مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد شانزدهم، شماره اول، ۱۳۸۸
www.gau.ac.ir/journals

تخمین تبخیر– تعرق گیاه مرجع درون گل‌خانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی

*مصطفی عصاری[۱]، مهدی کوچک‌زاده[۲]، مهدی شهابی‌فر[۳] و کامیار بیات[۴]

[۱]دانشجوی دکتری گروه آبیاری و زه‌کشی، دانشگاه تربیت مدرس، [۲]استادیار گروه آبیاری و زه‌کشی، دانشگاه تربیت مدرس،
[۳]استادیار گروه آبیاری و فیزیک خاک، مؤسسه تحقیقات خاک و آب،
[۴]دانشجوی کارشناسی‌ارشد گروه آبیاری و زه‌کشی، دانشگاه تربیت مدرس

تاریخ دریافت: ۸۷/۳/۲۶ ؛ تاریخ پذیرش: ۸۸/۲/۱۸

چکیده

امروزه شبکه‌های عصبی مصنوعی کاربرد بسیاری در مسائل مختلف مهندسی آب که رابطه و الگوی مشخصی بین عوامل مؤثر بر وقوع یک پدیده وجود ندارد، پیدا کرده‌اند. در این پژوهش جهت تخمین تبخیر– تعرق مرجع داخل گل‌خانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، از داده‌های هواشناسی اندازه‌گیری شده داخل گل‌خانه و همچنین داده‌های اندازه‌گیری شده خارج گل‌خانه استفاده گردید. در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه و الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا با یک لایه پنهان جهت تخمین تبخیر– تعرق گیاه مرجع استفاده شد. نتایج حاصل از این بررسی نشان داد که با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان تبخیر– تعرق گیاه مرجع (ET_o) را با دقت مناسبی تخمین زد. شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های تابش خارج از جو، دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده، ساعت آفتابی و فشار بخار واقعی محاسبه شده در داخل گل‌خانه با جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر ۱/۱ میلی‌متر در روز بهترین نتیجه را جهت تخمین ET_o ارایه داد. این عمل برای داده‌های خارج از گل‌خانه نیز انجام شد که شبکه‌های عصبی مصنوعی با داده‌های ورودی دمای حداقل و حداکثر و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه با RMSE برابر ۱/۰۱ میلی‌متر در روز، بهترین نتیجه را جهت تخمین ET_o ارایه داد.

واژه‌های کلیدی: تبخیر– تعرق گیاه مرجع، شبکه‌های عصبی مصنوعی، گل‌خانه

* مسئول مکاتبه: m.assari@modares.ac.ir

Archive of SID
www.SID.ir

مقدمه

تبخیر- تعرق[1] (ET) از عمده‌ترین اجزاء چرخه هیدرولوژیکی است که تخمین درست آن در طراحی و مدیریت سیستم‌های آبیاری، مطالعات منابع آب و موارد مشابه دیگر از اهمیت زیادی برخوردار است. تخمین بیش از حد آب مورد نیاز گیاه ضمن هدر دادن آب آبیاری باعث ماندابی شدن اراضی، شستشوی مواد غذایی خاک و آلوده نمودن منابع آب زیرزمینی می‌شود. ضمن آن‌که تخمین کمتر ازحد مورد نیاز گیاه نیز باعث اعمال تنش رطوبتی کنترل شده به گیاه شده و درنتیجه کاهش محصول را به همراه خواهد داشت (فتحی و کوچک‌زاده، ٢٠٠٤).

عوامل متعددی بر میزان تبخیر- تعرق گیاه دخالت دارند. علاوه‌بر مشخصه‌های گیاهی و خاک، پارامترهای هواشناسی از قبیل دما، تشعشع و رطوبت تأثیر به‌سزایی در مقدار تبخیر- تعرق گیاهی دارند. مالوپا و همکاران (١٩٩٣) بیان نمود که تبخیر- تعرق گیاه درون گل‌خانه به تابش خالص رسیده به سطح زمین وابسته است و تفاوت میان تبخیر- تعرق گیاه با رقم‌های مختلف به پتانسیل ژنتیک خاص آن گیاه بستگی دارد. در نتیجه تبخیر- تعرق گیاهی به‌طور معمول کمتر از تبخیر- تعرق مرجع می‌باشد. مارتینز و همکاران (١٩٩٥) با تحقیق روی گیاه علفی جربرا[2] به این نتیجه رسیدند که گرمای محیط کشت گل‌خانه، مقدار آب مصرفی گیاه را افزایش می‌دهد. بایلی و همکاران (١٩٩٤) با تحقیق برروی تبخیر- تعرق گل رز در گل‌خانه، به این نتیجه رسیدند که مقادیر تخمینی تبخیر- تعرق گل رز که در آن مقادیر تبخیر- تعرق مرجع از طریق رابطه ساعتی فائو- پنمن- مانتیث برآورد شده‌اند، دارای خطای کمتری می‌باشند.

