Archive of SID
DOI: 10.30467/NIVAR.2019.135827.1099

نیوار، دوره ۴۴، شماره ۱۱۱-۱۱۰، پائیز و زمستان ۱۳۹۹ (دو فصلنامه)

ارائه یک ضریب اصلاحی برای بهبود دقت روش هارگریوز در برآورد تبخیر و تعرق مرجع

سید محمد رضا حسینی*[۱]، روح اله فتاحی[۲]، امید محترمی[۳]

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه اراک

۲- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهرکرد

۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تهران

(تاریخ دریافت: ۹۷/۰۴/۰۵، تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۱/۲۶)

چکیده

مدل‌های تجربی در برآورد تبخیر و تعرق نیاز به متغیرهای زیادی دارند که برخی از آن‌ها در همه ایستگاه‌های هواشناسی قابل اندازه گیری نیست. در تحقیق حاضر امکان بهبود دقت روش هارگریوز جهت برآورد تبخیر تعرق به کمک ضریب اصلاحی K با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درخت تصمیم M5 مورد بررسی قرار گرفت. این ضریب برابر با نسبت تبخیر تعرق مدل پنمن مونتیث فائو به روش هارگریوز می باشد. داده‌های آب و هوائی مورد استفاده در این تحقیق در بازه‌ی زمانی ۲۰۱۳-۲۰۰۴ از ایستگاه مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی و فرودگاه شهرکرد در استان چهارمحال و بختیاری شامل دمای حداقل، دمای حداکثر و رطوبت نسبی میانگین با اقلیم خشک سرد اخذ شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها دو شاخص RMSE (مجذور میانگین مربعات خطا) و MAE (میانگین انحراف مطلق) محاسبه گردید. قبل از استفاده از ضریب اصلاحی برای ایستگاه مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی ریشه میانگین مربعات خطا مدل هارگریوز نسبت به روش پنمن مونتیث فائو RMSE=0/90 بود که این مقدار بعد از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک شبکه عصبی به RMSE=0/69 و با استفاده از ضریب اصلاحی به کمک درخت تصمیم به RMSE=0/72 رسید. برای ایستگاه فرودگاه نیز قبل از استفاده از ضریب اصلاحی ریشه میانگین مربعات خطا RMSE=0/8852 که بعد از استفاده از ضریب اصلاحی برای مدل شبکه عصبی RMSE=0/654 و برای مدل درختی RMSE=0/76 نتیجه گردید. به طور کلی نتایج نشان داد که بعد از استفاده از ضریب اصلاحی عملکرد مدل هارگریوز بهبود یافته است. نتایج نشان داد که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل درختی M5 در برآورد ضریب اصلاحی دقیق‌تر است.

کلمات کلیدی: ضریب اصلاحی، پنمن مونتیث فائو، هارگریوز، هوش مصنوعی، داده کاوی.

مقدمه

تبخیرتعرق به انتقال همزمان تبخیر از سطح خاک و تعرق از سطح گیاه به اتمسفر در یک سیستم خاک - گیاه اطلاق می‌شود (**Allen et al. 1998**). تبخیرتعرق یکی از اجزای اصلی چرخه هیدرولوژیکی می‌باشد و برآورد دقیق آن در تخمین آب مصرفی گیاه و طراحی سیستم‌های آبیاری اهمیت ویژه‌ای دارد. روش‌های برآورد تبخیر تعرق به دو دسته مستقیم و غیرمستقیم تقسیم می‌شوند. در روش مستقیم، بخش کوچکی از مزرعه را جدا کرده و مقدار تبخیر و تعرق در یک دوره زمانی، مستقیماً اندازگیری می‌شود. در روش‌های غیرمستقیم از عوامل اقلیمی و گیاهی استفاده می‌شود یا از معادلاتی که از روش‌های مستقیم واسنجی شده‌اند تبخیر و تعرق محاسبه می‌گردد (علیزاده و همکاران ۱۳۸۳). اندازه‌گیری تبخیر تعرق به روش مستقیم هزینه بر است و محدود به زمان و مکان می‌باشد. حدود ۵۰ روش برآورد تبخیر تعرق مرجع وجود دارد و با توجه به فرضیه‌ها و داده‌های هواشناسی مختلف استفاده شده در این روش‌ها نتایج متفاوتی بدست می‌آید (**Grismer et al. 2002**). برخی از این روش‌ها مانند روش ترنت وایت و بلانی کریدل فقط به دما نیاز دارند و برخی دیگر مانند روش پنمن مونیث فائو به داده‌های دما، سرعت باد و رطوبت نسبی و غیره نیاز دارد (**Jensen et al. 1999**). از مشکلات عمده روش‌های تجربی انعطاف پذیری پایین آنها در برخورد با داده‌های مختلف است که منجر به نتایج ضعیف این روش‌ها می‌گردد. محققان بسیاری در سراسر دنیا روش پنمن مونتیث فائو را در مقایسه با لایسیمتر به عنوان دقیق ترین روش و روشی استاندارد و معتبر برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع معرفی نموده‌اند (سوری و معاضد،

