

مدل‌سازی تبخیر تعرق با استفاده از رگرسیون خطی، غیرخطی و شبکه عصبی مصنوعی در گلخانه (مطالعه موردی گیاه مرجع، خیار و گوجه‌فرنگی)

وحید رضاوردی نژاد^{۱*} - مریم شبانیان اصل^۲ - سینا بشارت^۳

تاریخ دریافت: ۱۳۹۲/۱۱/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۳/۱۰/۱۵

چکیده

در این مطالعه تبخیر تعرق روزانه گیاه مرجع، گوجه‌فرنگی و خیار گلخانه‌ای به روش لایسیمی در منطقه ارومیه اندازه‌گیری شد. برای مدل‌سازی تبخیر تعرق در گلخانه، انواع مدل‌های رگرسیون‌های خطی، غیرخطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد. برای این منظور پارامترهای اقلیمی مؤثر بر فرایند تبخیر تعرق شامل دما (T)، رطوبت نسبی (RH)، فشار هوا (P)، کمبود فشار بخار اشباع (VPD)، تشعشع داخل گلخانه (SR)، تعداد روز پس از کشت (N) اندازه‌گیری و در نظر گرفته شدند. براساس نتایج، تابع نمایی سه متغیره از VPD، RH و SR با RMSE برابر ۰/۳۷۸ میلی‌متر بر روز، دقیق‌ترین مدل رگرسیون در تخمین تبخیر تعرق مرجع به دست آمد. RMSE مدل بهینه شبکه عصبی مصنوعی در تخمین تبخیر تعرق مرجع برای داده‌های آزمایش و آزمون به ترتیب ۰/۰۸۹ و ۰/۳۶۴ میلی‌متر بر روز به دست آمد. در تخمین تبخیر تعرق خیار، عملکرد مدل‌های لگاریتمی و نمایی به ویژه در تعداد متغیر مستقل زیاد، مناسب بود و دقیق‌ترین مدل رگرسیون مربوط به تابع نمایی با پنج متغیر N، VPD، T، RH و SR با RMSE برابر با ۰/۳۵۳ میلی‌متر بر روز به دست آمد. همچنین در تخمین تبخیر تعرق گوجه‌فرنگی، دقیق‌ترین عملکرد مدل‌های رگرسیون برای تابع نمایی چهار متغیره از N، VPD، RH و SR با RMSE برابر ۰/۳۲۹ میلی‌متر بر روز به دست آمد. بهترین عملکرد شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین تبخیر تعرق هر دو محصول خیار و گوجه‌فرنگی، با پنج پارامتر ورودی VPD، T، N، RH و SR به دست آمد. مقادیر RMSE داده‌های آزمون تبخیر تعرق خیار و گوجه‌فرنگی به ترتیب ۰/۲۴ و ۰/۲۶ میلی‌متر بر روز به دست آمد که نشان دهنده عملکرد دقیق‌تر شبکه‌های عصبی در مقایسه با رگرسیون خطی و غیرخطی می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: ارزیابی عملکرد، رگرسیون چندمتغیره، متغیرهای هواشناسی

مقدمه

تشعشعی از عامل انرژی خورشید برای تعیین تبخیر تعرق استفاده می‌کنند. در روش‌های ترکیبی از دو پدیده، یکی انرژی که باعث تبخیر آب و دیگری آیرودینامیک که باعث دور کردن آب از سطح تبخیر می‌گردد، استفاده شده است (۴). شرایط حاکم بر تبخیر تعرق گیاه در گلخانه با شرایط بیرون متفاوت می‌باشد. پوشش گلخانه با جلوگیری از باد و افزایش رطوبت داخل گلخانه، تبخیر تعرق را نسبت به بیرون گلخانه کاهش می‌دهد (۱۸). براساس داده‌های هواشناسی داخل گلخانه، مقدار تبخیر تعرق گوجه‌فرنگی در شرایط گلخانه، ۷۵ تا ۸۰ درصد تبخیر تعرق محاسبه شده با پارامترهای هواشناسی در محیط باز (بر اساس روش پنمن مانتیس) می‌باشد (۱۴). تبخیر تعرق در گلخانه مانند شرایط خارج گلخانه، تابعی از نوع گیاه، مرحله رشد و پارامترهای هواشناسی و اقلیمی داخل محیط گلخانه بوده و آگاهی از آن به منظور برنامه‌ریزی آبیاری ضروری است (۱). لایسیمیترها

تبخیر تعرق گیاه براساس روش‌های مستقیم و غیرمستقیم محاسبه می‌گردد. نتایج روش‌های مستقیم در همان بازه زمانی اندازه‌گیری قابل کاربرد می‌باشند و تعمیم آن به زمان‌های دیگر توأم با خطا بوده که برای رفع آن، مدل‌های تخمین تبخیر تعرق توسعه یافته است (۳). بطور کلی مدل‌های تخمین تبخیر تعرق به سه دسته‌ی روش‌های دمایی، تشعشعی و ترکیبی تقسیم می‌شوند. روش‌های دمایی مانند روش هارگریوس از دمای هوا به عنوان پارامتر معرف انرژی در دسترس برای تبخیر تعرق، استفاده می‌کنند. روش‌های

۱، ۲ و ۳- به ترتیب استادیار، دانش‌آموخته و استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه ارومیه
* نویسنده مسئول: (Email: v.verdinejad@urmia.ac.ir)

۰/۴۸۱ و ۰/۸۴۸ بدست آمد (۱۲). موجد مقدار تبخیرتعرق خیار گلخانه‌ای را در دامنه ۴/۵ تا ۹ میلی‌متر بر روز گزارش و مدل خطی زیر را برای برآورد تبخیرتعرق داخل گلخانه پیشنهاد کرد (۲۰):

$$ET = i + aX_1 + bX_2 + cX_3 \quad (4)$$

که در آن ET متوسط تبخیرتعرق هفتگی، متغیرهای X_1 شماره هفته از شروع کاشت، X_2 متوسط دمای هفته و X_3 متوسط رطوبت نسبی هفته می‌باشند. با استفاده از رگرسیون خطی مقادیر ضرایب a ، b ، c برای خیار به ترتیب $۰/۰۹۴$ ، $۰/۰۶۵$ و $۰/۴۴$ با ضریب تبیین $۰/۷۸$ به دست آمد. ابزار شبکه‌های عصبی مصنوعی و هوش مصنوعی نیز بطور گسترده در پیش‌بینی تبخیرتعرق بخصوص در فضای باز بکار گرفته شده است. از جمله می‌توان به تحقیقات بیات و رکشی و همکاران، زارع ایبانه و همکاران و عبقری و همکاران اشاره کرد (۲، ۸ و ۲۲). در شرایط گلخانه، فتحی و کوچکزاده تعرق خیار گلخانه‌ای را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بررسی کردند. ورودی شبکه‌های عصبی مورد مطالعه آن‌ها که از نوع پرسپترون بود، میزان تشعشع داخل گلخانه و خروجی میزان تعرق مد نظر قرار گرفت. براساس نتایج آن‌ها شبکه‌های عصبی ابزاری مفید در تخمین تعرق بود و نسبت به مدل‌های تحلیلی، عملکرد بهتر داشت (۱۱). عصارای و همکاران با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان دادند که تبخیرتعرق گیاه مرجع درون گلخانه را می‌توان براساس متغیرهای دما، تابش و فشار بخار با ریشه میانگین مربعات خطای $۱/۱$ میلی‌متر بر روز پیش‌بینی کرد (۶). هدف از این مطالعه، اندازه‌گیری تبخیرتعرق مرجع و تبخیرتعرق محصولات خیار و گوجه‌فرنگی و مدل‌سازی تبخیرتعرق براساس مدل‌های رگرسیون خطی، غیرخطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی در یک گلخانه شیشه‌ای می‌باشد. برای این منظور پارامترهای اقلیمی مؤثر بر فرایند تبخیرتعرق، همزمان با اندازه‌گیری تبخیرتعرق محصولات و گیاه مرجع اندازه‌گیری گردید و عملکرد روش‌های مختلف تخمین تبخیرتعرق ارزیابی شد.

مواد و روش‌ها

به منظور جمع‌آوری داده‌های مورد نیاز مدلسازی، آزمایش کشت گلخانه‌ای در گلخانه تحقیقاتی (گلخانه شیشه‌ای) دانشکده کشاورزی دانشگاه ارومیه به مدت ۱۸۰ روز از تاریخ ۹۲/۴/۱۳ تا تاریخ ۹۲/۱۰/۹ انجام گردید. برای تعیین تبخیرتعرق مرجع درون گلخانه، از گیاه مرجع چمن استفاده گردید. بر اساس تعریف، گیاه مرجع باید دارای پوشش یکنواخت، شاداب، تراکم خوب بوده و بدون محدودیت آب، تبخیرتعرق کند. برای کشت محصولات خیار و گوجه‌فرنگی از گلدان‌هایی به ارتفاع ۵۰ و قطر ۳۸ سانتی‌متر استفاده شد. بذر خیار

