تبخیر از تشت مشاهده شده و مقادیر برآورد شده، بر اساس ترکیب شماره ۲

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

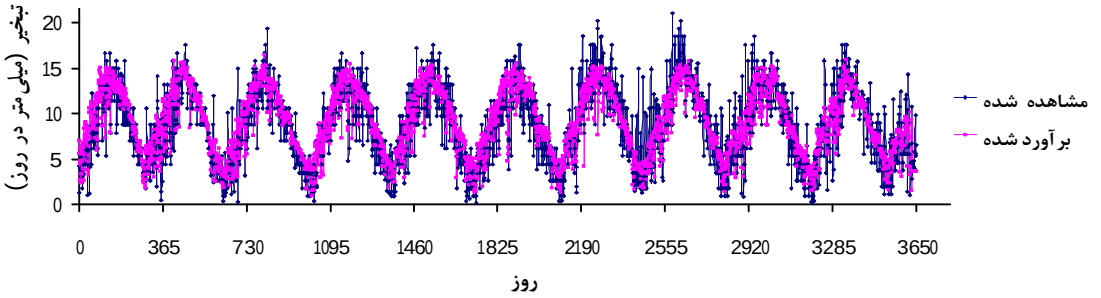
[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]



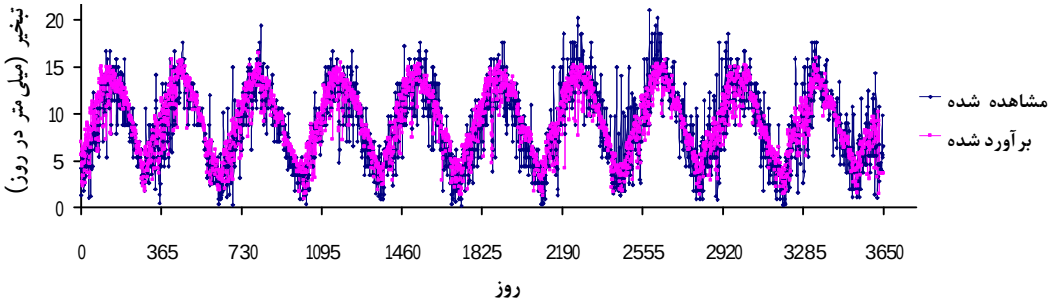
الف: روش فازی- عصبی



ب: روش شبکه عصبی مصنوعی



ج: روش رگرسیون غیر خطی



د: روش استیفنز- استوارت

شکل ۵. تغییرات زمانی مقادیر تبخیر از تشت مشاهده شده و برآورد شده، بر اساس ترکیب شماره ۵ در دوره آماری (۱۳۷۵ الی ۱۳۸۴)

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

جدول ۹. تحلیل حساسیت تبخیر از تشت به متغیرهای ورودی

متغیر ورودی	حساسیت (درصد)
دمای هوا (T)	۱۰/۲۳
تابش خورشیدی (SR)	۴/۵۹
سرعت باد (U_2)	۸/۳۲
فشار هوا (P)	۰/۶۵
رطوبت نسبی (RH)	۱/۴۳

شبکه عصبی و رگرسیون غیر خطی از دقت بهتری نسبت به روش استیفنز- استوارت اصلاح شده برخوردار هستند (شکل ۴ و جدول ۸).

۶- بررسی تغییرات زمانی تبخیر (از تشت) برآورد شده

در شکل ۵، تغییرات زمانی تبخیر مشاهده‌ای و برآورد شده با روش‌های فازی- عصبی، شبکه عصبی و رگرسیون غیر خطی (ترکیب شماره ۵) و هم‌چنین روش استیفنز- استوارت اصلاح شده ارائه شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌گردد، کلیه روش‌ها در روزهای که تبخیر نزدیک به مقادیر بیشینه و کمینه داشته‌اند، برآورد ضعیف‌تری از خود نشان داده‌اند و در بیشتر موارد انطباق قابل ملاحظه‌ای بین تبخیر مشاهده‌ای و برآورد شده، ملاحظه می‌شود. بر این اساس کمترین انطباق مربوط به ماه‌های خرداد، تیر، مرداد، دی و بهمن بوده و در بقیه ماه‌ها نتایج روش‌های به کار رفته، رضایت بخش‌تر بوده است.