* نگارنده رابط: **mohammad.mrh2015@gmail.com**

www.SID.ir

Archive of SID

۲۰۰۵). روش‌های داده محور با توجه به انعطاف‌پذیری بالا در مدلسازی شرایط مختلف یک پدیده توانایی خوبی را دارا هستند (بختیاری و همکاران، ۱۳۹۴). در حال حاضر داده کاوی مهم ترین فناوری جهت بهره برداری از داده‌های حجیم است و اهمیت و کاربرد آن روبه فزونی است (**sattari et al. 2013**) در زمینه تبخیر و تعرق و استفاده از مدل‌های داده محور در محاسبه تبخیر و تعرق تحقیقات مختلفی صورت گرفته است. موسوی بایگی و همکاران (۱۳۸۸) به کمک حداقل داده‌های هواشناسی به برآورد تبخیر و تعرق مرجع و به ارائه ضریب اصلاحی پرداختند. آن‌ها با استفاده از داده‌های لایسیمتری برداشت شده در دوره شش ماهه اردیبهشت تا شهریور سال ۱۳۸۴ در ایستگاه هواشناسی دانشکده کشاورزی مشهد، مقدار تبخیر و تعرق گیاه مرجع محاسبه شده با روش‌های فائو پنمن- مونتیث و تشت تبخیر و هم چنین اعمال ضرایب اصلاحی ماهانه و سالانه مورد ارزیابی قرار دادند و روابط اصلاحی هر روش را ارائه دادند. شریفیان و همکاران (۱۳۹۱) به ارائه ضریب اصلاحی برای روش هارگریوز سامانی به منظور برآورد تبخیر تعرق مرجع در ایستگاه سینوپتیک گرگان پرداختند. ضریب اصلاحی به صورت معادله‌ای که تابعی از پارامترهای اقلیمی موجود در ایستگاه تبخیرسنجی تعریف گردید. نتایج نشان داد در بین معادلات، معادله‌ای که در برگیرنده‌ی دمای حداکثر، دمای متوسط، رطوبت نسبی حداکثر، حداقل و متوسط روزانه است از جهت بررسی‌های آماری در اولویت قرار دارد. این معادله توانست تبخیر تعرق سالانه را که توسط روش هارگریوز ۱۱۶۵ بوده به ۹۲۵ میلی متر کاهش دهد که در مقایسه با روش پنمن مونتیث فائو که ۸۵۳ میلی متر بوده خطای کمتری نشان می‌دهد. شریفیان و قربانی (۱۳۹۳) روشی جهت بهبود برآورد تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از ضریب اصلاحی به کمک مدل درخت تصمیم و شبکه‌ی عصبی مصنوعی ارائه نمودند. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق ایشان شامل دمای هوا، رطوبت نسبی و دمای نقطه‌ی شبنم در ایستگاه هواشناسی بندرانزلی، رشت و آستارا بودند. ضریب اصلاحی نسبت بین مقادیر بدست‌آمده از روش پنمن مونتیث فائو و هارگریوز به عنوان خروجی مدل‌ها استفاده گردید. ایشان گزارش نمودند استفاده از ضریب حاصل از کاربست مدل درختی از شبکه عصبی مصنوعی نتایج دقیق‌تری همراه داشته است. ستاری و اسماعیل‌زاده (۱۳۹۵) به ارزیابی مدل درختی M5 و مدل برنامه‌ریزی ژنتیک در برآورد تبخیر- تعرق ماهانه در منطقه تبریز آذربایجان شرقی پرداختند. برای ارزیابی مدل‌ها از روش پنمن مونتیث فائو استفاده گردید. نتایج نشان داد اگرچه مدل برنامه ریزی ژنتیک دقت بیشتری نسبت به مدل درختی دارد ولی مدل درختی روابط خطی ساده و قابل فهم-تری ارائه می‌کند. پناهی و همکاران (۱۳۹۵) به پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع به کمک سه نوع شبکه عصبی پرسپترون، شعاعی و ماشین بردار پشتیبان در ایستگاه همدیدی تبریز پرداختند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون با RMSE=3/88 و R=0/95 عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های دیگر داشت.

حسینی و همکاران (۱۳۹۵) به تخمین تبخیر و تعرق مرجع به کمک مدل درخت تصمیم M5 و شبکه عصبی مصنوعی در ایستگاه هواشناسی فرخشهر پرداختند. آنها از داده‌های دمای حداقل، دمای حداکثر، رطوبت نسبی میانگین، ساعات آفتابی و سرعت باد به عنوان داده ورودی و از مدل پنمن مونتیث فائو برای ارزیابی مدل‌ها استفاده نمودند. نتایج نشان داد که عملکرد شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل درخت تصمیم M5 دقیق تر است. محمد رضا پور (۱۳۹۶) به پیش بینی تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان، برنامه‌ریژی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی- فازی در چهار ایستگاه زاهدان، زابل، ایرانشهر و چابهار با استفاده از داده‌های هواشناسی ماهانه برای یک دوره ۳۰ ساله پرداخت. نتایج نشان داد که در همه ایستگاه مدل بردار پشتیبان، برنامه‌ریزی بیلان ژن و مدل نروفازی به ترتیب عملکرد بهتری داشتند. از آنجا که بسیاری از ایستگاه‌های هواشناسی فاقد پارامترهای مورد نیاز برای برآورد تبخیر تعرق با مدل پنمن مونتیث می‌باشند و مدل هارگریوز برای برآورد تبخیر تعرق فقط به داده‌های دمای هوا نیاز دارد و استفاده‌ی آن در ایستگاه‌های فاقد داده‌های کامل جوی متداول می‌باشد. بنابراین، هدف از انجام این تحقیق پیشنهاد و بررسی یک ضریب اصلاحی بر اساس نسبت پنمن مونتیث به هارگریوز برای منطقه خشک سرد شهرستان شهرکرد

www.SID.ir

Archive of SID

در استان چهارمحال بختیاری می‌باشد که این مهم براساس پارامترهای هواشناسی به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درخت تصمیم M5 مدل می‌شود و تاثیر این ضریب اصلاحی بر روش هارگریوز بررسی می‌شود.