مناسب‌ترین روش جهت اندازه‌گیری میزان تبخیرتعرق در محیط گلخانه می‌باشد که بر اساس بیلان آب کار می‌کنند (۲۰). میکرو لایسمترهای وزنی دقیق‌ترین روش برای محاسبه تبخیرتعرق می‌باشند، زیرا میزان آب مصرفی را به صورت مستقیم اندازه‌گیری و خطاهای واسنجی نمودن وسایل اندازه‌گیری رطوبت خاک نظیر تانسئومتر و TDR را ندارند (۱۲ و ۲۰). هزینه‌های زیاد و زمان‌بر بودن روش‌های مستقیم، باعث گردیده که از این روش‌ها بیشتر برای واسنجی مدل‌های تجربی استفاده شود (۴). امروزه استفاده از مدل‌ها جهت برآورد تبخیرتعرق گیاهان در گلخانه براساس پارامترهایی از قبیل تشعشع داخل گلخانه، کمبود فشار بخار آب موجود در فضای گلخانه، دما و خصوصیات گیاهان مورد کشت در گلخانه از قبیل شاخص سطح برگ، ارتفاع گیاه و مقاومت روزنه‌ای کارایی بیشتری دارد (۱، ۵ و ۱۰). مدل‌های ارائه شده برای تعرق گیاهان گلخانه‌ای، نشان می‌دهند که تعرق بطور عمده تحت تأثیر تشعشع خورشید و کمبود فشار بخار گلخانه قرار دارد (۱۵). بابتیستا و همکاران با اندازه‌گیری تبخیرتعرق گوجه‌فرنگی با استفاده از لایسمتر و نیز اندازه‌گیری پارامترهای هواشناسی از قبیل دمای تر و خشک، دمای برگ گیاه و تشعشع داخل گلخانه، رابطه زیر را برای تخمین تبخیرتعرق گوجه‌فرنگی پیشنهاد کردند (۷):

$$ET = \alpha \times SR_i + \beta \times VPD \quad (2)$$

که در آن ET تبخیرتعرق گیاه (mm/day)، SR_i تشعشع درون گلخانه (mm/day)، VPD کمبود فشار بخار اشباع (mbar) و α و β ضرایب رگرسیونی می‌باشند. از آنجایی که تأثیر VPD بر روی ET چندان مشهود نبود، رابطه ۲ را با ضریب تبیین $۰/۷۲$ به دست آوردند:

$$ET = 5.5 + 0.179 \times SR_i \quad (2)$$

عابدی کویابی و همکاران برای مدل‌سازی تبخیرتعرق خیار، گوجه‌فرنگی و فلفل در گلخانه، یک معادله رگرسیونی غیرخطی، مبتنی بر دمای متوسط روزانه، تشعشع خورشیدی و ارتفاع گیاه را به عنوان مدل مناسب پیشنهاد کردند. بر اساس نتایج آن‌ها، مقدار تبخیرتعرق سه گیاه خیار، گوجه‌فرنگی و فلفل در گلخانه مورد مطالعه به صورت یک معادله عمومی نمایی به فرم زیر ارائه شد (۱):

$$ET = a_1 R_n^{a_2} T_{ave}^{a_3} H^{a_4} \quad (3)$$

که در آن R_n تشعشع معادل تبخیرتعرق (mm/day)، T_{ave} میانگین دمای روزانه (°C)، H ارتفاع گیاه (cm) و a_1 ، a_2 ، a_3 و a_4 ضرایب رگرسیون می‌باشند. مقدار تبخیرتعرق اندازه‌گیری شده در گلخانه با تبخیرتعرق محاسبه شده بر اساس چهار مدل پنمن، پنمن ماننسیس، استنقلینی و فاین مورد مقایسه قرار گرفت. ضریب همبستگی بدست آمده بر اساس این چهار مدل به ترتیب $۰/۸۷۲$ ، $۰/۲۱۴$ ،

اقلیمی، در مقیاس روزانه مورد بررسی قرار گرفت. متغیرهای دما (T)، رطوبت نسبی (RH)، تبخیر-تعرق (ET) و کمبود فشار بخار اشباع (VPD)، بصورت متوسط روزانه نظر گرفته شد. شدت نور (یا میزان تشعشع) بر حسب لوکس ثبت شد. ۱۰۰ لوکس برابر ۱ وات بر مترمربع بوده که با محاسبه مساحت زیر منحنی شدت نور - زمان طی یک روز، به مگا ژول بر متر مربع بر روز تبدیل گردید. در مدلسازی تبخیر-تعرق گیاه، متغیر شماره روز پس از کاشت (N)، برای منظور کردن تاثیر مرحله رشد گیاه بر تبخیر-تعرق نیز در نظر گرفته شد؛ اما برای تبخیر-تعرق مرجع، این متغیر به عنوان ورودی لحاظ نگردید. مدل مناسب برای تخمین تبخیر-تعرق باید حداقل تعداد متغیرها را شامل گردد و در عین حال، خطای تخمین آن حداقل گردد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک رویکرد دیگر از مدل‌های غیرخطی برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق در نظر گرفته شد که براساس روابط ذاتی بین ورودی‌ها و خروجی مدل، یک نگاهت غیرخطی بین متغیرهای مستقل و وابسته برقرار می‌کند. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء سیستم‌های دینامیکی می‌باشند که با پردازش داده‌های تجربی، قانون نهفته در ورای اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند؛ به همین خاطر آن‌ها را سیستم‌های هوشمند نیز می‌نامند (۱۶). ساختار عمومی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی متشکل از سه لایه شامل لایه ورودی که در این لایه اطلاعات ورودی به مدل معرفی می‌شوند؛ لایه و یا لایه‌های مخفی، که اطلاعات در این لایه پردازش می‌گردد و لایه خروجی که نتایج حاصل از عملکرد مدل تولید می‌شود. ساختار یک شبکه عصبی مصنوعی با تعیین تعداد لایه‌ها، تعداد نرون‌ها در هر لایه، تابع محرک، روش آموزش، الگوریتم تصحیح وزن‌ها و نوع مدل، تعیین می‌شود (۱۷). به منظور مدل‌سازی تبخیر-تعرق، شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه (MLP) در نظر گرفته شد. در این مطالعه از دو ساختار سه لایه (لایه ورودی، پنهان و خروجی) و چهار لایه (با دو لایه پنهان)؛ الگوریتم‌های مختلف برای آموزش مدل شامل لونیگ-مارکوات، گرادیان نزول، گرادیان نزول با مومنتم و ...؛ توابع محرک لوگ-سیگموئید (Log-Sigmoid) و تانژانت-سیگموئید (Tan-Sigmoid) در لایه پنهان؛ تابع محرک خطی (Purline) در لایه خروجی؛ با تعداد نرون متغیر؛ به مدل‌سازی تخمین تبخیر-تعرق خیار، گوجه فرنگی و گیاه مرجع در محیط گلخانه به ازای متغیرهای ورودی مختلف مطابق نمودار شماتیک شکل ۱، استفاده گردید. ورودی‌های مدل پارامترهایی از قبیل VPD؛ متوسط کمبود فشار بخار اشباع، T؛ دمای متوسط، RH؛ رطوبت نسبی متوسط روزانه، SR؛ میزان تشعشع

بصورت مستقیم و کشت گوجه‌فرنگی بصورت نشاء انجام گرفت. فواصل کشت محصولات ۵۰ در ۷۰ سانتیمتر (تراکم کشت حدود ۲/۵ بوته در متر مربع) و با سه تکرار انجام گردید. بوته‌ها از تمامی شرایط بکار رفته برای کشت گلخانه، شامل دوره تنش، کوددهی و سمپاشی برخوردار گردید تا شرایط تبخیر-تعرق اندازه‌گیری شده، مطابق با شرایط استاندارد باشد. برای محاسبه میزان تبخیر-تعرق، از گلدان‌ها به عنوان یک لایسیمتر وزنی استفاده شد. آبیاری با دور دو روز و توزین آنها بصورت روزانه انجام شد. حجم آب موجود در خاک قبل از وزن کردن روزانه، از رابطه زیر محاسبه و براساس آن آب مورد نیاز هر گلدان با هدف رساندن رطوبت خاک به حد ظرفیت زراعی در هر نوبت آبیاری، محاسبه گردید:

$$W_{AW} = W_d \left(\theta_{fc} - \frac{W_{ty} - W_t}{W_d} \right) \quad (5)$$

که در آن W_d وزن خاک خشک درون گلدان در ابتدای آزمایش (Kg)، θ_{fc} رطوبت وزنی خاک در حد ظرفیت زراعی (gg^{-1})، W_t وزن گلدان و محتویات آن قبل از هر نوبت آبیاری (Kg)، W_{ty} وزن گلدان و محتویات آن بعد از آبیاری (و احياناً خروج آب مازاد) پیشین (Kg) و W_{AW} مقدار آب قابل استفاده (Kg) می‌باشند. ارتفاع چمن با هرس روزانه در حد ۱۲ سانتی‌متر حفظ و آبیاری با هدف افزایش رطوبت تا حد ظرفیت زراعی و با دور دو روز انجام گردید. قبل از کشت، گلخانه به ابزارهای لازم برای اندازه‌گیری داده‌های هواشناسی مؤثر بر تبخیر-تعرق، مجهز گردید. این ابزارها شامل دماسنج، رطوبت‌سنج، فشارسنج و لوکس‌متر بود که با استفاده از آنها پارامترهای دما، رطوبت، فشار هوا و کمبود فشار بخار اشباع و تشعشع گلخانه اندازه‌گیری شد. پارامترهای مورد نظر با تنظیم فواصل زمانی هر ۱۰ دقیقه یکبار، در یک دیتالاگر ثبت گردید. برای تعیین تابع مناسب برای پیش‌بینی تبخیر-تعرق مرجع و گیاهان براساس داده‌های هواشناسی، مدل‌های خطی و غیرخطی بکار گرفته شد. این مدل‌ها از روابط ۶ تا ۸ (به ترتیب خطی، خطی لگاریتمی و نمایی) ارائه شده‌اند (۹ و ۲۱):

$$ET = \alpha + \sum_{i=1}^n \beta_i x_i \quad (6)$$

$$ET = \alpha \prod_{i=1}^n x_i^{\beta_i} \quad (7)$$

$$ET = \alpha \prod_{i=1}^n x_i^{\beta_i} + \exp \left(\sum_{i=1}^n \gamma_i x_i \right) \quad (8)$$