علاوه‌بر معادله‌های موجود برای برآورد تبخیر- تعرق مرجع، می‌توان از روش‌های جدید پردازشی در تخمین تبخیر- تعرق بهره گرفت. یکی از این روش‌های نوظهور، روش شبکه‌های عصبی مصنوعی[3] می‌باشد. شبکه‌های عصبی برای مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی از جمله تبخیر- تعرق بسیار مناسب هستند. محققان بسیاری از شبکه‌های عصبی برای تخمین تبخیر- تعرق به‌عنوان یک تابع از داده‌های هواشناسی استفاده کرده‌اند. بعضی از آنها داده‌هایی را که برای محاسبه تبخیر- تعرق مرجع با استفاده از معادله فائو- پنمن- مانتیث نیاز است، مورد استفاده قرار داده‌اند.

1- Evapotranspiration
2- Gerbera
3- Artificial Neural Networks

Archive of SID

www.SID.ir

ادهیامبو و همکاران (۲۰۰۱) نشان دادند که تبخیر- تعرق مرجع تخمین زده شده براساس مدل فازی- عصبی قابل مقایسه با تبخیر- تعرق تخمین زده شده براساس معادله فائو- پنمن- مانتیث است. کومار و همکاران (۲۰۰۲) به این نتیجه رسیدند که دقت مقادیر تبخیر- تعرق گیاهی محاسبه شده با شبکه عصبی مصنوعی (آموزش داده شده توسط داده‌های لایسیمتری) بیشتر از داده‌های محاسبه شده توسط رابطه $ET_c= k_c \times ET$. می‌باشد که در آن مقادیر ET. از طریق معادله فائو- پنمن- مانتیث محاسبه شده است.

سادهیر و همکاران (۲۰۰۳) از یک مدل شبکه عصبی مصنوعی بر مبنای تابع شعاعی[1] (RBF)، برای تخمین تبخیر- تعرق روزانه گیاه برنج در طول یک دوره ۵ ماهه استفاده کردند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت نسبتاً خوبی قادر به تخمین تبخیر- تعرق روزانه گیاه برنج می‌باشد. علاوه‌بر داده‌های روزانه و ساعتی، شبکه‌های عصبی در تخمین تبخیر- تعرق ماهانه گیاهان مختلف نیز نتایج قابل‌قبولی نشان داده است (تاهیر، ۱۹۹۸؛ تراکویچ و همکاران، ۲۰۰۳).

زانتی و همکاران (۲۰۰۷) از داده‌های ورودی کمتری برای برآورد تبخیر- تعرق گیاهی از طریق شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. ایشان تبخیر- تعرق را به‌عنوان تابعی از دمای هوا (مقادیر حداقل و حداکثر)، تابش خارج جو و ساعت آفتابی تخمین زدند که رابطه خوبی با داده‌های لایسیمتری و معادله فائو- پنمن- مانتیث داشت.

تراکویچ (۲۰۰۵) از یک تابع شعاعی شبکه عصبی با داده‌های ورودی دما برای مدل‌سازی تبخیر- تعرق استفاده کرد و نتایج حاصل از شبکه عصبی را با معادلات هارگریوز- سامانی، تورنث وایت و فائو- پنمن- مانتیث مقایسه کرد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی بر مبنای تابع‌های شعاعی با دقتی بیشتر از دیگر مدل‌های شبکه عصبی تبخیر- تعرق مرجع را تخمین می‌زند.

پژوهش‌های متعددی در مبحث تبخیر- تعرق گیاهان صورت گرفته است و مدل‌های مختلفی برای تخمین آن ارایه شده است، اما پژوهش‌های کمی در مورد عملکرد آنها در شرایط گل‌خانه‌ای وجود دارد. معادلات تجربی و ترکیبی زیادی نیز صرفاً برای محاسبه تبخیر- تعرق در شرایط گل‌خانه‌ای، توسط محققان ارایه گردیده است که نیاز به واسنجی در مناطق مختلف دارند.

1- Radial Basis Function

Archive of SID

www.SID.ir

شبکه‌های عصبی مصنوعی: شبکه‌های عصبی مصنوعی مدل‌های محاسباتی هستند که قادرند ارتباط میان ورودی‌ها و خروجی‌های یک سیستم فیزیکی را توسط شبکه‌ای از گره‌ها که همگی با هم متصل هستند، تعیین نمایند. (منهاج، ٢٠٠٢).

شبکه عصبی مصنوعی از لایه‌هایی به نام لایه ورودی[1]، مخفی[2] و خروجی[3] تشکیل شده است و در هر لایه یک یا چند عنصر پردازش‌گر (نرون) وجود دارد که با تمام نرون‌های لایه بعدی مرتبط می‌باشند. تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر تعداد متغیرهای مستقل سیستم مورد نظر می‌باشد که در این تحقیق متغیرهای مستقل همان متغیرهای اقلیمی می‌باشند. به هر یک از نرون‌های لایه ورودی وزنی داده می‌شود که مقدار آن تعیین‌کننده تأثیر هر متغیر بر میزان عملکرد لایه ورودی است. هر عنصر پردازش‌گر یا نرون از دو قسمت تشکیل شده است. در قسمت اول آن مجموع وزنی مقادیر ورودی به آن محاسبه می‌شود. در قسمت دوم نرون خروجی قسمت اول در یک تابع ریاضی قرار گرفته و از طریق آن خروجی نرون محاسبه می‌شود. به این تابع ریاضی در اصطلاح تابع محرک، تابع آستانه یا تابع انتقال می‌گویند که عملکرد آن شبیه یک فیلتر غیرخطی است و باعث می‌شود تا خروجی نرون در یک محدوده عددی خاص قرار گیرد (منهاج، ٢٠٠٢).