مواد و روش‌ها

استان چهار محال و بختیاری با مساحت ۱۶۵۳۲ کیلومتر مربع بین ۳۱ درجه و نه دقیقه تا ۳۲ درجه و ۴۸ دقیقه عرض شمالی و نیز ۴۹ درجه و ۲۸ دقیقه تا ۵۱ درجه و ۲۵ دقیقه طول شرقی قرار دارد. شهرکرد مرکز استان چهار محال و بختیاری و طبق نمایه‌ی آمبرژه دارای آب و هوای خشک سرد، نمایه دومارتن نیمه خشک و نمایه دکتر کریمی نیمه مرطوب با تابستان معتدل و زمستان بسیار سرد است میانگین بارش در این شهر ۳۲۱.۵ میلیمتر می‌باشد. داده‌های مورد در این تحقیق از ایستگاه هواشناسی مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد و فرودگاه شهرکرد طبق موقعیت نشان داده شده در جدول (۱) استفاده گردید.

جدول ۱- مشخصات جغرافیایی ایستگاه‌های مورد مطالعه

نام ایستگاه	ارتفاع از سطح دریا (متر)	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی
مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد	2073	$50^0\ 93^{"}$	$32^0\ 30'$
فرودگاه	۲۰۵۰	$50^0\ 84^{"}$	$32^0\ 29'$

مدل پنمن مونتیث فائو

یکی از معتبرترین روش‌ها در برآورد تبخیر و تعرق مرجع ($\mathbf{ET_0}$) روش پنمن مونتیث فائو می‌باشد. در این روش گیاه مرجع چمن با ارتفاع ۱۲سانتی متر و ضریب بازتاب تابش آن ۲۳ درصد است. این مدل به صورت رابطه (۱) می‌باشد.

$$\mathbf{ET_0} = \frac{0.408\Delta(\mathbf{R_n}-\mathbf{G})+\gamma\left[\frac{900}{(T+273)}\right]\mathbf{U_2}(\mathbf{e_a}-\mathbf{e_d})}{\Delta+\boldsymbol{\gamma}(1+0.34\,\mathbf{U_2})} \qquad (۱)$$

در این رابطه، $\mathbf{ET_0}$ تبخیر و تعرق مرجع روزانه (mm/day)، $\mathbf{R_n}$ تابش خورشیدی روزانه رسیده به سطح گیاه ($\mathrm{Mj m^{-2} d^{-1}}$)، G شار گرما به داخل خاک ($\mathrm{Mj m^{-2} d^{-1}}$)، $\boldsymbol{\gamma}$ ثابت سایکرومتری ($\mathrm{kpa c^{-1}}$)، T میانگین دمای روزانه ($\mathbf{c^o}$)، $\mathbf{u_2}$ سرعت باد در ارتفاع دو متری (m/s)، $\mathbf{e_a}$ فشار بخار اشباع (kpa)، $\mathbf{e_d}$ فشار بخار واقعی (kpa) و Δ شیب منحنی فشار بخار اشباع ($\mathrm{kpa c^{-1}}$) می‌باشد (Allen et al. 1998) (علیزاده و همکاران؛ ۱۳۸۳).

مدل هارگریوز[1]

مدل هارگریوز در محاسبه تبخیر و تعرق به داده‌های دما نیاز دارد. این روش تبخیر و تعرق مرجع را ماهانه، هفتگی، ده روزه و یا روزانه محاسبه می‌کند و به صورت رابطه (۲) تعریف می‌گردد (Hargreaves et al. 1985).

$$ET_0 = 0.0023(T_{mean}+17.8)(T_{max}-T_{min})^{0.5}.R_a \qquad (۲)$$

دراین رابطه، $\mathrm{ET_0}$ تبخیر و تعرق مرجع در بازه مورد نظر برحسب میلیمتر بر روز، $\mathbf{R_a}$ تابش برون زمینی بر حسب ($\mathrm{Mj m^{-2} d^{-1}}$) می‌باشد و درجه حرارت برحسب درجه سانتیگراد می باشند.

ضریب صلاحی پیشنهادی در این تحقیق

ضریب اصلاحی پیشنهادی نسبت تبخیر و تعرق محاسبه شده به کمک مدل پنمن مونتیث فائو ($\boldsymbol{ET\ PMF}$) به مدل هارگریوز ($\boldsymbol{ET\ HG}$) می‌باشد و به صورت رابطه (۳) تعریف می‌گردد:

1. Hargreaves

www.SID.ir

Archive of SID

$$k = \frac{ET\ PMF}{ET\ HG} \quad (۳)$$

با در نظر گرفتن مقادیر K به عنوان متغیر وابسته به پارامترهای دمای حداقل، دمای حداکثر، رطوبت نسبی میانگین و تفاضل دمای حداقل و حداکثر به عنوان ورودی مدال‌ها اقدام به مدلسازی ضریب اصلاحی به کمک شبکه عصبی مصنوعی و مدل درخت تصمیم M5 گردید. علاوه بر داده‌های فوق برای محاسبه روش پنمن مونیث فائو از داده‌های ساعات آفتابی و سرعت باد نیز استفاده گردید.

مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

به طور کلی هر شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه تشکیل شده است، لایه ورودی که نقش معرفی فراسنج‌های ورودی را به شبکه بر عهده دارد. لایه خروجی، محل استقرار فراسنج‌های خروجی شبکه و لایه وسط همان لایه پنهان می‌باشد که نقش پردازشگر اطلاعات را بر عهده دارد (Jain et al. 1996). یک شبکه عصبی مصنوعی علائم را از واحدهای ورودی دریافت کرده و این علائم در طول انشاریافته است و در نهایت به سمت نرون خروجی حرکت می‌نماید (صف شکن و همکاران، ۱۳۹۶).

شبکه عصبی پرسپترون

یکی از رایج‌ترین شبکه‌های عصبی، شبکه عصبی پرسپترون می‌باشد. این شبکه‌ها از سه لایه ورودی خروجی و لایه وسط یا همان لایه پنهان تشکیل شده است. در هر لایه از تعدادی واحد پردازشگر به نام نرون وجود دارد که هر نرون، خروجی وزن دار شده از نرون قبلی را دریافت کرده و از یک تابع فعال سازی یا آستانه عبور می‌دهد. مبنای آموزش در این شبکه‌ها تغییر وزن اتصالات به منظور رسیدن به خروجی مطلوب است (Ellis et al. 1995).

آماده سازی داده‌ها برای ورود به شبکه

نخستین گام در ایجاد شبکه عصبی مصنوعی انتخاب داده‌های ورودی و نرمال سازی داده‌ها قیل از ورود به شبکه می‌باشد. نرمال سازی داده‌ها به منظور افزایش دقت و سرعت شبکه در پاسخ به پیام‌های ورودی صورت می‌گیرد. با استفاده از رابطه‌ی (۴) اقدام به نرمالسازی داده‌ها گشت (احمدی و همکاران، ۱۳۹۴).

$$x_n = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (۴)$$

در این رابطه x_n مقدار نرمالیز شده، **x** مقدار هر متغیر ورودی، x_{min} منیمم داده‌ی ورودی، x_{max} ماکزیمم داده ورودی می‌باشند.

مدل درختی M5

مدل درختی M5 توسط کوین‌لان[۲] (۱۹۹۲) ارائه شد (Quinlan. 1992) از ویژگی‌های این مدل سادگی فرآیند آموزش، عدم نیاز به آزمون و خطا، در مواجهه با داده‌های گمشده بسیار قدرتمند عمل کرده، بر روی داده‌ها و نمونه‌های بزرگ قابلیت عملکرد مناسبی دارد و خروجی مدل قابل فهم و ساده می‌باشد. ساختار مدل درختی شبیه یک درخت بوده که از ریشه، شاخه‌ها، گره‌ها و برگ‌ها تشکیل یافته است. ساختار مدل درخت تصمیم در دو مرحله انجام می‌باشد. معیار انشعاب در این مدل بیشینه سازی کاهش انحراف معیار داده‌ها در گره فرزند است. در صورتی که امکان کاهش انحراف معیار داده‌های گره فرزند میسر نبود گره والد آن منشعب نشده و به گره پایانی و یا برگ رسیده است. کاهش انحراف معیار از رابطه (۴) محاسبه می‌شود:

$$SDR = sd(t) - \sum \frac{|T_i|}{|T|} sd(T_i) \quad (۴)$$

که در آن، **T** دسته‌ای از نمونه‌ها که به گره می‌رسند؛ **Ti** زیرمجموعه نمونه‌هایی که **i**امین خروجی از دسته پتانسیل را دارد و **Sd** انحراف از معیار است. مرحله دوم در طراحی مدل درختی **M5** کوچک کردن درخت تولید شده یا هرس کردن شاخه‌ها و جایگزینی توابع رگرسیون خطی است Alberg et)

1. Quinlan

www.SID.ir

Archive of SID

(al. 2012 .مدل درختی، فضای پارامترهای ورودی را به زیرحوزه‌هایی تقسیم نموده و برای هر کدام از آن‌ها یک رابطه خطی ارائه می‌کند.

معیارهای ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد مدل درختی و شبکه عصبی مصنوعی در این تحقیق **RMSE** (مجذور میانگین مربعات خطا) و **MAE** (میانگین انحراف مطلق) مطابق با روابط (۵) و (۶) محاسبه می‌گردد. هدف از محاسبه شاخص‌های ارزیابی عملکرد انتخاب بهترین مدل با کمترین خطا در محاسبه ضریب اصلاحی می‌باشد.

$$\mathbf{RMSE} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(O_i - P_i)^2}{n}} \quad (۵)$$

$$\mathbf{MAE} = \frac{\sum_{i=1}^{N}(|O_i - P_i|)}{N} \quad (۶)$$

در این رابطه‌ها O_i ضریب اصلاحی محاسباتی (نسبت تبخیر و تعرق روش پنمن مونتیث فائو به روش هارگریوز)، P_i ضریب اصلاحی پیش بینی شده به کمک هر روش، **MAE** میانگین مطلق خطا که هر چه این شاخص به صفر نزدیک‌تر باشد نشان دهنده‌ی انحراف کمتر از مدل مبنا و دقت بالاتر مدل می‌باشد و **RMSE** مجذور میانگین مربعات خطا که هر چه این شاخص به صفر نزدیک‌تر باشد نشان دهنده‌ی خطای کمتر و دقت بالای مدل می‌باشد.