۷- تحلیل حساسیت روش فازی- عصبی

نتایج تحلیل حساسیت متغیرهای ورودی، در جدول ۹ ارائه شده است. با توجه به این نتایج، اثرگذاری متغیرهای ورودی بر شدت تبخیر، از بیشترین به کمترین آنها به ترتیب شامل دما، سرعت باد، تابش خورشیدی، رطوبت نسبی و فشار هوا می‌باشند. این نتایج با نتایج تحقیق طبری و همکاران (۲۳) نیز که در اقلیم نیمه خشک صورت گرفته، مطابقت داشته که در آن بیشترین حساسیت مدل مربوط به متغیرهای دما و سرعت باد و هم‌چنین کمترین آن مربوط به رطوبت نسبی و بارندگی گزارش شده است.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق امکان استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، فازی- عصبی، رگرسیون غیر خطی و روش تجربی استیفنز- استوارت در برآورد تبخیر از تشت کلاس A منطقه کرمان مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به دست آمده نشان داد که دقت برآورد کلیه روش‌ها در ماه‌های خرداد، تیر، مرداد، دی و بهمن نسبت به ماه‌های دیگر کمتر می‌باشد. در بین روش‌های مورد استفاده روش‌های فازی- عصبی و شبکه عصبی مصنوعی، روش‌های مناسبی برای برآورد تبخیر از تشت بودند. روش فازی- عصبی با ترکیب شماره ۵ نتایج بهتری را در برآورد تبخیر از تشت ارائه داد. با به کارگیری مدل منتخب روش فازی- عصبی (ترکیب شماره ۵)، مقادیر ضریب تعیین، جذر میانگین مربع خطا و میانگین خطای مطلق برای مجموعه داده‌ها به ترتیب ۰/۸۴، ۱/۶۸ (میلی‌متر در روز) و ۱/۳۱ (میلی‌متر در روز) به دست آمد. روش‌های فازی- عصبی، شبکه عصبی و رگرسیونی ارائه شده در این تحقیق (بر اساس ترکیب شماره ۵) را می‌توان برای برآورد تبخیر در دوره‌هایی که مقدار تبخیر ثبت نشده و یا داده‌های گم شده وجود دارد، استفاده نمود. در این تحقیق، مدل تجربی استیفنز- استوارت به عنوان یک راه حل ساده و عملی برای برآورد تبخیر از تشت در منطقه مورد

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]

مطالعه، اصلاح گردید که ضعیف‌ترین نتایج را برای برآورد تبخیر در بر داشت. هم‌چنین تحلیل حساسیت نشان داد که بیشترین حساسیت مدل منتخب که روش فازی- عصبی می‌باشد، مربوط به دما و سرعت باد و کمترین آن مربوط به رطوبت نسبی و فشار هوا می‌باشد.

منابع مورد استفاده

۱. طبری، ح.، م. شادمانی، ع. ا. سبزی پرور و ص. معروفی. ۱۳۸۷. مقایسه روش‌های تجربی، رگرسیون غیر خطی و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد تبخیر روزانه از تشت تبخیر کلاس A در یک منطقه خشک. اولین کنفرانس بین‌المللی بحران آب، زابل.