آنالیز حساسیت: در مطالعات تبخیر- تعرق مانند دیگر زمینه‌های علوم وابسته به آب، روش‌ها و ضرایب متعددی برای بررسی میزان حساسیت یک مدل نسبت به پارامترهای ورودی ارایه شده است. یکی از راه‌های ساده اما عملی برای آنالیز حساسیت، رسم نمودار است. در این روش تغییرات نسبی متغیر مستقل مانند پارامترهای مختلف هواشناسی نسبت به تغییرات نسبی متغیر وابسته (تبخیر- تعرق مرجع) رسم می‌گردد. معمولاً میزان تغییرات متغیر مستقل ٥٠± درصد، ١٠± درصد و ٢٠± درصد در نظر گرفته می‌شود. این مقادیر قراردادی هستند و می‌توانند تغییر یابند. این روش به روش نمودار حساسیت معروف است (گویال، ٢٠٠٤). در بسیاری از موارد برای آنالیز حساسیت از ضریب حساسیت استفاده می‌شود و رابطه زیر ضریب حساسیت را محاسبه می‌نماید.

$$S_{vi} = \frac{ET[(١ + x/١٠٠)v) - ET(v)}{x/١٠٠} . \frac{١}{ET(v)} \qquad (١)$$

1- Input Layer
2- Hidden Layer
3- Output Layer

Archive of SID

www.SID.ir

در این رابطه S_{vi} ضریب حساسیت، v متغیر مستقل، x درصد تغییرات متغیر مستقل و ET مقدار تبخیر- تعرق برآورد شده به‌وسیله مدل را نشان می‌دهد. این روش به روش ضریب حساسیت نسبی بی‌بعد معروف است که تحت عنوان ضریب حساسیت بیان می‌شود. این روش اولین بار توسط مک‌کائن (۱۹۷٤) ارایه شد اما در حال حاضر به‌طور گسترده‌ای در علوم مربوط به تبخیر- تعرق کاربرد دارد. مثبت یا منفی شدن ضریب حساسیت نشان می‌دهد با افزایش مقدار متغیر مستقل مقدار تبخیر- تعرق به‌ترتیب افزایش یا کاهش می‌یابد. مقدار ضریب حساسیت بزرگ، بدون در نظر گرفتن علامت آن، نشان‌دهنده حساسیت زیاد مدل نسبت به متغیر مورد بررسی است.

در این پژوهش از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد تبخیر- تعرق مرجع درون گل‌خانه استفاده شد. برای انجام این عمل از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با ورودی‌های مختلف استفاده شد. از اهداف این پژوهش برآورد تبخیر- تعرق مرجع داخل گل‌خانه با استفاده از داده‌های پارامترهای اندازه‌گیری شده کمتر در داخل گل‌خانه بود. یکی دیگر از اهداف مهم این پژوهش، برآورد تبخیر- تعرق مرجع در داخل گل‌خانه با استفاده از آموزش مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های هواشناسی خارج از گل‌خانه مورد آزمایش و داده‌های لایسیمتری اندازه‌گیری شده درون گل‌خانه بود.

مواد و روش‌ها

این پژوهش درون گلخانه‌ای با پوشش پلاستیک و ساختار فلزی در مؤسسه تحقیقات گیاه‌پزشکی کشور در بازه زمانی اول اسفند ۱۳۸۵ تا اول خرداد ۱۳۸٦ انجام شد. برداشت داده‌های مورد نیاز به‌صورت روزانه بود. داده‌های هواشناسی از قبیل دمای حداقل و حداکثر و رطوبت نسبی هوا به‌طور روزانه و هم‌زمان در داخل گل‌خانه اندازه‌گیری گردید و برای داده‌های هواشناسی خارج گل‌خانه از ایستگاه هواشناسی مهرآباد به‌عنوان نزدیک‌ترین ایستگاه به محل آزمایش، استفاده شد. علاوه‌بر این به‌دلیل استفاده نکردن از پوشش آفتاب‌گیر برای گل‌خانه و همچنین سیستم روشنایی در شب، میزان ساعت آفتابی (n) در طول روز برای داخل و خارج از گل‌خانه یکسان فرض شد.

مقدار فشار بخار واقعی (e_a)، از رابطه $e_a = RH \times e_s$ محاسبه شد که در آن:

RH: رطوبت نسبی اندازه‌گیری شده درون گل‌خانه

e_s: فشار بخار اشباع که از رابطه زیر به‌دست می‌آید.

Archive of SID

www.SID.ir

$$e_s = \exp\left[\frac{۱۶/۷۸T - ۱۱۶/۹}{T + ۲۳۷/۳}\right] \quad (۲)$$

که در آن T میانگین دمای ماکزیمم و مینیمم است.

مقدار تابش خارج از جو با استفاده از معادله ارایه شده در FAO-56 محاسبه شد.