نتایج و بحث

مدل شبکه عصبی

برای اجرای مراحل مختلف شبکه عصبی و مدل درختی از نرم افزارهای متلب (MATLAB) و وکا (WEKA) استفاده گردید. متلب یک ابزار قوی ریاضیاتی و مهندسی است. از بهترین کاربردهای این نرم افزار حجم بسیار کم برنامه نویسی توسط این نرم افزار آن را در کارهای عددی متمایز کرده است (زرکندی و همکاران، ۱۳۹۲). نرم افزار وکا نیز مجموعه ای از به روزترین الگوریتم‌های یادگیری ماشینی و ابزارهایی برای پیش پردازش داده‌ها می‌باشد. داده‌های ورودی به مدل‌ها دمای حداقل(T_{min}) دمای حداکثر (T_{max}) تفاضل دمای حداکثر و حداقل (T_d) و رطوبت نسبی میانگین (RH_{mean}) بودند و خروجی مدل ضریب اصلاحی (K) محاسبه شده از نسبت تبخیر و تعرق روش پنمن مونتیث فائو به روش هارگریوز بود. ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش و اعتبار سنجی و ۲۵ درصد داده‌ها برای ارزیابی و تست استفاده گردید. در قسمت اجرای شبکه عصبی از یک شبکه پرسپترون با قاعده آموزش لونبرگ مارکوات استفاده گردید. بعد از اجرای هر دو مدل برای هر دو ایستگاه مورد مطالعه برا اساس روابط (۵ و ۶) و با استفاده از داده‌های آموزش و آزمون، مقادیر پیش بینی شده توسط مدل‌ها محاسبه گردید و بر اساس مقادیر مشاهده شده و پیش بینی شده شاخص‌های ارزیابی مذکور محاسبه گردید. آنالیز آماری مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی به ترتیب در جداول (۲ و ۳) ذکر گردیده است.

جدول ۲- آنالیز آماری برآورد ضریب اصلاحی به کمک مدل شبکه عصبی

ایستگاه	RMSE		MAE	
	آموزش	تست	آموزش	تست
مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد	۲۸۲۸/۰	۱۹/۰	۱۵۸۲/۰	۱۵/۰
فرودگاه شهرکرد	۳۶۸۴/۰	۲۱۹۱/۰	۱۵۹۰/۰	۱۴۸۹/۰

www.SID.ir

Archive of SID

جدول ۳- آنالیز آماری برآورد ضریب اصلاحی به کمک مدل درخت تصمیمM5

ایستگاه	RMSE	MAE
مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد	۲/۰	۱۵۳۶/۰
فرودگاه شهرکرد	۲۱۲۳/۰	۱۴۴۹/۰

همانطور که از جداول (۲ و ۳) مشخص می‌باشد شبکه عصبی و مدل درختی عملکرد مطلوبی در مدلسازی ضریب اصلاحی در هر دو ایستگاه مورد بررسی داشتند. برای بررسی میزان افزایش دقت روش هارگریوز در تخمین تبخیر و تعرق با استفاده ضریب اصلاحی برآورد شده به کمک مدل درختی و شبکه عصبی عملکرد این مدل قبل و بعد از استفاده از ضریب اصلاحی در (جدول ۳) بیان گردیده است.

جدول ۴- عملکرد مدل هارگریوز قبل و بعد از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک شبکه عصبی مصنوعی

ایستگاه	مدل هارگریوز	RMSE	R^2
مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد	قبل از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۹۰۹	۰/۸۳۶
	بعد از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۶۹	۰/۹۰۱۸
فرودگاه	قبل از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۸۸۵۲	۰/۸۵۵۸
	بعد از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۶۵۴	۰/۹۱۵۳

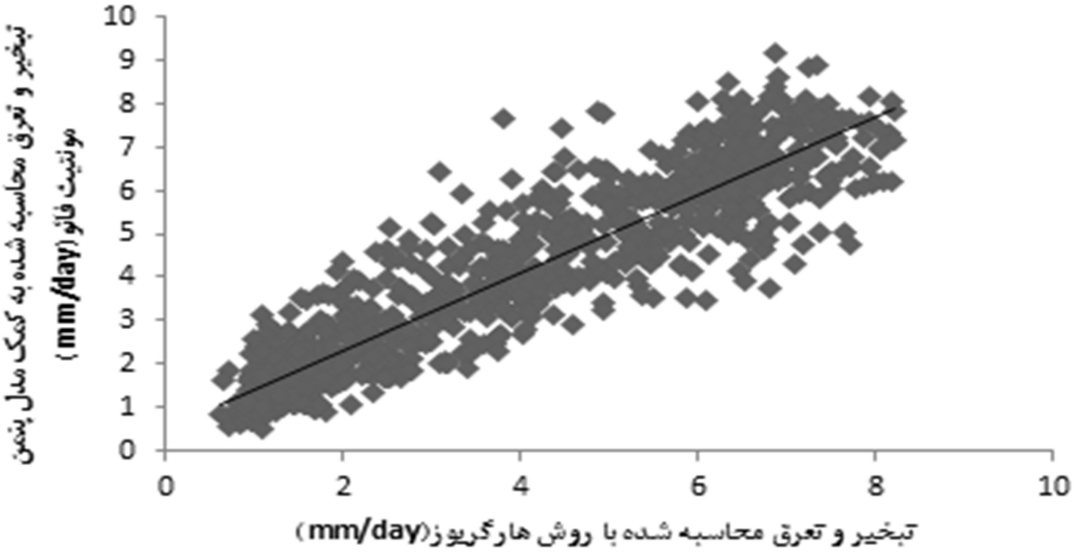
جدول۵- عملکرد مدل هارگریوز قبل و بعد از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک درخت تصمیم M5