در روابط فوق ET مقدار تبخیر-تعرق، x_i متغیرهای مستقل مؤثر بر میزان تبخیر-تعرق، α ، β و γ پارامترهای تابع می‌باشند. کلیه متغیرها بصورت متوسط، حداقل و یا حداکثر در یک مدت زمان معین، تعریف می‌گردد. در این مطالعه متغیرهای تبخیر-تعرق و متغیرهای مستقل

مستقل در مدل‌ها) برای تبخیر تعرق مرجع (ET_0) به صورت زیر می‌باشد:

$$ET_0 = \alpha + \beta_1 VPD + \beta_2 T + \beta_3 RH + \beta_4 SR \quad (9)$$

$$ET_0 = \alpha VPD^{\beta_1} T^{\beta_2} RH^{\beta_3} SR^{\beta_4} \quad (10)$$

$$ET_0 = \alpha VPD^{\beta_1} T^{\beta_2} RH^{\beta_3} SR^{\beta_4} + \exp(\gamma_1 VPD + \gamma_2 T + \gamma_3 RH + \gamma_4 SR) \quad (11)$$

برای مدل‌سازی تبخیر تعرق هر یک از محصولات طرح (ET_c)، متغیرهای مستقل به همان صورت جدول ۲ در نظر گرفته شد با این تفاوت که متغیر N به هر یک از ۱۵ حالت متغیرهای مستقل، اضافه شد. رگرسیون خطی و غیرخطی چند متغیره در محیط برنامه STATA و مدل‌بندی شبکه عصبی مصنوعی در محیط نرم‌افزار MATLAB و با استفاده از امکانات آن، کدنویسی گردید.

جدول ۲- متغیرهای مستقل ورودی برای هر یک از مدل‌های تبخیر تعرق مرجع

Table 2- The independent variables input for each of the reference ET models

| حالت | ورودی مدل (متغیرهای مستقل) | | | |
|------|----------------------------|----|---|-----|
| | SR | RH | T | VPD |
| 1 | - | - | † | - |
| 2 | - | † | - | - |
| 3 | † | - | - | - |
| 4 | - | - | † | † |
| 5 | - | † | - | † |
| 6 | † | - | - | † |
| 7 | - | † | † | - |
| 8 | † | - | † | - |
| 9 | † | † | - | - |
| 10 | - | † | † | † |
| 11 | † | - | † | † |
| 12 | † | † | † | - |
| 13 | † | † | - | † |
| 14 | † | † | † | † |

* علامت † در نظر گرفتن متغیر و - عدم لحاظ متغیر در مدل می‌باشد.

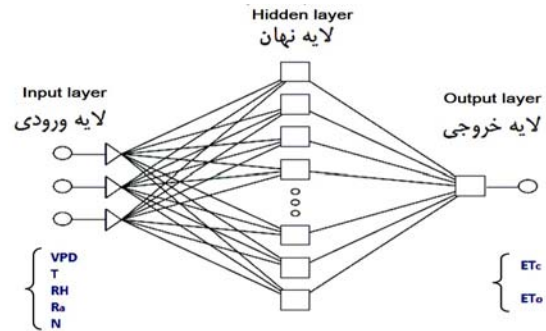
برای بررسی کارایی هر یک از توابع در پیش‌بینی تبخیر تعرق، از معیارهای ارزیابی مدل شامل ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ریشه میانگین مربعات خطا نرمال شده (NRMSE) و ضریب همبستگی پیرسون (R) و ضریب تبیین (R^2) استفاده گردید:

$$RMES = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(ET_p)_i - (ET_m)_i]^2} \quad (12)$$

$$NRMES = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n [(ET_p)_i - (ET_m)_i]^2}}{ET_m} \times 100 \quad (13)$$

$$R = \frac{cov(ET_p, ET_m)_i}{\sqrt{var(ET_p) \times var(ET_m)}} \quad (14)$$

داخل گلخانه طی روز و N: شماره روز پس از کاشت و خروجی‌های مدل، پارامترهای ET_c : تبخیر و تعرق گیاه و ET_0 : تبخیر و تعرق مرجع در نظر گرفته شد. ورودی N تنها برای مدل‌سازی ET_c در نظر گرفته شد.



شکل ۱- ساختار شماییک شبکه عصبی مصنوعی با ورودی و خروجی‌های مدل

Figure 1- Artificial neural network schematic structure with model inputs and outputs

برای مدل‌های رگرسیون و شبکه‌های عصبی، ترکیب‌های مختلف از ورودی‌ها در نظر گرفته شد. با توجه به اینکه ممکن است متغیرهای ورودی باهم همبستگی خطی داشته باشند، ضریب همبستگی پیرسون متغیرها، استخراج و در جدول ۱ ارائه شده است. مطابق جدول ۱، همبستگی خطی کامل بین ورودی‌ها وجود نداشته، اما برخی متغیرها همبستگی خطی نسبتاً بالایی نسبت به هم دارند. بیشترین همبستگی خطی بین دما و کمبود فشار بخار اشباع با ضریب همبستگی ۰/۹۲ وجود داشته است. همبستگی خطی سایر پارامترها نسبت به هم قابل ملاحظه نمی‌باشد. به این ترتیب حذف یکی از دو متغیر دما یا کمبود فشار بخار اشباع، نسبت به لحاظ هر دو متغیر به عنوان ورودی، خطای قابل ملاحظه‌ای را وارد محاسبات نخواهد کرد.

جدول ۱- ضریب همبستگی (R) متغیرهای اقلیمی ورودی مدل‌ها و تبخیر تعرق مرجع

Table 1- The correlation coefficient (R) of the models input climatic variables and reference ET

| متغیر | ET ₀ | SR | RH | T | VPD |
|-----------------|-----------------|-------|------|------|------|
| VPD | 0.92 | 0.63 | - | 0.92 | 1.00 |
| T | 0.88 | 0.70 | - | 1.00 | |
| RH | -0.59 | -0.16 | 1.00 | | |
| SR | 0.89 | 1.00 | | | |
| ET ₀ | 1.00 | | | | |

به منظور مدل‌سازی تبخیر تعرق مرجع، متغیرهای مستقل برای هر یک از مدل‌های خطی، غیرخطی و شبکه‌های عصبی مصنوعی به صورت جدول ۲، در نظر گرفته شد. مطابق جدول ۲، ۱۵ وضعیت مختلف از ورودی‌ها برای هر مدل در نظر گرفته شد. روابط ۶ تا ۸ برای حالت ۱۵ از متغیرهای مستقل (در نظر گرفتن هر چهار متغیر

تبخیر-تعرق مرجع داشت. تابع نمایی با متغیر مستقل دمای متوسط روزانه، دارای ریشه میانگین مربعات خطای 0.423 میلی-متر بر روز، درصد خطای نرمال شده $16/9$ درصد و ضریب تبیین 0.97 می‌باشد. برای تخمین ET_0 براساس دو متغیر مستقل، بهترین عملکرد نیز مربوط به تابع نمایی می‌باشد.

براساس دو متغیر دمای و میزان تشعشع داخل گلخانه، تابع نمایی دارای ریشه میانگین مربعات خطای 0.385 میلی-متر بر روز، درصد خطای نرمال شده $15/3$ درصد و ضریب تبیین 0.98 می‌باشد. برای تخمین ET_0 براساس سه متغیر مستقل VPD، RH و SR، تابع نمایی با RMSE برابر 0.378 میلی-متر بر روز و ضریب تبیین 0.98 ، عملکرد نسبتاً بهتر نسبت به سایر توابع و متغیرهای مستقل نشان داد. با فرض هر چهار متغیر VPD، RH، T و SR، عملکرد هر سه تابع دقیق بوده؛ اما تابع نمایی با RMSE برابر 0.381 میلی-متر بر روز و ضریب تبیین 0.98 ، عملکرد بهتری داشت. براساس تعداد متغیر، استفاده از دو متغیر مستقل و یا بیشتر نسبت به حالت یک متغیر مستقل، عملکرد مطلوب داشته؛ اما اختلاف عملکرد مدل پیش‌بینی دو متغیره نسبت به حالت سه و چهار متغیره، مشهود نمی‌باشد. به این ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که مدل تابع نمایی سه متغیره از VPD، RH و SR به منظور تخمین ET_0 عملکرد بهتر نسبت به سایر وضعیت‌ها دارد. براساس رگرسیون چند متغیره در نرم افزار STATA، فرم تابع تخمین ET_0 بصورت رابطه ۱۶ می‌باشد:

$$ET_0 = -0.005971 \times VPD^{0.066807} RH^{1.59944} SR^{0.023505} + \exp(0.02977 VPD + 0.024708 RH + 0.13806 SR) \quad (16)$$

که در آن ET_0 تبخیرتعرق مرجع (mm/day)، VPD متوسط کمبود فشار بخار اشباع روزانه (mbar)، RH متوسط رطوبت نسبی روزانه (درصد) و SR میزان تشعشع روزانه در داخل گلخانه (mm/day) می‌باشند. با در نظر گرفتن دقت، سادگی و تعداد متغیرها، مدل خطی سه متغیره از VPD، RH و SR با خطای نرمال شده $15/6$ درصد و ضریب تبیین 0.89 و مدل لگاریتمی سه متغیره از VPD، RH و SR با خطای نرمال شده $15/9$ درصد و ضریب تبیین 0.98 ، برای پیش‌بینی تبخیرتعرق مرجع توصیه می‌گردد:

$$ET_0 = -1.478689 + 0.1381257 VPD + 0.0231383 RH + 0.7648447 SR \quad (17)$$

$$ET_0 = 0.0440932 VPD^{0.912558} RH^{0.4048931} SR^{0.2836632} \quad (18)$$

پارامترهای رابطه فوق، همان پارامترهای رابطه ۱۶ می‌باشند. مطابق جدول ۱، همبستگی خطی بین T و VPD برابر 0.92 بوده که قبلاً ذکر گردید در مدلسازی نیازی به لحاظ هر دو متغیر T و VPD نمی‌باشد. اضافه شدن متغیر T (مدل چهار متغیره خطی)، تنها باعث کاهش خطای نرمال شده از $15/6$ به $15/5$ درصد می‌گردد.