میزان تبخیر- تعرق واقعی چمن تحت شرایط بهینه آبیاری (رطوبت خاک بین ظرفیت مزرعه و ۷۰ درصد ظرفیت مزرعه)، با استفاده از میکرولایسیمتر وزنی با ارتفاع و قطر ۳۰ سانتی‌متر و دقت وزنی ۱۰ گرم در هر ۳۰ کیلوگرم (ساخت شرکت UMS آلمان) اندازه‌گیری و ثبت شد.

طراحی و آموزش مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی: طبق تحقیقات انجام شده یک شبکه پرسپترون با یک لایه مخفی قادر به تقریب زدن هر تابع غیرخطی می‌باشد (کومار و همکاران، ۲۰۰۲). در این تحقیق به‌منظور آموزش پارامتر تبخیر- تعرق روزانه، از شبکه پرسپترون چند لایه[1] (MLP) با الگوریتم یادگیری پس انتشار خطا[2] و تابع محرک تانژانت آکسون[3] استفاده شد که تعداد متغیرهای مستقل سیستم (تعداد نرون‌های لایه ورودی) برابر تعداد متغیرهای اقلیمی بود. بنابراین با فرض داشتن یک لایه مخفی به تعیین تعداد مطلوب نرون‌ها در لایه مخفی اقدام شد. برای این کار تعداد نرون‌های لایه پنهان برابر ۳۰، ۲۵، ۲۰، ۱۵، ۱۰، ٦، ٤، ۲ و ۱ فرض گردید. برای هر حالت، بعد از آموزش شبکه مقدار میانگین مربعات خطای آن ثبت گردید که در انتها تعداد ۱۵ نرون برای لایه مخفی کمترین خطا را داشت.

بعد از انتخاب ساختار شبکه عصبی، به‌منظور تعیین توابع آستانه نرون‌های لایه مخفی و خروجی، حالت‌های مختلفی برای این توابع درنظر گرفته شد. در نهایت با انتخاب تابع سیگموئید برای تمامی نرون‌های شبکه مشاهده گردید که شبکه دارای کمترین خطا خواهد بود. برای تعیین مقدار بهینه نرخ یادگیری مانند سایر پارامترهای یادگیری شبکه از روش سعی و خطا استفاده شد. این عمل با استفاده از شبکه طراحی شده و در نظر گرفتن تابع سیگموئید برای نرون‌های لایه خروجی و پنهان و همچنین انتخاب مقادیر آهنگ یادگیری (n) در محدوده صفر تا ۱ انجام شد.

الگوریتم یادگیری پس انتشار مبتنی بر قانون یادگیری اصلاح خطا می‌باشد. در این روش با استفاده از مجموعه وزن‌های تصادفی اولیه، آموزش آغاز می‌گردد. پس از تعیین خروجی مدل برای هر یک از

1- Multi Layer Preceptron
2- Back Propagation
3- Axon

Archive of SID

www.SID.ir

الگوهای ارایه شده در مجموعه آموزش، خطای حاصل از تفاوت بین خروجی مدل و مقادیر مورد انتظار محاسبه شده و با برگشت به داخل شبکه در جهت عکس مقادیر وزن‌ها تصحیح می‌شود.

بعد از تعیین تعداد لایه میانی، تعداد نرون‌های لایه میانی و نوع تابع آستانه، اقدام به آموزش نهایی شبکه گردید. برای انجام مقایسه‌های بین مدل‌های مختلف از آماره‌های R^2[1] و RMSE[2] و MABE[3] و MBE[4] استفاده شد. برای مقایسه مدل‌ها با هم، آماره RMSE به‌کار برده شد.

در این پژوهش سعی شد که شبکه عصبی مصنوعی طراحی شود تا بتواند با به‌کارگیری داده‌هایی که در یک ایستگاه هواشناسی نزدیک به محل گل‌خانه، اندازه‌گیری و ثبت می‌گردند (به‌عنوان پارامترهای ورودی) تبخیر- تعرق مرجع در داخل گل‌خانه را تخمین بزند. با انجام این عمل بدون نیاز به دانستن پارامترهای اندازه‌گیری شده داخل گل‌خانه مانند دمای حداقل و دمای حداکثر و یا رطوبت نسبی، می‌توان مقدار تبخیر- تعرق مرجع داخل گل خانه را محاسبه نمود.

برای طراحی و آموزش شبکه عصبی مورد هدف، اندازه‌گیری و محاسبه داده‌های ورودی به مدل و همچنین اندازه‌گیری پارامتر خروجی مدل مورد نیاز بود. داده‌های ورودی شامل دمای حداقل و حداکثر، رطوبت نسبی و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در داخل و خارج گل‌خانه بود. همچنین داده خروجی در این پژوهش، تبخیر- تعرق مرجع داخل گل‌خانه بود که توسط میکرولایسیمتر اندازه‌گیری شد. این داده‌ها به دو دسته ٦٠ و ٣٠ تایی تقسیم شده و به‌ترتیب به‌عنوان داده‌های آموزش[5] و آزمون شبکه[6] مورد استفاده قرار گرفت. نکته مهم در انتخاب داده‌های آموزش آن است که بایستی از گستردگی و پراکندگی خوبی برخوردار باشند تا بتوانند تمام تغییرات خروجی مدل را از حداقل تا حداکثر لحاظ نمایند (منهاج، ٢٠٠٢).