ایستگاه	مدل هارگریوز	RMSE	R^2
مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد	قبل از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۹۰۹	۰/۸۳۶
	بعد از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۷۱	۰/۹۰
فرودگاه	قبل از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۸۸۵۲	۰/۸۵۵۸
	بعد از استفاده از ضریب اصلاحی	۰/۷۶	۰/۸۹

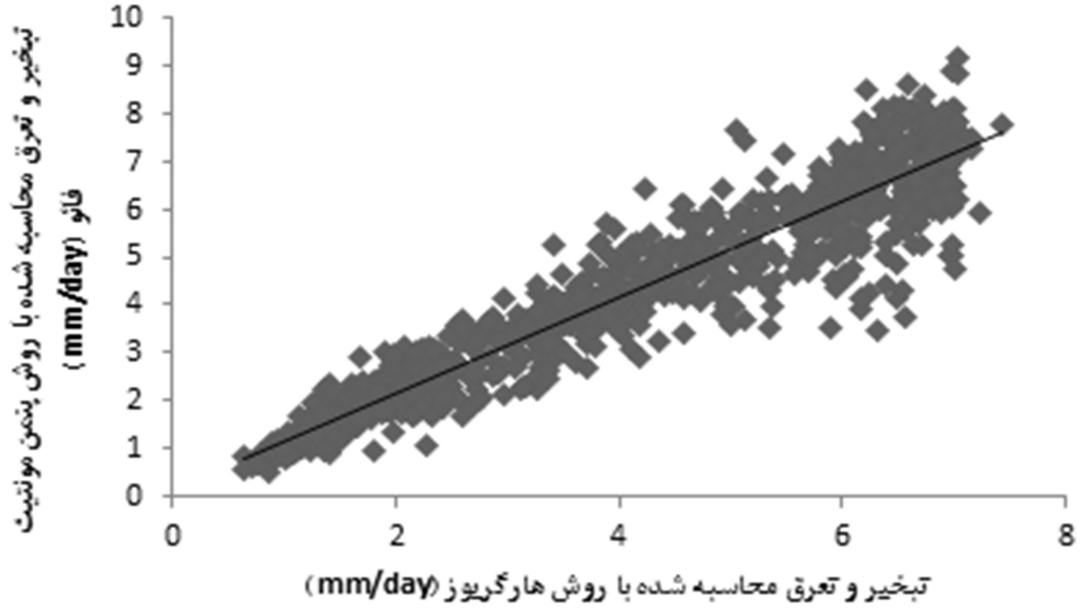
تاثیر ضریب اصلاحی در برآورد تبخیر و تعرق با روش هارگریوز در شکل‌های (۲، ۳ و ۴) نشان داده شده است.

www.SID.ir

Archive of SID



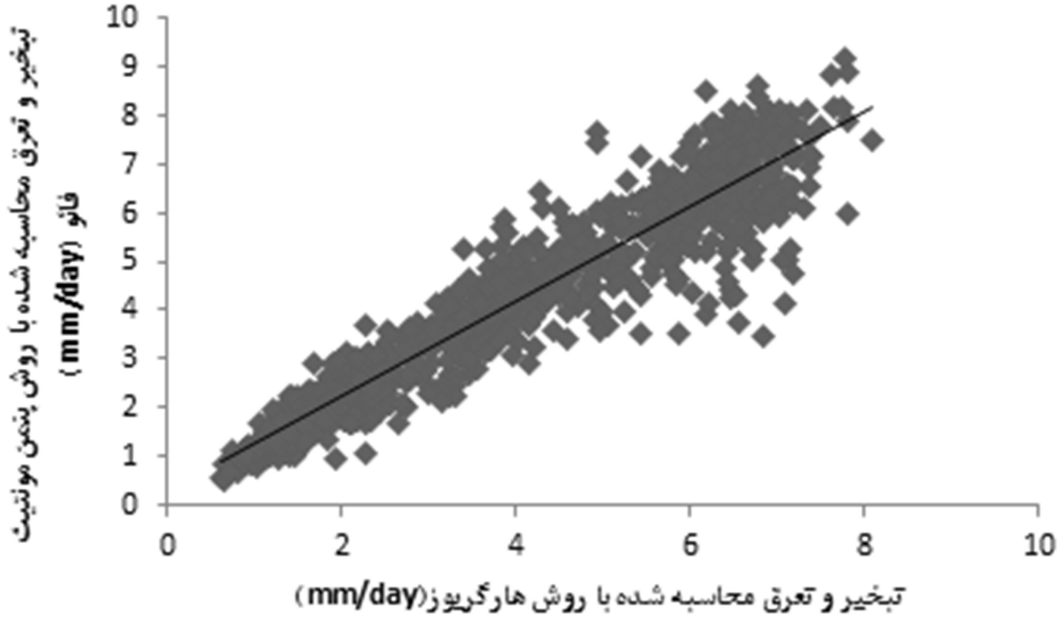
شکل۱- پراکنش تبخیر و تعرق محاسبه شده با روش هارگریوز و روش پنمن مونتیث فائو قبل از استفاده از ضریب اصلاحی (مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد)