که در آن ET_p تبخیرتعرق پیش‌بینی شده، ET_m تبخیرتعرق اندازه‌گیری شده و N تعداد اندازه‌گیری‌ها، \overline{ET} میانگین حسابی مقادیر تبخیرتعرق، cov و var به ترتیب کواریانس و واریانس داده‌ها می‌باشند. NRMSE در بازه ۱۰ تا ۲۰ درصد و ۲۰ تا ۳۰ درصد به ترتیب نشانگر وضعیت مناسب و متوسط مدل در پیش‌بینی و بیشتر از ۳۰ درصد نشان دهنده عدم اطمینان از مدل می‌باشد. NRMSE کمتر از ۱۰ درصد نشانگر وضعیت مطلوب مدل می‌باشد. R^2 و R معیار پراکنش بوده و نشان می‌دهند که بین مقادیر پیش‌بینی و اندازه‌گیری شده، چقدر همبستگی خطی وجود دارد (۱۳).

تحلیل حساسیت متغیرهای هواشناسی

برای تحلیل حساسیت متغیرهای تابع چند متغیره، از مشتقات جزئی استفاده گردید. مشتق جزئی نسبت به هر متغیر با ضریب حساسیت بدون بعد (ضریب کشش) تعریف می‌گردد (۱۹):

$$S_i = \frac{\partial ET}{\partial x_i} \times \frac{x_i}{ET} \rightarrow \frac{\partial ET}{ET} = S_i \frac{\partial x_i}{x_i} \quad (15)$$

که در آن S_i ضریب حساسیت نسبت به متغیر x_i ، x_i متغیر مستقل و ET متغیر وابسته می‌باشند. مطابق رابطه ۱۵، اگر $S=0.1$ باشد، در این صورت ۱۰ درصد افزایش x_i باعث یک درصد افزایش ET خواهد شد و اگر $S=-0.1$ باشد، در این صورت ۱۰ درصد افزایش x_i باعث یک درصد کاهش ET خواهد شد.

نتایج و بحث

تبخیرتعرق گیاه مرجع

تبخیرتعرق گیاه مرجع داخل گلخانه و طی دوره کل رشد هر دو محصول، بصورت روزانه اندازه‌گیری شد. بیشترین مقدار روزانه تبخیرتعرق مرجع در مرداد ماه و برابر $5/54$ میلی-متر بر روز و حداقل آن در دی ماه و برابر $0/9$ میلی-متر بر روز به دست آمد. همچنین مجموع تبخیرتعرق مرجع طی ۱۸۰ روز اندازه‌گیری برابر $451/1$ میلی-متر به دست آمد. تبخیرتعرق مرجع برای وضعیت‌های مختلف از متغیرهای مستقل توسط مدل‌های مختلف پیش‌بینی شد. نتایج رگرسیون‌های خطی و غیرخطی برای هر یک از ۱۵ حالت از متغیرهای مستقل و توابع مختلف پیش‌بینی، مطابق جدول ۳ می‌باشد. دقیق‌ترین مدل خطی برای تخمین ET_0 مربوط به لحاظ هر چهار متغیر VPD، RH، T و SR می‌باشد که دارای ریشه میانگین مربعات خطای $0/388$ میلی-متر بر روز، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده $15/5$ درصد و ضریب تبیین $0/891$ می‌باشد. مدل خطی براساس سه متغیر VPD، RH و SR دارای خطای نرمال شده $15/6$ درصد بوده که اختلاف ناچیز با تخمین چهار متغیره فوق دارد. براساس یک متغیر مستقل، تابع نمایی عملکرد بهتر نسبت به سایر توابع در تخمین

جدول ۳- مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا (میلی متر بر روز)، ریشه میانگین مربعات خطای نرمال شده (درصد) و ضریب تبیین هر یک از توابع تخمین تبخیر تعرق مرجع

Table 3- The RMSE (mm day⁻¹), NRMSE (%) and R² values for each of the functions to estimate reference ET

| تعداد متغیر Variable Num. | حالت Status | Exponential func. تابع نمایی | | | Logarithmic func. تابع لگاریتمی | | | Linear func. تابع خطی | | |
|------------------------------|----------------|------------------------------|----------------|-------|---------------------------------|----------------|-------|-----------------------|----------------|-------|
| | | NRMSE | R ² | RMSE | NRMSE | R ² | RMSE | NRMSE | R ² | RMSE |
| 1 | 1 | 19.7 | 0.96 | 0.494 | 18.9 | 0.96 | 0.475 | 19.1 | 0.83 | 0.479 |
| | 2 | 16.9 | 0.97 | 0.423 | 19.4 | 0.96 | 0.486 | 23.2 | 0.74 | 0.583 |
| | 3 | 36.5 | 0.87 | 0.915 | 36.3 | 0.87 | 0.911 | 37.0 | 0.35 | 0.928 |
| | 4 | 22.6 | 0.95 | 0.567 | 22.7 | 0.95 | 0.57 | 22.7 | 0.75 | 0.57 |
| 2 | 5 | 21.0 | 0.79 | 0.527 | 18.2 | 0.97 | 0.457 | 19.0 | 0.83 | 0.477 |
| | 6 | 17.1 | 0.97 | 0.428 | 17.4 | 0.97 | 0.437 | 17.9 | 0.85 | 0.449 |
| | 7 | 16.2 | 0.97 | 0.406 | 16.3 | 0.97 | 0.409 | 16.5 | 0.87 | 0.414 |
| | 8 | 16.5 | 0.97 | 0.414 | 19.0 | 0.96 | 0.476 | 22.1 | 0.77 | 0.554 |
| | 9 | 15.3 | 0.98 | 0.385 | 16.7 | 0.97 | 0.419 | 18.0 | 0.85 | 0.453 |
| | 10 | 21.7 | 0.96 | 0.545 | 21.3 | 0.96 | 0.535 | 22.2 | 0.77 | 0.558 |
| 3 | 11 | 16.5 | 0.97 | 0.415 | 17.3 | 0.97 | 0.435 | 17.6 | 0.85 | 0.442 |
| | 12 | 15.2 | 0.98 | 0.382 | 16.0 | 0.97 | 0.401 | 16.4 | 0.87 | 0.412 |
| | 13 | 15.1 | 0.98 | 0.379 | 16.3 | 0.97 | 0.409 | 17.9 | 0.85 | 0.449 |
| | 14 | 15.1 | 0.98 | 0.378 | 15.9 | 0.98 | 0.398 | 15.6 | 0.89 | 0.391 |
| 4 | 15 | 15.2 | 0.98 | 0.381 | 15.9 | 0.98 | 0.4 | 15.5 | 0.89 | 0.388 |

تبخیر تعرق گیاه خیار و گوجه فرنگی

در این مطالعه دوره رشد محصول خیار ۱۳۰ و گوجه فرنگی ۱۸۰ روز بوده که با جمع آوری داده‌ها، میزان تبخیر تعرق آن‌ها بصورت روزانه محاسبه گردید. روند تغییرات تبخیر تعرق خیار و گوجه فرنگی طی دوره رشد در شکل ۲ ارائه شده است. مجموع تبخیر تعرق خیار در طول دوره رشد (از ۹۲/۴/۱۳ تا ۹۲/۸/۲۰) حدود ۲۷۲/۴ میلی متر و گوجه فرنگی طی دوره رشد (از ۹۲/۴/۱۳ تا ۹۲/۱۰/۹) برابر ۳۵۸/۶ میلی متر محاسبه گردید. به منظور مدلسازی فرایند تبخیر تعرق خیار و گوجه فرنگی در گلخانه، تبخیر تعرق هر یک از محصولات برای وضعیت‌های مختلف از متغیرهای مستقل توسط مدل‌های مختلف پیش‌بینی شد. نتایج رگرسیون‌های خطی و غیرخطی برای هر یک از متغیرهای مستقل و توابع مختلف پیش‌بینی تبخیر-تعرق خیار، در جدول ۴ ارائه شده است. بر اساس جدول ۴، ملاحظه می‌گردد که