به‌منظور تعیین بهترین مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع، ابتدا شبکه‌های عصبی با ورودی‌های مختلف و استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده داخل گل‌خانه طراحی شدند.

1- Determination Coefficient
2- Root Mean Square Error
3- Mean Absolute Bias Error
4- Mean Bias Error
5- Training Data
6- Testing Data

Archive of SID

www.SID.ir

مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده با استفاده از ورودی‌های اندازه‌گیری شده داخل گل‌خانه عبارتند از:

ANN_{1-1}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه.

ANN_{1-2}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه که همان ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در ایستگاه مهرآباد است.

ANN_{1-3}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده، تابش خارج از جو و فشار بخار واقعی محاسبه شده در داخل گل‌خانه.

ANN_{1-4}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده، تابش خارج از جو، ساعت آفتابی (اندازه‌گیری شده در ایستگاه مهرآباد) و فشار بخار واقعی محاسبه شده در داخل گل‌خانه.

سپس مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از ورودی‌های اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه طراحی شدند. این مدل‌ها عبارتند از:

ANN_{2-1}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر اندازه‌گیری شده در خارج گل‌خانه.

ANN_{2-2}: شبکه عصبی با پارامترهای دمای حداقل و حداکثر و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه.

ANN_{2-3}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر، تابش خارج از جو خارج از گل‌خانه.

ANN_{2-4}: مدل شبکه عصبی مصنوعی با پارامترهای ورودی دمای حداقل و حداکثر، تابش خارج از جو و فشار بخار واقعی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه.

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه‌گیری و بحث

در این پژوهش بعد از آموزش شبکه با تعداد نرون‌های مختلف لایه میانی کمترین خطا (۰/۰۵۱٦٤) مربوط به تعداد ۱۵ نرون در لایه پنهان بود و همچنین با انتخاب مقدار n=۰/۱۳ (آهنگ یادگیری) خطای آموزش شبکه به حداقل مقدار خود رسید.

نتایج حاصل از به‌کارگیری مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین مقادیر تبخیر- تعرق مرجع در گل‌خانه با استفاده از ورودی‌های مختلف در مرحله آزمون در جدول‌های ۱ و ۲ نشان داده شده‌اند. جدول ۱ نتایج حاصل از مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده داخل گل‌خانه (به‌عنوان ورودی‌های شبکه) در داخل گل‌خانه با مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر- تعرق توسط لایسیمتر را نشان می‌دهد. همچنین جدول ۲ نتایج حاصل از مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع با استفاده از داده های اندازه‌گیری شده هواشناسی در بیرون از گل خانه (به‌عنوان ورودی‌های شبکه) با مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر- تعرق توسط لایسیمتر در داخل گل‌خانه را نشان می‌دهد.

جدول ۱- نتایج حاصل از مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع با استفاده از داده‌های هواشناسی (به‌عنوان ورودی شبکه) و داده‌های لایسیمتری اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه.

مدل	R^2	RMSE	MABE	MBE
$ANN_{۱-۱}$	۰/۰۳	۲/۷	۲/۰٦	-۱/۸۵
$ANN_{۱-۲}$	۰/۳۷	۱/۷	۱/۳۲	۰/۲۹
$ANN_{۱-۳}$	۰/۵۹	۱/٤۹	۱/۱۳	۰/٤٤
$ANN_{۱-٤}$	۰/٦۸	۱/۱٤	۰/۷۹	-۰/۵۵

جدول ۲- نتایج حاصل از مقایسه مقادیر تخمینی تبخیر- تعرق مرجع توسط مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از داده‌های هواشناسی خارج از گل‌خانه (به‌عنوان ورودی شبکه) و داده‌های لایسیمتری در داخل گل‌خانه.

مدل	R^2	RMSE	MABE	MBE
$ANN_{۲-۱}$	۰/٤۷	۱/۳۷	۱/۰۷	۰/۰۷
$ANN_{۲-۲}$	۰/٦۸	۱/۰۱	۰/۸۵	۰/۵۱
$ANN_{۲-۳}$	۰/٦	۱/۲۲	۱/۰۳	۰/۱۳
$ANN_{۲-٤}$	۰/۵	۱/۵۳	۱/۰۷	-۰/٤۷