شکل۲- پراکنش تبخیر و تعرق محاسبه شده روش هارگریوز و روش پنمن مونتیث فائو بعد از استفاده از ضریب اصلاحی با شبکه عصبی (مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد)

www.SID.ir

Archive of SID



شکل۳- پراکنش تبخیر و تعرق محاسبه شده روش هارگریوز و روش پنمن مونتیث فائو بعد از استفاده از ضریب اصلاحی با درخت تصمیمM5 (ایستگاه مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد)

همانطور که از (جدول ۴ و ۵) و (شکل‌های ۱ و ۲ و ۳) مشخص گردید ضریب اصلاحی عملکرد مدل هارگریوز را تا حدودی بهبود بخشید. نتایج نشان داد که قبل از استفاده از ضریب اصلاحی دقت مدل هارگریوز در ایستگاه فرخشهر **RMSE=0.90** نسبت به روش پنمن مونتیث فائو بود که این مقدار بعد از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک شبکه عصبی به **RMSE=0.69** و با از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک درخت تصمیم به **RMSE=0.72** رسید. همچنین قبل از استفاده از ضریب اصلاحی دقت مدل هارگریوز در ایستگاه فرودگاه **RMSE=0.88** نسبت به روش پنمن مونتیث فائو بود که این مقدار بعد از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک شبکه عصبی به **RMSE=0.65** و با از استفاده از ضریب اصلاحی به کمک درخت تصمیم به **RMSE=0.76** رسید. به طور کلی نتایج نشان داد که بعد از استفاده از ضریب اصلاحی عملکرد مدل هارگریوز به طور بهبود یافت.

نتیجه‌گیری

مدل هارگریوز در محاسبه تبخیر و تعرق فقط به داده‌های دمای حداکثر و حداقل نیاز دارد که عموماً در اکثر ایستگاه های هواشناسی موجود می‌باشند. در این تحقیق نشان داده شد که با محاسبه و کاربست ضریب اصلاحی **K** که نسبت تبخیر و تعرق محاسبه شده به روش پنمن مونتیث فائو به روش هارگریوز سامانی در منطقه‌ای خشک سرد می‌باشد، دقت روش هارگریوز افزایش می‌یابد. برای این منظور از داده‌های روزانه دو ایستگاه مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی شهرکرد و فرودگاه شهرکرد در بازه‌ی زمانی ده ساله ۲۰۱۳-۲۰۰۴ شامل دمای حداقل، دمای حداکثر و رطوبت نسبی متوسط استفاده گردید. نتایج نشان داد که ضریب اصلاحی باعث افزایش دقت مدل هارگریوز می‌گردد. مدل شبکه عصبی و مدل درختی **M5** عملکرد مطلوبی در برآورد ضریب اصلاحی دارند با این تفاوت که دقت مدل شبکه عصبی بیشتر است ولی مدل درختی روابط ساده، خطی و قابل فهم‌ری را ارائه می‌کند.

تشکر و قدردانی

در پایان این تحقیق از مدیریت محترم اداره‌ی کل هواشناسی استان چهار محال و بختیاری به خاطر در اختیار گذاشتن داده‌های این تحقیق صمیمانه تشکر می‌گردد.

www.SID.ir

Archive of SID

منابع

۱. شریفیان ح ، دهقانی ا و کریمی راد ا ، ۱۳۹۱. ارائه ضریب اصلاحی برای روش هارگریوز- سامانی به منظور برآورد تبخیر- تعرق گیاه مرجع (مطالعه موردی :ایستگاه سینوپتیک گرگان). مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، ۱۹. ۳. : ۲۳۶-۲۲۹.

۲. شریفیان ح و قربانی خ ،۱۳۹۳. بهبود برآورد تبخیر و تعرق پتانسیل با استفاده از ضریب اصلاحی به کمک مدل درخت تصمیم M5. نشریه‌ی آبیاری و زهکشی. ۸. ۱۶۱-۵۳.

۳. علیزاده ا ، ۱۳۸۳. رابطه‌ی آب و خاک وگیاه. مشهد، دانشگاه امام رضا ، ویرایش۳.

۴. موسوی بایگی م ، عرفانیان م و سرمد م، ۱۳۸۸. استفاده از حداقل داده‌های هواشناسی برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع و ارائه ضرایب اصلاحی (مطالعه موردی: استان خراسان رضوی). مجله آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۳ . ۱ : ۹۹-۹۱.