مدل‌های خطی در تخمین تبخیر تعرق محصول خیار عملکرد مناسب نداشته‌اند. دقیق‌ترین عملکرد مدل خطی، مربوط به رگرسیون پنج متغیره از N، VPD، T، RH و SR با خطای نرمال شده ۲۲/۱ درصد و ضریب تبیین ۰/۳۲ می‌باشد. عملکرد مدل‌های لگاریتمی و نمایی بخصوص در تعداد متغیر زیاد (چهار و پنج متغیر)، مناسب بود. دقیق‌ترین مدل مربوط به تابع نمایی با پنج متغیر N، VPD، T، RH و SR با خطای نرمال شده ۱۴/۲ درصد و ضریب تبیین ۰/۹۸ می‌باشد:

$$ET_c = 1.45 \times 10^{-6} VPD^{3.9626} T^{-3.2187} RH^{2.7257} SR^{0.80755} N^{0.66599} + \exp(-0.12412VPD + 0.18080T - 0.01466RH - 1.0867SR - 0.0109383N) \quad (19)$$

که در آن T دمای متوسط روزانه (C)، N شماره روز پس از کشت و سایر پارامترها، همان پارامترهای رابطه ۱۶ می‌باشند. با توجه

پارامترهای رابطه فوق قبلاً تعریف شده‌اند. برای محصول گوجه‌فرنگی نتایج رگرسیون‌های خطی و غیرخطی در جدول ۵ ارائه شده است. برای تبخیرتعرق گوجه‌فرنگی، خطای نرمال شده مدل‌های خطی همواره بیشتر از ۲۷/۷ درصد به دست آمد و عملکرد قابل قبولی در تخمین تبخیرتعرق گوجه‌فرنگی نشان ندادند. دقیق‌ترین عملکرد مربوط به تابع نمایی چهار متغیره از N، VPD، RH و SR با خطای نرمال شده ۱۶/۵ درصد به دست آمد:

$$ET_c = 5.01 \times 10^{-6} VPD^{1.82122} RH^{0.620138} SR^{0.3782065} N^{1.27577} + \exp(-0.1031082VPD + 0.0354656 RH + 0.2720402 SR - 0.0136477N) \quad (21)$$

که پارامترهای آن، همان پارامترهای قبلی می‌باشند. کاربرد رابطه‌ی ۲۱ ممکن است تا حدی پیچیده و مشکل باشد. رابطه لگاریتمی سه متغیره از N، T و SR دارای خطای نرمال شده ۱۸/۷ درصد بوده ولی نسبت به رابطه ۲۱، دارای پارامترهای کمتری است:

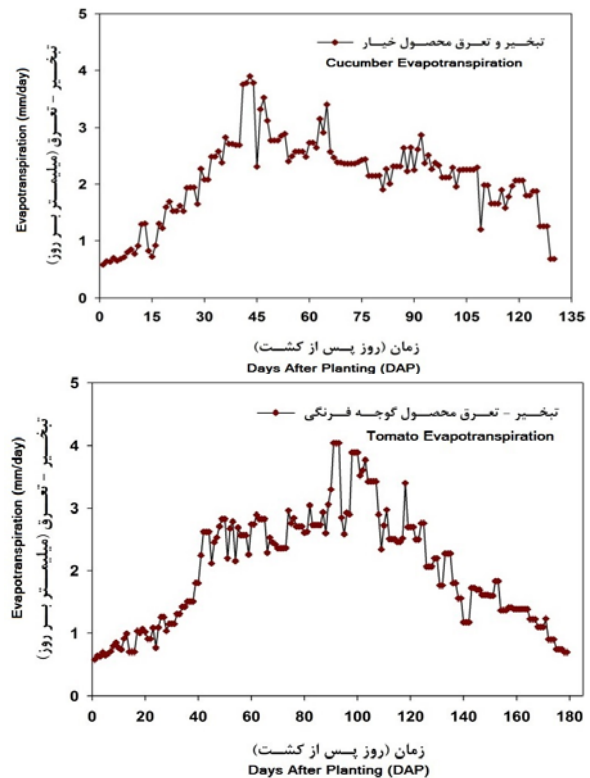
$$ET_c = 0.0008254 T^{1.413733} SR^{0.4034956} N^{0.8252638} \quad (22)$$

تحلیل حساسیت متغیرهای هواشناسی

تحلیل حساسیت متغیرهای هواشناسی برای تبخیرتعرق مرجع (ET_0) و بر روی توابع ۱۷ و ۱۸ (توابع غیرخطی و خطی) انجام گردید. با گرفتن لگاریتم طبیعی از طرفین رابطه ۱۸ و بر اساس مشتقات جزئی، ضرایب حساسیت متغیرها استخراج گردید:

به پیچیدگی رابطه ۱۹، تابع لگاریتمی سه متغیره از SR، T و N (رابطه ۲۰) با خطای نرمال شده ۱۶/۱ درصد و ضریب تبیین ۰/۹۷، برای برآورد تبخیرتعرق خیار گلخانه‌ای توصیه می‌گردد:

$$ET_c = 0.0022955 T^{1.746985} SR^{0.34007167} N^{0.34954369} \quad (20)$$



شکل ۲- تغییرات تبخیرتعرق خیار و گوجه‌فرنگی طی دوره رشد
Figure 2- Changes in ET of cucumber and tomato during the growing period

جدول ۴- مقادیر RMSE (میلی متر بر روز)، NRMSE (درصد) و R^2 هر یک از توابع تخمین تبخیرتعرق خیار
Table 4- The RMSE ($mm day^{-1}$), NRMSE (%) and R^2 values for each of the functions to estimate cucumber ET

| تعداد متغیر Variable Num. | حالت Status | تابع نمایی Exponential func. | | | تابع لگاریتمی Logarithmic func. | | | تابع خطی Linear func. | | |
|------------------------------|----------------|---------------------------------|-------|-------|------------------------------------|-------|-------|--------------------------|-------|-------|
| | | NRMSE | R^2 | RMSE | NRMSE | R^2 | RMSE | NRMSE | R^2 | RMSE |
| 1 | 1 | 21.7 | 0.95 | 0.531 | 22.6 | 0.95 | 0.554 | 25.2 | 0.07 | 0.618 |
| | 2 | 18.4 | 0.97 | 0.45 | 18.7 | 0.96 | 0.457 | 25.1 | 0.08 | 0.616 |
| | 3 | 23.6 | 0.95 | 0.577 | 25.8 | 0.93 | 0.632 | 25.2 | 0.07 | 0.618 |
| | 4 | 19.7 | 0.96 | 0.482 | 20.3 | 0.96 | 0.498 | 24.9 | 0.09 | 0.611 |
| 2 | 5 | 16.2 | 0.97 | 0.396 | 18.0 | 0.97 | 0.44 | 24.7 | 0.12 | 0.606 |
| | 6 | 16.6 | 0.97 | 0.407 | 17.8 | 0.97 | 0.435 | 25.2 | 0.09 | 0.617 |
| | 7 | 18.3 | 0.97 | 0.448 | 18.8 | 0.96 | 0.461 | 25.1 | 0.10 | 0.614 |
| | 8 | 25.2 | 0.95 | 0.618 | 17.8 | 0.97 | 0.436 | 25.3 | 0.09 | 0.62 |
| | 9 | 16.5 | 0.97 | 0.405 | 16.1 | 0.97 | 0.394 | 25.0 | 0.1 | 0.613 |
| | 10 | 18.6 | 0.97 | 0.455 | 20.5 | 0.96 | 0.502 | 25.1 | 0.09 | 0.615 |
| 3 | 11 | 16.4 | 0.97 | 0.401 | 17.8 | 0.97 | 0.436 | 22.7 | 0.27 | 0.557 |
| | 12 | 15.1 | 0.98 | 0.37 | 15.4 | 0.98 | 0.377 | 24.4 | 0.15 | 0.598 |
| | 13 | 15.6 | 0.98 | 0.382 | 15.3 | 0.98 | 0.376 | 25.2 | 0.10 | 0.617 |
| | 14 | 14.4 | 0.98 | 0.353 | 15.6 | 0.98 | 0.382 | 25.0 | 0.11 | 0.613 |
| 4 | 15 | 14.3 | 0.98 | 0.351 | 15.5 | 0.98 | 0.379 | 22.1 | 0.32 | 0.542 |

جدول ۵- مقادیر RMSE (میلی متر بر روز)، NRMSE (درصد) و R² هر یک از توابع تخمین تبخیر تعرق گوجه فرنگی

Table 5- The RMSE (mm day⁻¹), NRMSE (%) and R² values for each of the functions to estimate tomato ET

| تعداد متغیر Variable Num. | حالت Status | تابع نمایی Exponential func. | | | تابع لگاریتمی Logarithmic func. | | | تابع خطی Linear func. | | |
|------------------------------|----------------|---------------------------------|----------------|-------|------------------------------------|----------------|-------|--------------------------|----------------|-------|
| | | NRMSE | R ² | RMSE | NRMSE | R ² | RMSE | NRMSE | R ² | RMSE |
| 1 | 1 | 38.5 | 0.13 | 0.769 | 23.6 | 0.95 | 0.472 | 34.6 | 0.20 | 0.691 |
| | 2 | 22.1 | 0.96 | 0.441 | 23.3 | 0.95 | 0.465 | 31.8 | 0.24 | 0.636 |
| | 3 | 30.9 | 0.92 | 0.618 | 32.9 | 0.91 | 0.657 | 34.1 | 0.12 | 0.682 |
| | 4 | 30.0 | 0.92 | 0.599 | 31.1 | 0.92 | 0.622 | 35.1 | 0.07 | 0.701 |
| 2 | 5 | 20.1 | 0.96 | 0.401 | 21.7 | 0.96 | 0.433 | 31.9 | 0.24 | 0.638 |
| | 6 | 21.7 | 0.96 | 0.434 | 22.7 | 0.96 | 0.454 | 34.3 | 0.12 | 0.685 |
| | 7 | 21.2 | 0.96 | 0.424 | 22.4 | 0.96 | 0.447 | 34.6 | 0.11 | 0.692 |
| | 8 | 31.4 | 0.25 | 0.628 | 21.4 | 0.96 | 0.427 | 31.2 | 0.27 | 0.624 |
| | 9 | 21.9 | 0.96 | 0.438 | 18.7 | 0.97 | 0.374 | 31.9 | 0.24 | 0.638 |
| | 10 | 25.6 | 0.95 | 0.512 | 30.2 | 0.92 | 0.603 | 34.0 | 0.14 | 0.679 |
| 3 | 11 | 19.8 | 0.97 | 0.396 | 21.5 | 0.96 | 0.429 | 27.6 | 0.44 | 0.551 |
| | 12 | 20.1 | 0.97 | 0.401 | 19.1 | 0.97 | 0.382 | 32.0 | 0.24 | 0.64 |
| | 13 | 31.0 | 0.27 | 0.62 | 18.8 | 0.97 | 0.375 | 31.3 | 0.27 | 0.626 |
| 4 | 14 | 16.5 | 0.98 | 0.329 | 20.9 | 0.96 | 0.418 | 34.1 | 0.14 | 0.682 |
| 4 | 15 | 16.8 | 0.98 | 0.335 | 18.4 | 0.97 | 0.367 | 27.7 | 0.44 | 0.553 |