Archive of SID

www.SID.ir

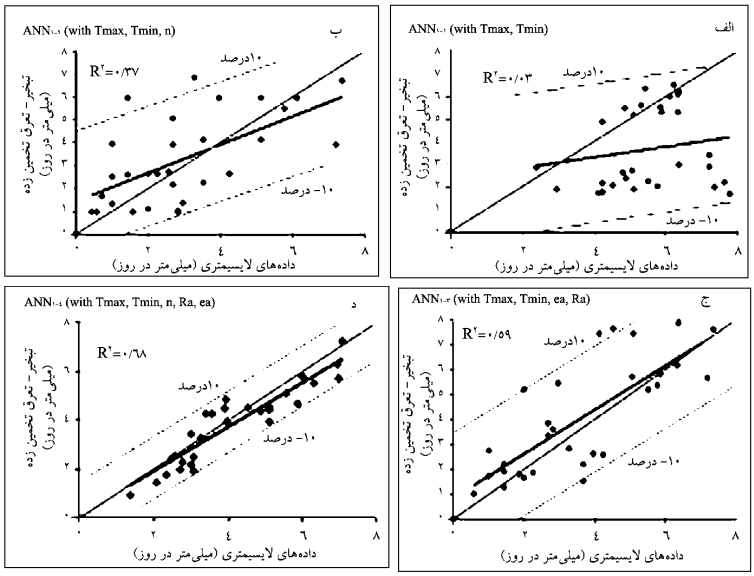
عملکرد مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در شکل‌های ۱ و ۲ نشان داده شده است. با توجه به نتایج حاصل در بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با استفاده از داده های هواشناسی اندازه گیری شده داخل گل‌خانه (به‌عنوان ورودی شبکه) و داده‌های لایسیمتری اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه، مدل $ANN_{۱-٤}$ (با پارامترهای ورودی تابش خارج جو، دمای حداقل و حداکثر، ساعت آفتابی و فشار بخار اشباع در داخل گل‌خانه) با جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ۱/۱٤ میلی‌متر در روز، R^2 برابر ۰/٦۸ و میانگین خطای مطلق (MABE) ۰/۷۹ میلی‌متر در روز بهترین نتیجه را ارایه داد. همچنین در بین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با استفاده از داده‌های هواشناسی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه (به‌عنوان ورودی شبکه) و داده‌های لایسیمتری اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه، مدل $ANN_{۲-۲}$ با ورودی‌های دمای حداقل و حداکثر و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه، با جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) ۱/۰۱ میلی‌متر در روز، R^2 برابر ۰/٦۸ و میانگین خطای مطلق (MABE) ۰/۸۵ میلی‌متر در روز بهترین نتیجه را ارایه داد.

در مقام مقایسه، نتایج به‌دست آمده با نتایج زانتی و همکاران (۲۰۰۷) که پارامترهای ورودی تابش خارج جو، دمای حداقل و حداکثر و ساعت آفتابی را به‌عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی انتخاب کردند، بود که در این پژوهش رابطه خوبی بین داده‌های لایسیمتری و تبخیر- تعرق تخمین زده شده توسط شبکه عصبی به‌دست آمد. همچنین این نتایج توسط پژوهش‌های تراکویچ (۲۰۰۵) که دمای هوا را به‌عنوان ورودی شبکه عصبی در نظر گرفته بود، نیز به‌دست آمد.

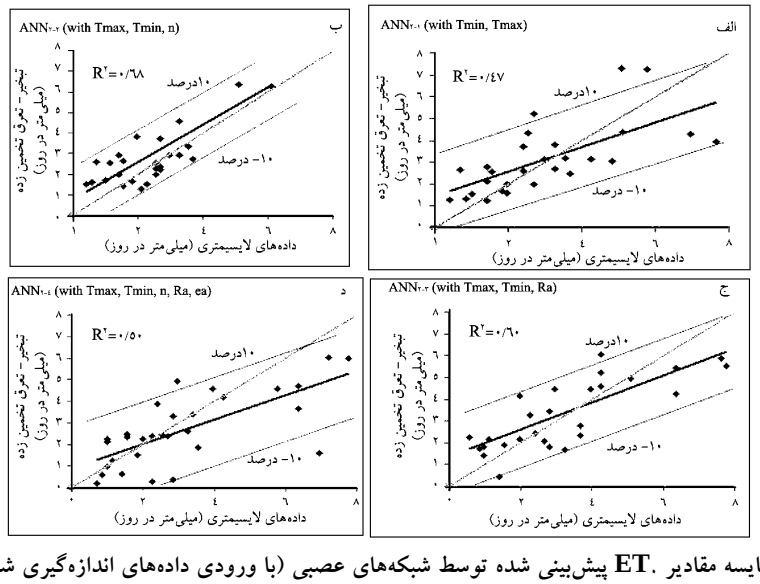
با توجه به نتایج ملاحظه می‌شود که مدل شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با پارامترهای ورودی دمای حداکثر و حداقل و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه و همچنین مدل شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده با پارامترهای ورودی تشعشع خارج از جو و فشار بخار واقعی محاسبه شده، ساعت آفتابی، دمای حداکثر و حداقل اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه، به‌ترتیب مناسب‌ترین مدل‌ها، برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع در داخل گل‌خانه می‌باشند.

Archive of SID

www.SID.ir



شکل ۱- مقایسه مقادیر .ET پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی (با ورودی داده‌های اندازه‌گیری شده در داخل گل‌خانه) با مقادیر .ET اندازه‌گیری شده توسط میکرولایسیمتر درون گل‌خانه.