2. Allen, R. G., L. S. Periera, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration: Guideline for computing crop water requirement. Irrigation and Drainage Paper. NO 56. FAO. Rome, Italy, 301 p.
3. Al-Shalan, A. and A. M. A. Salih. 1987. Evapotranspiration estimation in extremely arid areas. J. Irrig. Drain. Eng. ASCE, 113: 565-574.
4. Bruton, J. M., R. W. McClendon and G. Hoogenboom. 2000. Estimating daily pan evaporation with artificial neural network. Trans. ASAE, 43: 492-496.
5. Chang, L. C. and F. J. Chang. 2001. Intelligent control for modeling of real-time reservoir operation. Hydrol. Process. 15(9): 1621-1634.
6. Clayton, L. H. 1989. Prediction of class A pan evaporation in south Idaho. J. Irrig. Drain. Eng. ASCE, 115(2): 166-171.
7. Coulomb, C. V., D. Legesse, F. Gasse, Y. Travi and T. Chernet. 2001. Lake evaporation estimates in tropical Africa (Lake Ziway, Ethiopia). J. Hydrol. 245: 1-18.
8. Eslamian, S. S., S. A. Gohari, M. Biabanaki and R. Malekian. 2008. Estimating of monthly pan evaporation using artificial neural networks and support vector machines. J. Appl. Sci. 8(19): 3497-3502.
9. Finch, J. W. 2001. A comparison between measured and modeled open water evaporation from a reservoir in south-east England. Hydrol. Process. 15: 2771-2778.
10. Gavin, H. and C. A. Agnew. 2004. Modelling actual reference and equilibrium evaporation from a temperate wet grassland. Hydrol. Process. 18: 229-246.
11. Gundekar, H. G., U. M. Khodke and S. Sarkar. 2008. Evaluation of pan coefficient for reference crop evapotranspiration for semi-arid region. Irrig. Sci. 26: 169-175.
12. Irmak, S., D. Haman and J. W. Jones. 2002. Evaluation of class A pan coefficients for estimating reference evapotranspiration in a humid location. J. Irrig. Drain. Eng. ASCE, 128(3): 153-159.
13. Jang, J. S. R, C. T. Sun and E. Mizutani. 1997. Neuro-Fuzzy and Soft Computing. Prentice Hall, USA, 607 p.
14. Jhajharia, D., S. K. Shrivastava, D. Sarkar and S. Sarkar. 2009. Temporal characteristics of pan evaporation trends under the humid conditions of northeast India. Agric. Forest. Meteorol. 149: 763-770.
15. Kim, S. and H. S Kim. 2008. Neural networks and genetic algorithm approach for nonlinear evaporation and evapotranspiration modeling. J. Hydrol. 351: 299-317.
16. Kisi, Ö. 2006. Daily pan evaporation modeling using a neuro-fuzzy computing technique. J. Hydrol. 329: 636-646.
17. Kisi, Ö. 2008. Daily pan evaporation modelling using multi-layer perceptrons and radial basis neural networks. Hydrol. Process. 23(2): 213-223.
18. Lin, Y. and W. G. Cobourn. 2007. Fuzzy system models combined with nonlinear regression for daily ground-level ozone predictions. Atmos. Environ. 41: 3502-3513.
19. Moghaddamnia, A., M. Ghafari Gousheh, J. Piri, S. Amin and D. Han. 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. Adv. Water Resour. 32: 88-97.
20. Resap, J. P. 2006. A comparison of artificial neural network and statistical regression with biological resources application. MSc. Thesis, University of Maryland, College Park, USA.
21. Riad, S., G. Mania, L. Bouchaou and Y. Najjar. 2004. Rainfall-runoff model using an artificial neural network approach. Math. Comput. Model. 40: 839-846.
22. Stephens, J. C. and E. H. Stewart. 1963. A comparison of procedures for computing evaporation and evapotranspiration. Publication 62, International Association of Scientific Hydrology. International Union of Geodynamics and Geophysics, Berkeley, CA, pp. 123-133.
23. Tabari, H., S. Marofi and A. A. Sabziparvar. 2010. Estimation of daily pan evaporation using artificial neural network and multivariate non-linear regression. Irrig. Sci. 28: 399-406.
24. Terz, Ö. and M. Erol Keskn. 2005. Modeling of daily pan evaporation. J. Appl. Sci. 5: 368-372.

[Downloaded from jstnar.iut.ac.ir on 2026-11-12]

[DOR: 20.1001.1.24763594.1390.15.55.6.4]