شبکه عصبی مصنوعی

ضریب R در سطح معنی داری ۹۵ درصد بین پارامترها نشان داد که میزان تبخیر تعرق مرجع، وابستگی معنی داری با چهار پارامتر VPD، T، RH و SR دارد. لذا هر چهار پارامتر برای مدل بندی شبکه عصبی در نظر گرفته شد. با این حال به علت همبستگی های خطی متفاوت بین ورودی ها، ممکن است که برخی از ورودی ها، سایر ورودی ها را تحت پوشش قرار دهند. به منظور یافتن ساختار بهینه شبکه های عصبی مصنوعی با الگوریتم های مختلف، پارامترهایی همانند تعداد نرون ها (۱ تا ۱۰۰ نرون) در لایه های پنهان، توابع محرک مختلف در لایه های پنهان و خروجی در هر الگوریتم و به روش سعی و خطا مورد آزمون قرار گرفت. برای شبکه های عصبی نیز ۱۵ حالت از ورودی ها مطابق جدول ۱، در نظر گرفته شد که تنها به ارائه نتایج مدل های بهینه شبکه های عصبی مصنوعی و پارامترهای آماری محاسبه شده جهت تخمین تبخیر تعرق مرجع و تبخیر تعرق محصولات خیار و گوجه فرنگی، اکتفا می گردد. براساس آزمون الگوریتم های مختلف یادگیری، توابع محرک مختلف در لایه های پنهان و خروجی و تعداد نرون در لایه های پنهان، مدل بهینه شبکه عصبی با معماری چهار لایه با دو لایه مخفی برای تخمین تبخیر تعرق مرجع به دست آمد. نتایج حاکی از دقت نسبی بالا، در روش شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم آموزشی لونیگ-مارکوات (LM) بود. الگوریتم LM در دسته الگوریتم های سریع پس انتشار که از تکنیک های استاندارد بهینه سازی عددی استفاده می کند، قرار گرفته و در ساختار محاسباتی به دلیل استفاده از ماتریس ژاکوبین به جای ماتریس هسین، پیچیدگی محاسباتی در آن کمتر بوده و دارای کارایی

$$\ln(ET_o) = 0.0440932 + 0.912558 \ln(VPD) + \quad (23)$$

$$0.4048931 \ln(RH) + 0.2836632 \ln(SR)$$

$$\rightarrow \frac{\partial(\ln(ET_o))}{\partial(\ln(VPD))} = 0.912558 = S_1$$

$$\rightarrow \frac{\partial(\ln(ET_o))}{\partial(\ln(RH))} = 0.4048931 = S_2$$

$$\rightarrow \frac{\partial(\ln(ET_o))}{\partial(\ln(SR))} = 0.2836632 = S_3$$

رابطه فوق نشان می دهد که افزایش ۱۰ درصد کمبود فشار بخار اشباع، باعث افزایش ۹/۱ درصد تبخیر تعرق مرجع؛ افزایش ۱۰ درصد کمبود رطوبت نسبی، باعث افزایش ۴ درصد تبخیر تعرق مرجع و افزایش ۱۰ درصد میزان تشعشع، باعث ۲/۸ درصد تبخیر تعرق مرجع را افزایش خواهد داد. تحلیل حساسیت با محاسبه مشتقات جزئی رابطه ی خطی ۱۷ نیز انجام شد:

$$ET_o = -1.478689 + 0.1381257 \times VPD + 0.0231383 \times RH + \quad (24)$$

$$0.7648447 \times SR$$

$$\rightarrow \frac{\partial ET_o}{\partial VPD} \approx 0.14$$

$$\rightarrow \frac{\partial ET_o}{\partial RH} \approx 0.02$$

$$\rightarrow \frac{\partial ET_o}{\partial SR} \approx 0.76$$

براساس رابطه فوق، افزایش یک واحد کمبود اشباع (mbar)، باعث افزایش ۰/۱۴ واحد (mm/day)؛ افزایش یک واحد رطوبت نسبی (%)، باعث افزایش ۰/۰۲ واحد (mm/day) و افزایش یک واحد تشعشع (mm/day)، باعث افزایش ۰/۷۶ واحد (mm/day) در تبخیر تعرق مرجع خواهد شد.

میان الگوریتم‌ها و ساختارهای مختلف شبکه عصبی مصنوعی داشته است. نمودار نکویی برازش و منحنی‌های مشاهداتی و برآوردی شبکه عصبی بهینه برای داده‌های مرحله آموزش و آزمون در شکل‌های ۳ و ۴ ارائه شده است. مقادیر R و RMSE برای داده‌های مرحله آزمون به ترتیب ۰/۹۷ و ۰/۳۶۴ و ۰/۳۶۴ میلی‌متر بر روز به دست آمد. مقدار NRMSE برای داده‌های آزمون ۱۴/۵ درصد به دست آمد.

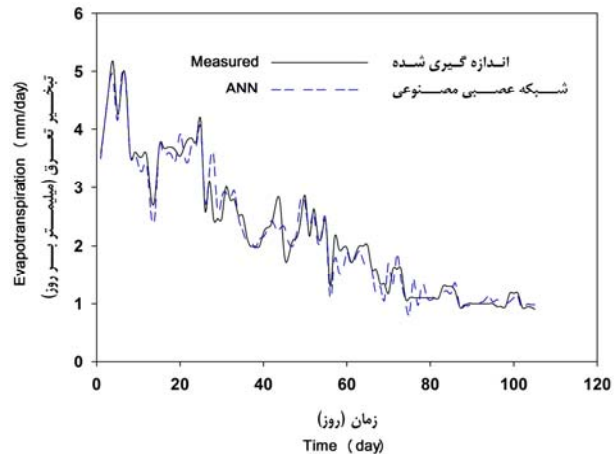
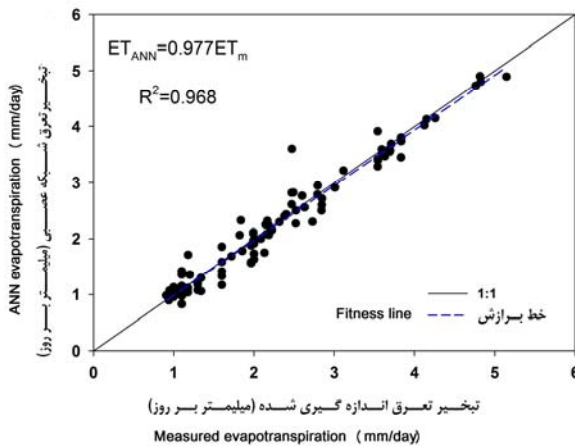
بسیار بالایی می‌باشد. مشخصات و ساختار شبکه عصبی بهینه تبخیرتغرق مرجع در جدول ۶ ارائه شده است. مدل مناسب بر اساس حداقل میزان مربعات خطا، برای هر الگوریتم تعیین گردید. بر اساس جدول ۶ الگوریتم LM با ۳۰ و ۱۵ نرون در لایه‌های پنهان با ضریب همبستگی پیرسون ۰/۹۸، ریشه میانگین مربعات خطا ۰/۰۸۹ میلی‌متر بر روز برای داده‌های مرحله آموزش، بهترین عملکرد را در

جدول ۶- مشخصات مدل بهینه شبکه عصبی مصنوعی و پارامترهای آماری محاسبه شده جهت تخمین تبخیرتغرق مرجع در شرایط گلخانه

Table 6- The characteristics of optimal artificial neural network model and statistical parameters calculated to estimate the reference ET in greenhouse condition

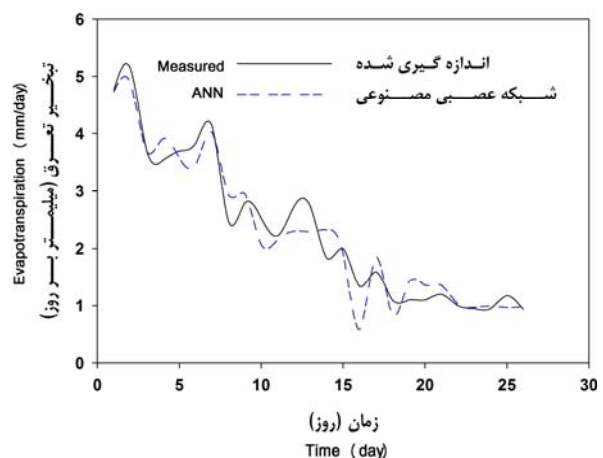
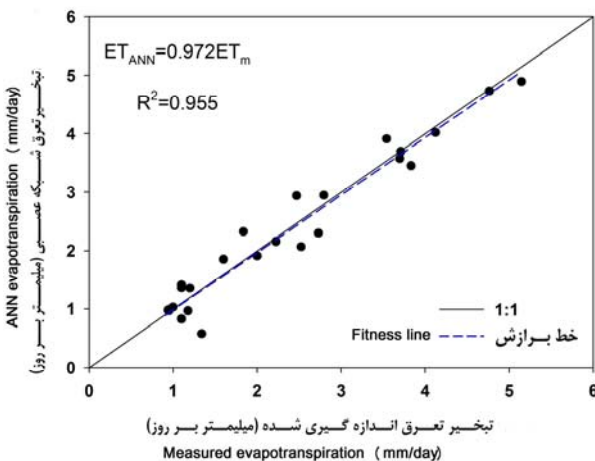
| ساختار مدل (Model structure) | آموزش (Train) | | | آزمون (Test) | | |
|---|---------------|---------------|-----------|--------------|---------------|-----------|
| | R | RMSE (mm/day) | NRMSE (%) | R | RMSE (mm/day) | NRMSE (%) |
| LM, Tansig, Tansig, Purelin, (4→30→15→1)* | 0.98 | 0.0809 | 3.50 | 0.97 | 0.364 | 14.51 |

* به ترتیب علامت اختصاری الگوریتم یادگیری، نوع تابع محرک در لایه‌های پنهان و خروجی، تعداد ورودی‌ها، تعداد نرون در لایه‌های پنهان اول و دوم، تعداد خروجی



شکل ۳- نمودار نکویی برازش و منحنی‌های مشاهداتی و برآوردی شبکه عصبی برای مجموعه داده‌های آموزش تبخیرتغرق مرجع

Figure 3-Goodness of fit graph and observed and artificial neural network estimated curves for train data set of reference ET



شکل ۴- نمودار نکویی برازش و منحنی‌های مشاهداتی و برآوردی شبکه عصبی برای مجموعه داده‌های آزمون تبخیرتغرق مرجع

Figure 4-Goodness of fit graph and observed and artificial neural network estimated curves for test data set of reference ET

خیار و گوجه‌فرنگی به ترتیب ۱۰/۳ و ۱۲/۷ درصد به دست آمد که نشان دهنده عملکرد بهتر شبکه در مقایسه با رگرسیون خطی و غیرخطی می‌باشد. منحنی‌های مشاهده‌ای و برآوردی مدل شبکه عصبی برای داده‌های آزمون و آموزش شبکه در تخمین تبخیر تعرق خیار و گوجه‌فرنگی در اشکال ۵ و ۶ ارائه گردیده است.

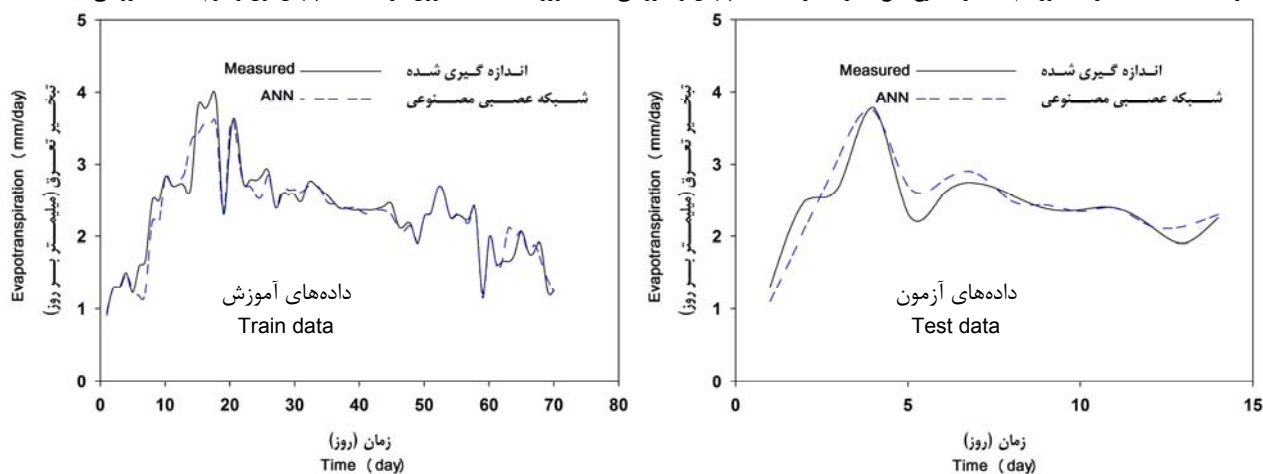
مدل بهینه شبکه عصبی برای خیار و گوجه‌فرنگی نیز با معماری دو لایه مخفی، به دست آمد. مشخصات شبکه عصبی بهینه تبخیر تعرق خیار و گوجه‌فرنگی در جدول ۷ ارائه شده است. بهترین عملکرد شبکه برای تخمین تبخیر تعرق هر دو محصول خیار و گوجه‌فرنگی، با پنج پارامتر ورودی VPD، T، N، RH و SR به دست آمد. مقادیر میانگین خطای نرمال شده‌ی داده‌های آزمون برای

جدول ۷- مشخصات مدل بهینه شبکه عصبی مصنوعی و پارامترهای آماری محاسبه شده جهت تخمین تبخیر تعرق خیار و گوجه‌فرنگی

Table 7- The characteristics of optimal artificial neural network model and statistical parameters calculated to estimate cucumber and tomato ET

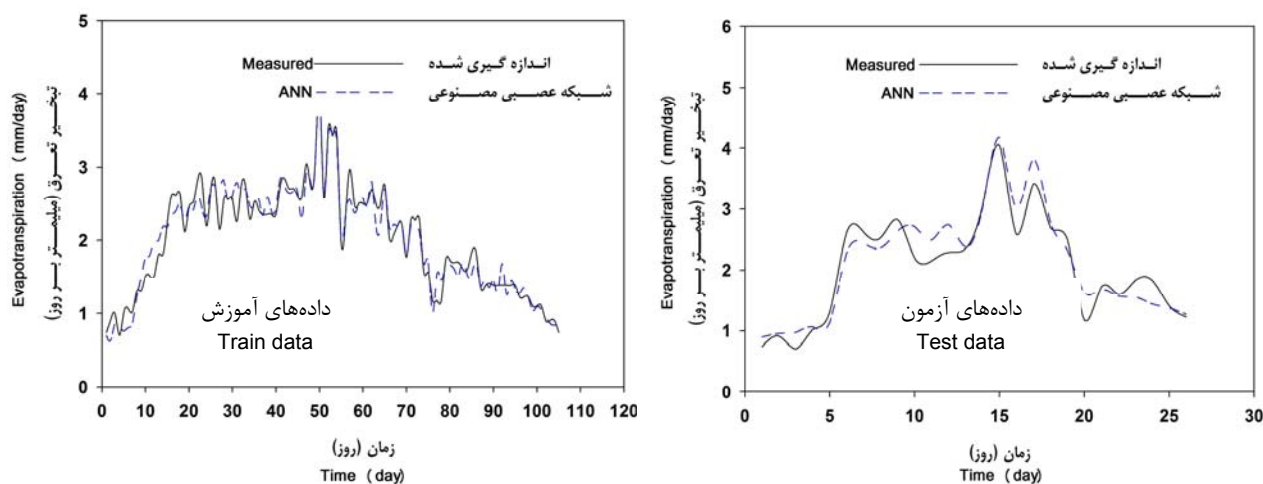
| محصول | Model structure ساختار مدل | آموزش Train | | | آزمون Test | | |
|------------|--|-------------|---------------|-----------|------------|---------------|-----------|
| | | R | RMSE (mm/day) | NRMSE (%) | R | RMSE (mm/day) | NRMSE (%) |
| خیار | LM, Tansig, Tansig, Purelin.($1 \rightarrow 10 \rightarrow 20 \rightarrow 5$) [*] | 0.96 | 0.16 | 6.50 | 0.93 | 0.24 | 10.31 |
| گوجه‌فرنگی | LM, Tansig, Tansig, Purelin.($1 \rightarrow 10 \rightarrow 30 \rightarrow 5$) [*] | 0.96 | 0.18 | 9.10 | 0.95 | 0.26 | 12.70 |

* به ترتیب علامت اختصاری الگوریتم یادگیری، نوع تابع محرک در لایه‌های پنهان و خروجی، تعداد ورودی‌ها، تعداد نرون در لایه‌های پنهان اول و دوم، تعداد خروجی



شکل ۵- مقایسه تبخیر تعرق اندازه‌گیری شده و برآوردی شبکه عصبی برای خیار

Figure 5- Comparison of measured and artificial neural network estimated of cucumber ET



شکل ۶- مقایسه تبخیر تعرق اندازه‌گیری شده و برآوردی شبکه عصبی برای گوجه فرنگی

Figure 6- Comparison of measured and artificial neural network estimated of tomato ET