۵. بختیاری، ب. ع. محبی دهاقانی و ک. قادری .۱۳۹۴. برآورد تبخیر و تعرق مرجع روزانه با حداقل داده‌های هواشناسی در اقلیم‌های نیمه خشک منتخب ایران. ۱۱ . ۳ . : ۱۳۱-۱۴۴.

۶. احمدی، ف.، آیشم، س.، خلیلی، ک و بهمنش، ج. ۱۳۹۴. کاربرد سیستم‌های استنتاج عصبی- فازی تطبیقی و برنامه ریزی ژنتیک برای برآورد تبخیر و تعرق ماهانه در شمال غرب ایران. نشریه پژوهش‌های آب در کشاورزی. ۲.۲۹: ۲۳۵-۲۴۷.

۷. صف شکن، س.، پیرمرادیان و شریفان، افشین.۱۳۹۶. ارزیابی و مقیاسه روش شبکه عصبی مصنوعی و نرم افزار HEC-HMS در شبیه سازی آبنمود بارش- رواناب در حوضه ابخیز معرف کسیلیان. مجله مهندسی منابع آب. سال ۱۰: ۸۴-۷۱.

۸. پناهی، س.، کرباسی، م و نیکبخت، ج. ۱۳۹۵. پیش بینی تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی SVM، RBF و MLP. مجله محیط زیست و مهندسی آب.۲.۱: ۶۳-۵۱.

۹. ستاری، م ت، میرعباسی نجف آبادی، ر. علیمحمدی، م. ۱۳۹۵. کاربرد مدل درختی M5 در پیش بینی خشکسالی (مطالعه موردی: مراغه، ایران). مجله علمی پژوهشی هیدروژئومورفولوژی. شماره۸: ص۹۲-۷۳.

۱۰. ستاری، م و اسماعیل زاده، ب.۱۳۹۵. مقایسه نتایج مدل درختی M5 و برنامه ریزی ژنتیک با روش پنمن مونتیث فائو برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع. مجله مهندسی منابع آب. سال نهم: ۲۰-۱۱.

۱۱. زرکندی, س؛ قاضیانی، خ؛ بهشتی و م اسمعیل زاده، و محمدحسن. ۱۳۹۲، کاربرد نرم افزار متلب در مهندسی مکانیک، ششمین همایش فرامنطقه ای پیشرفتهای نوین در علوم مهندسی، تنکابن، موسسه آموزش عالی آیندگان،

۱۲. حسینی، م ر. گنجی خرم دل، ن. خلت آبادی فراهانی، ا ح. ۱۳۹۵. تخمین تبخیر و تعرق مرجع روزانه به کمک مدل درخت تصمیم M5 و مدل شبکه عصبی مصنوعی. نشریه پژوهش های کاربردی علوم آب. سال دوم شماره سوم: ۴۴-۳۵.

۱۳. محمدرضا پور، ام البنی، ۱۳۹۶. پیش بینی تبخیر و تعرق پتانسیل ماهانه با استفاده از مدل‌های ماشین بردار پشتیبان، برنامه ریزی ژنتیک و سیستم استنتاج عصبی فازی. فصلنامه علمی پژوهشی. مهندسی آبیاری و آب. سال هفتم، شماره ۲۷. ص ۱۵۰-۱۳۵.

14. Allen R , L.S.Pereira D, Rae s and Smith M ,1998. Crop Evapotranspiration - Guidelines for Computing Crop Water Requirements. FAO Irrigation and Drainage Paper 56.

15. Allen, R.G. and W.O. Pruitt. 1991. FAO-24 Reference evapotranspiration factors. J. of Irrig. and Drainage Engineering. 117(5):758-773 .

16. Alberg D, Last M and Kandel A, 2012. Knowledge discovery in data streams with regression tree methods. WIREs Data Mining Knowledge Discovery. (2): 69-78.

17. Hargreaves G.H and Samani Z.A , 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. Transaction of ASAE 1(2):96-99.

www.SID.ir

Archive of SID

18. Quinlan JR ,1992. Learning with continuous classes. Proceedings of the 5th Australian Joint Conference Scientific, 343–348.

19. Jain, A.K., Mao, J., and Mohiuddin, k. m. 1996. Artificial neural networks: a tutorial. Computer, IEEE P. 31-44.

20. Suri, D., and Moazed, H. 2005. Estimation and Modeling of Potential Evapotranspiration in Different Continental Conditions of Iran, MSc Thesis, Ahvaz University of Shahid Chamran. Water Sciences Engineering Faculty.

21. Sattari, MT., Pal, M., Apaydin, H., (2013), M5 Model Tree Application in Daily River Flow Forecasting in Sohu Stream, Turkey, Water Resources, 4(3), PP. 233-242.

22. Ellis G. W., Yao C., Zhao R. and Penumadu D. (1995). Stress-strain modeling of sands using artificial neural networks. J. Geotec. Eng., ASCE, 121(5), 429-435.

23. Jensen, M. E., Burman, R. D. and Allen R. G. (1999). Evapotranspiration and water requirenments. ASCE manuals and reports onon engineering practices No. 70. American society of civil engineers, New York, ISBN 0-87262-763-2, 360 P.

24. Grismer, M. E., Oran, M., Snyder, R. and R. Matyac. 2002. Pan evaporation to refrernce Jurnal of evapotranspiration conversion methods. Irrigation and Drainage Engineering, ASCE, 128 (3), 180-184.

www.SID.ir