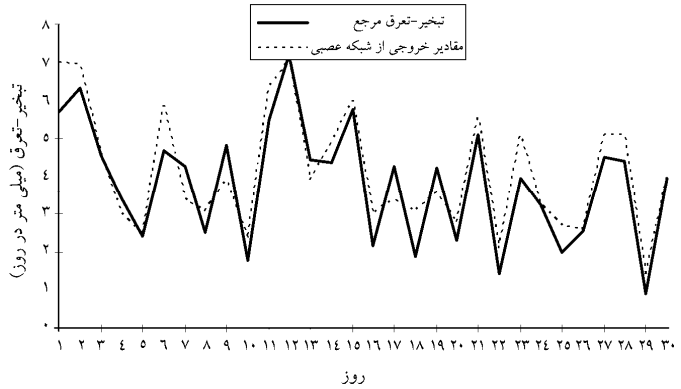


شکل ۲- مقایسه مقادیر .ET پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی (با ورودی داده‌های اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه) با مقادیر .ET اندازه‌گیری شده توسط میکرولایسیمتر درون گل‌خانه.

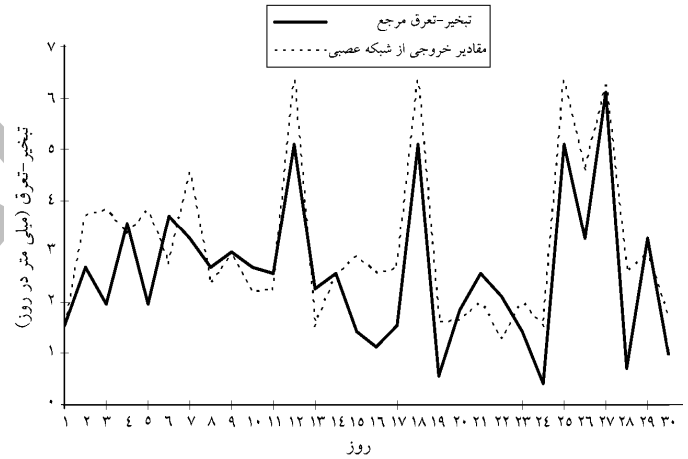
www.SID.ir

مزیت مدل $ANN_{٢-٢}$ طراحی شده نسبت به سایر مدل‌ها این است که برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع در داخل گل‌خانه به داده‌های پارامترهای کمتری به‌عنوان ورودی مدل نیاز دارد. این مدل تنها از سه پارامتر دمای حداکثر و حداقل و ساعت آفتابی اندازه‌گیری شده در خارج از گل‌خانه (ایستگاه هواشناسی نزدیک به محل گل‌خانه) برای تخمین تبخیر- تعرق مرجع استفاده می‌نماید و نسبت به سایر مدل‌ها از دقت بالایی نیز برخوردار است.

روند کلی تغییرات مقادیر اندازه‌گیری شده و مقادیر تخمین زده شده تبخیر- تعرق مرجع درون گل‌خانه برای دو مدل $ANN_{٢-٢}$ و $ANN_{١-٤}$ در شکل‌های ٣ و ٤ نشان داده شده است.



شکل ٣- مقادیر تبخیر- تعرق مرجع اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل $ANN_{١-٤}$.



شکل ٤- مقادیر تبخیر- تعرق مرجع اندازه‌گیری شده و پیش‌بینی شده توسط مدل $ANN_{٢-٢}$.

www.SID.ir

آنالیز حساسیت: مقادیر ضریب حساسیت برای دو مدل ارایه شده در داخل و خارج گل‌خانه که بهترین جواب را دارند در جدول ۳ و ٤ ارایه شده است.

جدول ۳- آنالیز حساسیت برای ای ورودی مدل $ANN_{۱-٤}$.

	۱۰ درصد ET (1.1v)-ET(1 v)	۲۰ درصد ET (1.17v)-ET(0.97 v)	۵۰ درصد ET (1.37v)-ET(0.87 v)
S_{Tmax}	۰/۵۳۱	۰/۵۳۷	۰/۵۳۵
S_{Tmin}	−۰/۱۷۱	−۰/۱۷۰	−۰/۱۷٤
S_{Ra}	۰/۲۷۱	۰/۲۷۰	۰/۲۷٤
S_n	۰/۰٥٤	۰/۰٦	۰/۰٦
S_{ea}	۰/۰۳٦	۰/۰٤۰	۰/۰٤۲

جدول ٤- آنالیز حساسیت برای داده‌های ورودی مدل $ANN_{۲-۲}$.

	۱۰ درصد ET (1.1v)-ET(1 v)	۲۰ درصد ET (1.17v)-ET(0.97 v)	۵۰ درصد ET (1.37v)-ET(0.87 v)
S_{Tmax}	۰/٤۱۷	۰/۳۳۱	۰/۳٦۲
S_{Tmin}	−۰/۲۳۲	−۰/۲۱۲	−۰/۲۰۱
S_n	۰/۰۷	۰/۰۷٥	۰/۰۷۹

همان‌طور که در جدول‌های بالا مشخص است دمای ماکزیمم و مینیمم و تشعشع بالای جو بیشترین تأثیر را در تبخیر- تعرق دارند و بقیه پارامترها در اولویت بعدی قرار دارند. علاوه‌بر این دمای مینیمم ارتباط منفی با تبخیر- تعرق دارد.