منابع

- 1- Abedi-Koupai J., Eslamian S.S., and Zareiyan M.J. 2011. Measurement and modeling of water requirement and crop coefficient for cucumber, tomato and pepper using microlysimeter in greenhouse. *journal of science and technology of greenhouse culture*, 2(7): 51-64. (in Persian with English abstract)
- 2- Abghari H., Ahmadi H., Besharat S, and Rezaverdinejad V. 2012. Prediction of daily pan evaporation using Wavelet Neural Networks, *Water Resources Management*, 26: 3639-3652.
- 3- Allen R.G., Pereira L.S., Raes D., and Smith M. 1998. *Crop evapotranspiration, guidelines for computing crop water requirements*. Irrigation and Drainage Paper 56, FAO, Rome, Italy, 300 pp.
- 4- Alizadeh A. 2004. *Water, soil and plant relationship*. Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, 470 pp.
- 5- Amiri M.J., Abedi-Koupai J., and Eslamian S.S. 2011. Evaluation of the performance of evaporation pans in greenhouse environment. *journal of science and technology of greenhouse culture*, 2(5): 63-73. (in Persian with English abstract)
- 6- Assari M., Kouchakzadeh M., Shahabifar M. and Bayat K. 2009. Estimation of reference evapotranspiration in greenhouse by artificial neural network. *Journal of water and soil conservation*, 16(1): 107-121. (in Persian with English abstract)
- 7- Babtista J.F., Bailey B.J., and Meneses J.F. 2005. Measuring and modeling transpiration versus evapotranspiration of a tomato crop grown on soil in a Mediterranean greenhouse. *Acta Horticulturae*, 691: 313 – 319.
- 8- Bayat Varkeshi M., Zare Abyaneh H., Marofi S., Sabziparvar A.A., and Soltani F. 2009. Simulation of reference evapotranspiration using Artificial neural method and empirical methods and comparison with experimental lysimeter data in cold semi-arid climate of Hamedan. *Journal of water and soil conservation*, 16(4): 79-100. (in Persian with English abstract)
- 9- Ehsani M., Hayati B., Dashty G., Gahremanzadeh M., and Hossenzad J. 2011. Water economic value estimation in Barley production at Qazvin plane irrigation network. *Water and soil science (Agricultural science)*, 22 (1): 187-200. (in Persian with English abstract)
- 10- Fathalian F., Moazenzadeh R., and Nouri Emamzadei M.R. 2009. Evaluation and prediction of greenhouse Cucumber evapotranspiration at different growth stages. *Journal of water and soil*, 23(4): 16-27. (in Persian with English abstract)
- 11- Fathi P., and Koochakzadeh M. 2004. Estimation of cucumber evapotranspiration in greenhouse by Artificial Neural Network. *Journal of water and soil science*, 18 (2): 212-221. (in Persian with English abstract)
- 12- Fazilah W.F. 2009. *Evapotranspiration models in greenhouse*. M.Sc. thesis, Wageningen University, the Netherlands.
- 13- Fu G. 2005. *Modeling water availability and its response to climate change for the Spokane river watershed*. PhD dissertation. Washington state university, Department of Biological Systems Engineering.
- 14- Harmanto V.M., Salokhe M.S., and Babel H.J., 2005. Water requirement of drip irrigated tomatoes grown in greenhouse in tropical environment. *Agricultural water management*, 71: 225-242.
- 15- Heydari N., Entesari M.R., Kheyrabi J., Farshi A.A., Vaziri ZH. and Alaei M. 2006. *Water use efficiency in greenhouse production*. Iranian National Committee on Irrigation and Drainage (IRNCID). 180 pp. (in Persian with English abstract)
- 16- Jain S.K., Das A., and Srivastava D.K., 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. *Journal of water resources planning and management*, 125(5): 263-271.
- 17- Karimi S., Kisi O., Shiri J. and Makarynskyy O., 2013. Neuro-fuzzy and neural network techniques for forecasting sea level in Darwin Harbor, Australia. *Computers and Geosciences*, 52: 50-59.
- 18- Karimi N., Nazemi A.H., Sadraddini A.A., farsadizadeh D., Hoseinzade Dalir A. and Dehghani F. 2007. Water requirement of greenhouse grown cucumber in Yazd climate. *Agricultural research: soil water and plant*, 7 (4): 151-160. (in Persian with English abstract)
- 19- McCuen R.H. 1974. A sensitivity and error analysis of procedures used for estimating evapotranspiration. *Water Resources Bulletin*, 10(3): 486-498.
- 20- Mujahed H. 2007. *Estimation of crop water requirement for Cucumber (Cucumis sativus) grown in green houses*. M.Sc. thesis, College of Graduate Studies and Academic Research. Hebron University, Palestine.
- 21- Rezaverdinejad V., Rezaie H., Ababaie B., Ahmadi H. and Behmanesh J. 2012. Application SWAP agrohydrological model to predict crop yield, soil water and solute transport with shallow groundwater condition. 8th International Soil Science Congress Çeme-Izmir, Turkey.
- 22- Zare Abyaneh H., Bayat Varkeshi M., Marofi S., and Amiri Chayjan R. 2010. evaluation of artificial neural network and adaptive neuro fuzzy inference system in decreasing of reference evapotranspiration parameters. *Journal of water and soil*, 24 (2): 297-305. (in Persian with English abstract)

Evapotranspiration Modeling by Linear, Nonlinear Regression and Artificial Neural Network in Greenhouse (Case study Reference Crop, Cucumber and Tomato)

V. Rezaverdinejad^{1*} - M. Shabaniasl² - S. Besharat³

Received: 29-01-2014

Accepted: 05-01-2015

Introduction: Greenhouse cultivation is a steadily developing agricultural sector throughout the world. In addition, it is known that water is a major issue almost all part of the world especially for countries which have insufficient water source. With this great expansion of greenhouse cultivation, the need of appropriate irrigation management has a great importance. Accurate determination of irrigation scheduling (irrigation timing and frequency) is one of the main factors in achieving high yields and avoiding loss of quality in greenhouse tomato and cucumber. To do this, it is fundamental to know the crop water requirements or real evapotranspiration. Accurate estimation on crop water requirement is needed to avoid the excess or deficit water application, with consequent impacts on nutrient availability for plants. This can be done by using appropriate method to determine the crop evapotranspiration (ET_c). In greenhouse cultivation, crop transpiration is the most important energy dissipation mechanisms that influence ET_c rate. There are a large number of literatures on methods to estimate ET_c in greenhouses. ET_c can be measured or estimated by direct or indirect methods. The most common direct method estimates ET_c from measurements with weighing lysimeters. This also includes the evaporation measuring equipment, class A pan, Piche atmometer and modified atmometer. Indirect method includes the measurement of net radiation, temperature, relative humidity, and air vapour pressure deficit. A large number of models have been developed from these measurements to estimate ET_c . Due to the fast development of under greenhouse cultivation all around the world, the needs of information on how it affects ET_c in greenhouses has to be known and summarized. The existing models for ET_c calculation have to be studied to know whether it is reliable for greenhouse climate (hereafter, microclimate) or not. Regression and artificial neural network models are two important models to estimate ET_c in greenhouse. The inputs of these models are net radiation, temperature, day after planting and air vapour pressure deficit (or relative humidity).

Materials and Methods: In this study, daily ET_c of reference crop, greenhouse tomato and cucumber crops were measured using lysimeter method in Urmia region. Several linear, nonlinear regressions and artificial neural networks were considered for ET_c modelling in greenhouse. For this purpose, the effective meteorological parameters on ET_c process includes: air temperature (T), air humidity (RH), air pressure (P), air vapour pressure deficit (VPD), day after planting (N) and greenhouse net radiation (SR) were considered and measured. According to the goodness of fit, different models of artificial neural networks and regression were compared and evaluated. Furthermore, based on partial derivatives of regression models, sensitivity analysis was conducted. The accuracy and performance of the employed models was judged by ten statistical indices namely root mean square error (RMSE), normalized root mean square error (NRMSE) and coefficient of determination (R^2).

Results and Discussion: Based on the results, the most accurate regression model to reference ET_c prediction was obtained three variables exponential function of VPD, RH and SR with $RMSE=0.378 \text{ mm day}^{-1}$. The RMSE of optimal artificial neural network to reference ET prediction for train and test data sets were obtained 0.089 and $0.365 \text{ mm day}^{-1}$, respectively. The performance of logarithmic and exponential functions to prediction of cucumber ET_c were proper, with high dependent variables especially, and the most accurate regression model to cucumber ET prediction was obtained for exponential function of five variables: VPD, N, T, RH and SR with $RMSE=0.353 \text{ mm day}^{-1}$. In addition, for tomato ET prediction, the most accurate regression model was obtained for exponential function of four variables: VPD, N, RH and SR with $RMSE=0.329 \text{ mm day}^{-1}$. The best performance of artificial neural network for ET prediction of cucumber and tomato were obtained with five inputs include: VPD, N, T, RH and SR. The RMSE values of test data sets for cucumber and tomato ET were obtained 0.24 and 0.26 mm day^{-1} . Moreover, the sensitivity analysis results showed that VPD is the most

1, 2 and 3 - Assistant Professor, M.Sc. Student and Assistant Professor Department of Water Engineering, University of Urmia, Iran

(*-Corresponding Author Email: v.verdinejad@urmia.ac.ir)

sensitive parameter on ET_c .

Conclusion: The greenhouse industry has expanded across many parts of the world and the need of information on a reliable ET_c method especially by indirect method is crucial. In this research, the artificial neural network models indicated good performance compared with linear and nonlinear regressions. The evaluated method could be used for scheduling irrigation of greenhouse tomato and cucumber.

Keywords: Performance Evaluation, Multivariable Regression, Meteorological Variables