نتیجه‌گیری

از آنجا که یکی از اهداف این پژوهش، تخمین تبخیر- تعرق مرجع در گل‌خانه با استفاده از کمترین داده ورودی و همچنین دقت بالا بود و با توجه به نتایج حاصله، مدل $ANN_{۲-۲}$ دارای بهترین دقت می‌باشد. در این مدل برای تخمین مقادیر تبخیر- تعرق مرجع به داده‌های جوی کمتری (به‌عنوان ورودی) نیاز می‌باشد. همچنین با توجه به اندازه‌گیری داده‌های ورودی این مدل در ایستگاه هواشناسی موجود در منطقه گل‌خانه و قابل دسترس بودن آنها، مدل $ANN_{۲-۲}$ به‌عنوان بهترین مدل معرفی می‌گردد.

Archive of SID

www.SID.ir

منابع

1.Baille, M., Baille, A., and Delmon, D. 1994. Microclimate and transpiration of greenhouse rose crops. Agric. For. Meteor, 71: 1-2. 83-97.
2.Fathi, P., and Kochak Zadeh, M. 2004. Estimate of greenhouse cucumber transpiration by artificial neural networks. Journal of Soil and Water Science, 18: 2. 213-220. (In Persian).
3.Goyal, R.K. 2004. Sensitivity of evapotranspiration to global warming: a case study of arid zone of Rajasthan (India). Agricultural Water Management, 69: 1-11.
4.Kumar, M., Raghuwanshi, N.S., Singh, R., Wallender, W.W., and Pruitt, W.O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. J. of Irrig. Drain. Eng. ASCE. 128: 4. 224-233.
5.Maloupa, E., Papadopoulos, A., and Beladenopoulou, S. 1993. Evapotranspiration and preliminary crop coefficient of Gerbera soil less culture grown in plastic greenhouse. Acta Horticulturae, 335: 270-280.
6.Martinez, P.E., Abdol Fattah, Y.M.M., Maloupa, E., and Gerasopoulos, D. 1995. Effect of substrate warming in soil less culture in Gerbera crop performance under seasonal variations. Acta Horticulturae, 408: 31-40.
7.McCuen, R.H. 1974. A sensitivity and error analysis of procedures used for estimating evaporation. Water Resource Bulletin, 10: 3. 486-498.
8.Menhaj, M. 2002. Neural Networks and Artificial Intelligent Basic. First edition. Amir Kabir univ. Press, 350p. (in Persian).
9.Odhiambo, L.O., Yoder, R.E., Yoder, D.C., and Hines, J.W. 2001. Optimization of fuzzy evapotranspiration model through neural training with input-output examples. Trans. ASAE. 44: 1625-1633.
10.Sudheer, K.P., Gosain, A.K., and Ramasastri, K.S. 2003. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique. J. of Irrig. Drain. Eng. ASCE. 129: 3. 214-218.
11.Tahir, S.A. 1998. Estimating potential evaporation using artificial neural network. In: Proceedings of the ICID 10th Afro-Asian Conference, Bali.
12.Trajkovic, S., Todorovic, B., and Stankovic, M. 2003. Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks. J. of Irrig. Drain. Eng. ASCE. 129: 6. 454-457.
13.Trajkovic, S. 2005. Temperature-based approaches for estimating reference evapotranspiration. J. of Irrig. Drain. Eng. ASCE. 131: 316-323.
14.Zanetti, S.S., Sousa, E.F., Oliveira, V.P.S., Almeida, F.T., and Bernard, S. 2007. Estimating evapotranspiration using artificial neural network and minimum climatological data. J. of Irrig. Drain. Eng. ASCE. 133: 2. 83-89.

Archive of SID

www.SID.ir

Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 16(1), 2009
www.gau.ac.ir/journals

Estimation of reference evapotranspiration in greenhouse by Artificial Neural Network

***M. Assari[1], M. Kouchakzadeh[2], M. Shahabifar[3] and K. Bayat[4]**

[1]Ph.D. Student, Dept. of Irrigation and Drainage Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, [2]Assistant Prof., Dept. of Irrigation and Drainage Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran, [3]Assistant Prof., Dept. of Soil and Water Research Institute, Tehran, Iran, [4]M.Sc. Student, Dept. of Irrigation and Drainage Engineering, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran

Abstract

Nowadays Artificial Neural Networks (ANNs) are being applied in several problems of water engineering where there is no clear relationship between effective parameters on the estimation of phenomenon. This research was used to measure aerodynamic data inside and outside greenhouse for estimating reference evapotranspiration in greenhouse by using ANNs. ANN was used with perceptron multilayer structure and Back Propagation with one hidden layer for estimating evapotranspiration by using meteorological parameters. Results showed, with regard to Root Mean Square Error (RMSE), ANNs wasable to estimate reference evapotranspiration with low error. Inside greenhouse, ANN showed a best estimation maximum temperature (T_{max}), minimum temperature (T_{min}), extraterrestrial radiation (Ra), actual vapor pressure (e_a) and sunshine (n) in entrance layer and found as the best model for estimating inside greenhouse reference evapotranspiration with RMSE equal to 1.1 mm day^{-1}. Outside greenhouse, ANN was found as best model which can use maximum temperature (T_{max}), minimum temperature (T_{min}), and sunshine (n) in entrance layer estimating inside greenhouse reference evapotranspiration with RMSE equal to 1.01 mm day^{-1}.

Keywords: Reference evapotranspiration, Artificial neural network, Greenhouse

* Corresponding Author; Email: m.assari@modares.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir