

## برآورد تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از مدل‌های تجربی، مدل‌سازی آن با شبکه عصبی مصنوعی و مقایسه آن‌ها با داده‌های لایسیمتری در ایستگاه کهریز ارومیه

حسن هژبر<sup>۱</sup>، هادی معاضد<sup>۲</sup>، سعید شگری کوچک<sup>۳</sup>

تاریخ دریافت ۱۳۹۱/۰۴/۱۷

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۲/۰۳/۱۱

مقاله استخراج شده از پایان‌نامه

### چکیده

یکی از راه‌های کاهش تلفات آب در مزارع، برنامه‌ریزی صحیح آبیاری می‌باشد و اساس این برنامه‌ریزی را برآورد دقیق نیاز آبی گیاهان تشکیل می‌دهد که ضریبی از تبخیر و تعرق مرجع است. تبخیر و تعرق مرجع یک پدیده چند متغیره و پیچیده است که به عوامل متعدد اقلیمی بستگی دارد و دقیق‌ترین روش برای برآورد آن، لایسیمتر است اما استفاده از لایسیمتر، مستلزم وقت و هزینه زیادی است، از این رو تخمین تبخیر و تعرق با استفاده از پارامترهای هواشناسی و به کار بردن مدل‌های تجربی انجام می‌گیرد. این مدل‌ها دارای ضرایبی هستند که معرف شرایط منطقه‌ای است که مدل در آن منطقه، واسنجی شده است؛ لذا کاربرد این مدل‌ها برای هر منطقه، نیاز به بررسی دارد. با توجه به اینکه تبخیر و تعرق، فرآیندی پیچیده و غیرخطی است، لذا استفاده از روش‌هایی که بتوانند این پیچیدگی را مدل‌سازی نمایند، الزامی به نظر می‌رسد. به این منظور در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق استفاده شد و در این راستا از نرم افزار MATLAB کمک گرفته شد. هدف از این تحقیق، ارزیابی شبکه‌های عصبی مصنوعی و ۱۱ روش شناخته شده در تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع برای ایستگاه تحقیقاتی کهریز ارومیه می‌باشد. بر اساس داده‌های اقلیمی روزانه و داده‌های ۴ ساله لایسیمتری ایستگاه، مقدار تبخیر و تعرق به روش‌های مذکور محاسبه گردید، نتایج حاصل از محاسبات نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به تمامی روش‌های کلاسیک عملکرد مناسب‌تری داشته و دارای RMSE، MAE و  $R^2$  به ترتیب برابر با ۹/۶۵ (میلی‌متر در ده روز)، ۷/۵۳ (میلی‌متر در ده روز) و ۰/۸۰۴ می‌باشد. همچنین در میان روش‌های کلاسیک، مدل تورک با MAE، RMSE و  $R^2$  به ترتیب برابر با ۱۱/۶۹ (میلی‌متر در ده روز)، ۸/۹۹ (میلی‌متر در ده روز) و ۰/۷۱۹ در اولویت قرار دارد و روش‌های جنسن-هیس، پنمن-مانتیت-فائو ۵۶ و ... در اولویت‌های بعدی قرار دارند.

واژه‌های کلیدی: تبخیر و تعرق، شبکه عصبی مصنوعی، کهریز ارومیه، لایسیمتر، مدل‌های تجربی، MATLAB.

۱- کارشناس ارشد مهندسی آبیاری و زهکشی، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد بجنورد، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، بجنورد، ایران

hassan\_h65\_sh@yahoo.com

۲- دانشیار گروه محیط زیست دانشکده علوم آب دانشگاه شهید چمران اهواز

hmoazed955@yahoo.com

۳- کارشناس ارشد مهندسی منابع آب، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد شیراز، باشگاه پژوهشگران جوان و نخبگان، شیراز، ایران

saeed.shokri88@yahoo.com

## مقدمه

تبخیر و تعرق<sup>۱</sup> 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 آن که تخمین کمتر از حد مورد نیاز گیاه نیز باعث اعمال تنش رطوبتی کنترل شده به گیاه شده و در نتیجه کاهش محصول را به همراه خواهد داشت (فتحی و کوچک‌زاده، ۲۰۰۴). روش‌هایی که برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع استفاده می‌شود در دو گروه اصلی قرار می‌گیرند که عبارتند از: روش‌های مستقیم و روش‌های محاسباتی.

در روش‌های مستقیم، بخش کوچک و کنترل شده‌ای از مزرعه را جدا کرده و مقدار تبخیر و تعرق در یک دوره زمانی، مستقیماً اندازه‌گیری می‌شود. معمول‌ترین روش مستقیم، تعیین تبخیر و تعرق با استفاده از اصل بیلان جرمی در یک حجم کنترل شده از خاک (لایسیمتر<sup>۲</sup>) می‌باشد اما نصب لایسیمتر مشکل و پرهزینه می‌باشد و استخراج داده‌های تبخیر و تعرق نیز دشوار و بسیار وقت‌گیر است لذا این روش عمومیت ندارد و جهت برآورد تبخیر و تعرق از روش‌های محاسباتی و برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع استفاده می‌شود. در روش‌های محاسباتی که می‌توان آن‌ها را روش‌های غیر مستقیم دانست از عوامل مختلف اقلیمی و گیاهی استفاده شده و از روی ارتباط آن‌ها با تبخیر و تعرق و معادله‌هایی که قبلاً با روش‌های مستقیم واسنجی شده‌اند تبخیر و تعرق پوشش گیاهی مورد نظر تخمین زده می‌شود (علیزاده، ۱۳۸۵). نکته مهم و قابل توجه این می‌باشد که طی نیم قرن گذشته مدل‌های متعددی به صورت روابط ساده تجربی تا معادلات پیچیده علمی، توسط دانشمندان به منظور برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از پارامترهای مختلف هواشناسی ارائه شده است. اغلب این روش‌ها تحت واسنجی محلی بدست آمده و از

اعتبار جهانی محدودی برخوردارند. در سال‌های اخیر استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای شبیه سازی مسائل مختلف رواج بیشتری یافته است. با توجه به اینکه تبخیر و تعرق فرآیندی غیرخطی است و شبکه عصبی مصنوعی<sup>۳</sup> ابزار مناسبی برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی می‌باشد، استفاده از آن نیز برای برآورد تبخیر و تعرق توسط پژوهشگران مختلف پیشنهاد شده است. از این-رو، هدف از این تحقیق ارزیابی روش‌های مختلف برآورد تبخیر و تعرق و مقایسه آن با شبکه عصبی مصنوعی و در نهایت معرفی بهترین روش می‌باشد. در این زمینه توسط محققان مختلف داخلی و خارجی پژوهش‌هایی نیز انجام شده است که از آن جمله می‌توان به تحقیقات زیر اشاره کرد.

عابدی کوبایی و همکاران (۱۳۸۷) طی یک پژوهشی به مقایسه چهار روش تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع با داده-های میکرو لایسیمتری در منطقه اصفهان پرداختند. ایشان معادله پنمن-مانتیث-فائو را دقیق‌ترین معادله و معادله تشتک تبخیر را کم دقت‌ترین معادله نسبت به سایر معادلات تبخیر و تعرق روزانه معرفی کردند. عدل و همکاران (۱۳۸۷) میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع را با شش روش تجربی و به کمک داده‌های اقلیمی ایستگاه سینوپتیک ارومیه و نرم افزار REF-ET برای یک دوره ۵ ساله (۲۰۰۵-۲۰۰۱) برآورد نمودند. سپس با استفاده از داده‌های لایسیمتری به ارزیابی روش‌های فوق پرداختند و در نهایت به این نتیجه رسیدند که روش بلانی کریدل نسبت به سایر روش‌ها مقدار تبخیر و تعرق گیاه مرجع را با دقت بیشتری برآورد می‌نماید. بیات ورکشی و همکاران (۱۳۸۸) اقدام به شبیه‌سازی تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع به روش هوش مصنوعی و روش‌های کلاسیک (تجربی) در مقایسه با اندازه‌گیری‌های لایسیمتری در اقلیم نیمه خشک سرد همدان نمودند. ایشان از دو روش هوش مصنوعی شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) و دو روش کلاسیک پنمن-مانتیث-فائو۵۶ (PMF56) و بلانی کریدل (BC) بهره جستند. در نهایت به این نتیجه رسیدند که روش‌های هوش مصنوعی بهتر از روش‌های کلاسیک قادر به تخمین

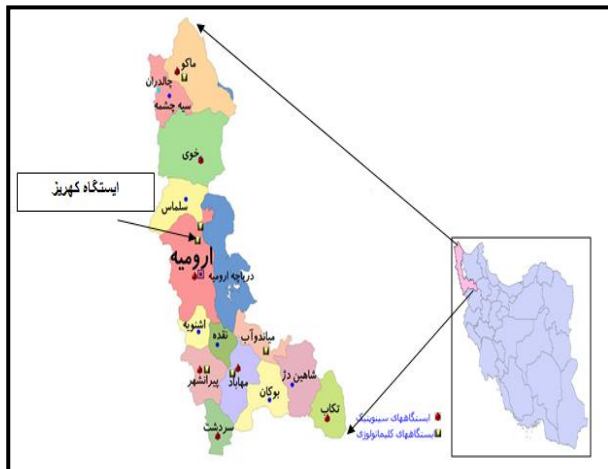
<sup>۱</sup> - Evapotranspiration

<sup>۲</sup> - Lysimeter

<sup>۳</sup> - Artificial Neural Network (ANN)

از سطح دریا می‌باشد، اقلیم منطقه مورد مطالعه سرد و نیمه خشک است، حداکثر درجه حرارت مطلق ۳۸ درجه، حداقل آن ۲۳ درجه و متوسط بارندگی در حدود ۳۵۰ میلی‌متر می‌باشد و آزمایش از سال ۱۳۷۵ تا ۱۳۷۸ به مدت چهار سال اجرا شده است.

برای اجرای آزمایش از لایسیمتر زهکش دار بدون سطح ایستایی ثابت استفاده شد، سطح لایسیمتر به شکل مربع، طول هر ضلع ۱/۲۵ متر و کف آن شیب‌دار، به طوری که عمق آن در یکی از دو دیواره ۱ متر و در دیواره مقابل ۱/۲ متر بود. لوله زهکش جهت خارج ساختن زهاب داخل لایسیمتر به قطر ۲/۵ سانتی‌متر و حدود ۳ سانتی‌متر از ته لایسیمتر فاصله داشت. لایسیمتر دور از تمام موانع نصب شد و زمین اطراف لایسیمتر به مساحت ۲۰×۲۰ متر مربع به کشت چمن اختصاص یافت (رضوی، ۱۳۸۰).



شکل (۱): موقعیت منطقه مورد مطالعه.

### روش تحقیق

جهت انجام تحقیق، ابتدا کلیه اطلاعات هواشناسی ایستگاه کلیماتولوژی کهریز به صورت روزانه شامل: دمای کمینه، دمای بیشینه، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری، رطوبت نسبی کمینه، رطوبت نسبی بیشینه و ساعات آفتابی در بازه زمانی سال‌های ۱۳۷۵ تا ۱۳۷۸، از واحد خدمات ماشینی سازمان هواشناسی کل کشور اخذ گردید. سپس صحت-سنجی این داده‌ها با استفاده از دستورالعمل پیوست ۵ مندرج در FAO-56 (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) مورد بررسی

رفتار سیستم در همه مراحل عملکرد، چه مراحل افزایشی تبخیر و تعرق و چه مراحل کاهش تبخیر و تعرق می‌باشد. اما در مقایسه دو روش هوش مصنوعی نتایج شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل بهینه ANFIS بهتر می‌باشد. کومار<sup>۱</sup> و همکاران (۲۰۰۲) شبکه عصبی را ابزاری برتر و توانمندتر در مقایسه با روش‌های تجربی برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق گیاه مرجع در دیویس کالیفرنیا دانستند. جنسن<sup>۲</sup> و همکاران (۱۹۹۰) اهمیت ۲۰ روش مختلف را به منظور برآورد تبخیر و تعرق با داده‌های لایسیمتری برای ۱۱ ایستگاه در شرایط اقلیمی مختلف بررسی نمودند و روش پنمن مانیتث را بهترین روش برای تمامی وضعیت‌های اقلیمی معرفی نمودند. آیرماک<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از ایستگاه‌های هواشناسی در فلوریدا با اقلیم مرطوب، ۲۱ روش تخمین مقادیر روزانه  $ET_0$  با مقادیر به دست آمده از روش پنمن-مانیتث-فائو مقایسه کردند. مدل‌های تابشی عملکرد بهتری از مدل‌های دمایی نشان دادند و از بین روش‌هایی که فقط از داده‌های دما استفاده می‌کردند، روش هارگریوز-سامانی دارای کمترین مقدار خطا بود. دهقانی سانچ و همکاران (۲۰۰۴) عملکرد مدل‌های تخمین تبخیر و تعرق در دو منطقه کرج (خشک و نیمه خشک) و تاتوری ژاپن (مرطوب) با استفاده از دو سال داده‌های لایسیمتری (۱۹۹۳-۱۹۹۴) ارزیابی نمود و نتایج نشان دهنده این است که مدل پنمن-مانیتث در منطقه کرج و مدل پنمن در تاتوری مناسب‌ترین عملکرد را داشتند.

### مواد و روش‌ها

#### منطقه مورد مطالعه

در این بررسی از اطلاعات تبخیر و تعرق مرجع اندازه-گیری شده ایستگاه لایسیمتری کهریز ارومیه استفاده گردید. شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد. این ایستگاه در ۴۲ کیلومتری شهرستان ارومیه و در کنار جاده ارومیه به سلماس قرار دارد و دارای طول جغرافیایی  $44^{\circ}59'$  شرقی و عرض جغرافیایی  $37^{\circ}53'$  شمالی و ارتفاع ۱۳۲۵ متر

<sup>1</sup> - Kumar

<sup>2</sup> - Jensen

<sup>3</sup> - Irmak

### ۳- روش پنمن - مانیتیت - فائو ۵۶ (FAO56-PM)

در سال ۱۹۹۸ میلادی، سازمان خواربار و کشاورزی (فائو) رابطه پنمن - مانیتیت - فائو اصلاح شده (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) ارائه داد که به صورت رابطه (۳) می‌باشد.

(۳)

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + \gamma \frac{900}{T + 273} U_2 (e_s - e_a)}{\Delta + \gamma(1 + 0.34U_2)}$$

که در آن  $ET_0$  تبخیر و تعرق پتانسیل (میلی متر در روز)،  $R_n$  تابش خالص ورودی به سطح گیاه (مگا ژول بر مترمربع بر روز)،  $G$  شار گرمایی خاک (مگا ژول بر مترمربع بر روز)،  $T$  میانگین روزانه دمای هوا (درجه سلسیوس)،  $U_2$  روزانه سرعت باد در ارتفاع ۲ متری (متر بر ثانیه)،  $e_a$  فشار بخار واقعی (کیلو پاسکال)،  $e_s$  فشار بخار اشباع (کیلو پاسکال)،  $\Delta$  شیب منحنی فشار بخار (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس) و  $\gamma$  ضریب ثابت سایکرومتری (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس) می‌باشد.

### ۴- روش هارگریوز - سامانی

معادله هارگریوز<sup>۱</sup> - سامانی<sup>۲</sup> (۱۹۸۵) برای تخمین تبخیر و تعرق مرجع بر اساس مقادیر اندازه‌گیری شده توسط لایسیمتر وزنی در دیویس کالیفرنیا ارائه شده است و فرم آن به صورت رابطه (۴) می‌باشد.

$$ET_0 = 0.0023R_a (T_{mean} + 17.8) \sqrt{T_{max} - T_{min}} \quad (4)$$

$T_{max}$ ،  $T_{min}$  و  $T_{mean}$  دمای حداکثر، حداقل و متوسط روزانه بر حسب درجه سلسیوس و  $R_a$  تابش فرا زمینی و  $ET_0$  تبخیر و تعرق گیاه مرجع هر دو دارای واحد میلی‌متر در روز می‌باشد.

### ۵- روش هارگریوز - سامانی اصلاح شده

سامانی (۲۰۰۰) با استفاده از داده‌های تابش خورشیدی و دما در یک دوره ۲۵ ساله از ۶۵ ایستگاه هواشناسی در ایالات متحده، ضریبی برای معادله هارگریوز - سامانی پیشنهاد کرد که به صورت تابعی از اختلاف دمای حداقل و

قرار گرفت و داده‌های پرت شناسایی و حذف گردید و برای برآورد داده‌های غیر موجود نیز از دستورالعمل فصل ۳ مندرج در FAO-56 (آلن و همکاران، ۱۹۹۸) استفاده شد. سپس کلیه اطلاعات هواشناسی و سایر اطلاعات ایستگاه کهریز از قبیل ارتفاع ایستگاه، طول و عرض جغرافیایی وارد نرم افزار اکسل شد و تبخیر و تعرق گیاه مرجع (چمن) با استفاده از ۱۱ روش کلاسیک (تجربی) برآورد گردید و با اطلاعات ایستگاه لایسیمتری کهریز مورد ارزیابی قرار گرفت سپس با بهره‌گیری از نرم افزار MATLAB 7.10 اقدام به شبیه‌سازی تبخیر و تعرق با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی گردید و در نهایت به مقایسه عملکرد روش‌های کلاسیک و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته شد.

### روش‌های کلاسیک (تجربی)

#### ۱- روش بلانی - کریدل

مدل ارائه شده توسط بلانی-کریدل برای تخمین  $ET_0$  در سال ۱۹۵۰ در مناطق غربی ایالات متحده و همچنین در سایر نقاط به صورت گسترده‌ای مورد استفاده قرار گرفته است. رابطه (۱) فرم معمول معادله بلانی-کریدل را نشان می‌دهد (مهدوی، ۱۳۸۵).

$$ET_0 = P(0.457T + 8.13) \quad (1)$$

که در آن  $ET_0$  تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع (میلی متر در روز)،  $P$  درصد کل ساعات آفتابی به کل ساعات آفتابی سال،  $T$  دمای هوای روزانه (درجه سلسیوس) می‌باشد.

#### ۲- روش دیوید

رابطه دیوید در سال ۱۹۳۶ جهت برآورد تبخیر و تعرق پتانسیل ارائه گردید که به صورت رابطه (۲) می‌باشد (مهدوی، ۱۳۸۵).

$$ET = 0.5(e - e_z) \quad (2)$$

که در آن  $ET_0$  تبخیر و تعرق پتانسیل (میلی متر در روز)،  $e$  فشار بخار اشباع در درجه حرارت متوسط روزانه (میلی بار) و  $e_z$  متوسط فشار بخار (میلی بار) می‌باشد.

<sup>1</sup> - Hargreaves

<sup>2</sup> - Samani

### ۸- روش آیرماک

آیرماک و همکاران (۲۰۰۳) با استفاده از روش رگرسیون گیری چند جمله‌ای و داده‌های متعلق به فلوریدا به استخراج معادله‌ای جهت برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع پرداختند که فرم آن به صورت رابطه (۱۳) می‌باشد:

$$ET_0 = -0.611 + 0.149R_s + 0.079T \quad (13)$$

$ET_0$  تبخیر و تعرق گیاه مرجع روزانه (میلی‌متر در روز)،  $R_s$  تابش خورشیدی (مگا ژول بر متر مربع در روز)،  $T$  دمای هوای روزانه (درجه سلسیوس) می‌باشد.

### ۹- روش پرستلی-تیلور

در روش پیشنهادی پرستلی<sup>۱</sup>-تیلور<sup>۲</sup> (۱۹۷۲) تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از ضریب  $\alpha$  به تبخیر و تعرق تعادلی ارتباط داده می‌شود. هنگامی که هوا در تماس با یک سطح مرطوب گسترده باشد، در صورت عدم وجود جریان افقی، ممکن است به حالت اشباع رسیده باشد و قدرت تبخیری هوا از بین برود. در این حالت معادله پنمن حد پایینی برای مقدار تبخیر و تعرق از سطح مرطوب را به دست می‌دهد که تبخیر و تعرق تعادلی نامیده می‌شود و به صورت رابطه (۱۴) محاسبه می‌گردد:

$$E_e = \left( \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \right) \frac{R_n}{\lambda} \quad (14)$$

$E_e$  تبخیر و تعرق تعادلی (میلی‌متر در روز)،  $R_n$  تابش خالص (مگا ژول بر مترمربع در روز)،  $\lambda$  گرمای ویژه آب (مگا ژول بر کیلوگرم)،  $\gamma$  ضریب ثابت سایکرومتری (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس)،  $\Delta$  شیب منحنی فشار بخار (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس) پرستلی و تیلور مفهوم تبخیر و تعرق تعادلی را به عنوان پایه‌ای برای ایجاد معادله‌ای تجربی که تبخیر از یک سطح مرطوب تحت شرایط حداقل ادوکسیون را به دست می‌دهد، استفاده کردند. در این روش تبخیر و تعرق مرجع با استفاده از ضریب  $\alpha$  مستقیماً از تبخیر تعادلی به دست می‌آید:

$$ET_0 = \alpha E_e \quad (15)$$

$ET_0$  تبخیر و تعرق گیاه مرجع (میلی‌متر در روز)،  $E_e$  تبخیر و تعرق تعادلی (میلی‌متر در روز)،  $\alpha$  ضریب تجربی

حداکثر می‌باشد و بر این اساس رابطه ۵ را برای محاسبه تبخیر-تعرق مرجع ارائه کرد.

$$ET_0 = 0.0135 K_T R_a (T_{\text{mean}} + 17.8) \sqrt{T_{\text{max}} - T_{\text{min}}} \quad (5)$$

$K_T$  ضریب معادله و تابعی درجه دو از اختلاف دمای حداقل و حداکثر TD بوده و از رابطه (۶) محاسبه می‌شود.

$$k_T = 0.00185 TD^2 - 0.0433 TD + 0.4023 \quad (6)$$

### ۶- روش ماکینک

ماکینک در سال ۱۹۵۷، رابطه (۷) را جهت تبخیر و تعرق در علفزارهای نواحی سرد سیر هلند ارائه نموده است. (مه‌دوی، ۱۳۸۵).

$$ET = 0.61 \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} \times \frac{R_s}{58.5} - 0.12 \quad (7)$$

که در آن  $ET$  مقدار تبخیر و تعرق به میلی‌متر در یک دوره ده روزه و  $\Delta$  شیب منحنی بخار اشباع (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس) می‌باشد.

### ۷- روش جنسن-هیس

جنسن و هیس در سال ۱۹۶۳، پس از تجزیه و تحلیل بیش از ۳۰۰۰ مورد محاسبه تبخیر و تعرق به وسیله نمونه برداری از خاک طی مدت ۳۵ سال روابط زیر را ارائه نمودند (مه‌دوی، ۱۳۸۵).

$$ET = C_T (T - T_x) R_s \quad (8)$$

$$C_T = \frac{1}{(C_1 + C_2 C_H)} \quad (9)$$

$$C_H = \frac{50}{(e_2 - e_1)} \quad (10)$$

$$C_1 = 38 - \left( 2 \times \frac{H}{305} \right) \quad (11)$$

$$T_x = -2.5 - 0.14(e_2 - e_1) - \left( \frac{H}{550} \right) \quad (12)$$

در روابط بالا  $R_s$  میزان تابش ورودی به زمین (لاتنگلی در روز)،  $T$  متوسط درجه حرارت (درجه سلسیوس)،  $e_1$  فشار بخار اشباع برای بیشترین و کمترین درجه حرارت (میلی بار)،  $C_2$  برابر  $7/6$  درجه سلسیوس،  $H$  مقدار ارتفاع محل (متر) می‌باشد.

<sup>1</sup> - Priestley

<sup>2</sup> - Taylor

### روش شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازش داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچکی به نام نرون<sup>۳</sup> سپرده که به صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. شبکه عصبی مصنوعی از سه لایه به نام لایه ورودی<sup>۴</sup>، لایه مخفی<sup>۵</sup> و لایه خروجی<sup>۶</sup> تشکیل شده است که در هر لایه یک یا چند عنصر پردازشگر وجود دارد که با تمام نرون‌های لایه بعدی مرتبط می‌باشند (منهاج، ۱۳۸۱).

جهت کار با شبکه‌های عصبی مصنوعی، نرم‌افزارهای متعددی وجود دارد، بسته به قابلیت‌های هر نرم‌افزار می‌توان یکی از آن‌ها را انتخاب کرد. برای انجام این تحقیق از نرم‌افزار MATLAB 7.10 استفاده شد. داده‌های ورودی این تحقیق شامل دمای بیشینه ( $T_{Max}$ )، دمای کمینه ( $T_{Min}$ )، رطوبت نسبی بیشینه ( $RH_{Max}$ )، رطوبت نسبی کمینه ( $RH_{Min}$ )، سرعت باد ( $u$ ) و ساعات آفتابی ( $n$ ) می‌باشد و داده خروجی آن داده‌های لایسیمتری است. قبل از هر چیزی باید داده‌ها در بازه (0,1) نرمال شوند، برای این کار می‌توان به دو روش زیر عمل نمود:

- استفاده از رابطه (۲۰)

$$D_N = \frac{D - D_{Min}}{D_{Max} - D_{Min}} \quad (20)$$

$D_N$ : داده نرمال شده،  $D$ : داده واقعی،  $D_{Min}$ : کوچکترین داده واقعی،  $D_{Max}$ : بزرگترین داده واقعی.

- استفاده از دستور mapminmax در برنامه MATLAB

$$[pn,ps]=mapminmax(p,0,1) \quad (21)$$

$Pn$ : ماتریس نرمال شده

$Ps$ : ساختار مربوط به پارامترهای تنظیمی جهت برگرداندن داده‌های شبیه سازی شده به داده‌های حقیقی

$P$ : ماتریس داده‌های حقیقی

در این تحقیق از رابطه (۲۱) استفاده شده است، بعد از نرمال کردن داده‌های ورودی و خروجی، باید آن‌ها را در دو

است که پریستلی و تیلور مقادیر آن را بین ۱/۰۸ و ۱/۳۴ با مقدار متوسط ۱/۲۶ بدست آوردند. در این تحقیق مقدار متوسط ۱/۲۶ برای  $\alpha$  استفاده شده است.

### ۱۰- روش تورک

تورک (۱۹۶۱) تحت شرایط اقلیمی اروپای غربی معادلات زیر را برای تبخیر و تعرق گیاه مرجع ارائه کرد:

رطوبت نسبی بیشتر از ۵۰ درصد

$$ET_0 = 0.31 \frac{T}{T+15} (R_s + 2.09) \quad (16)$$

رطوبت نسبی کمتر از ۵۰ درصد

$$ET_0 = 0.31 \frac{T}{T+15} (R_s + 2.09) \left(1 + \frac{50 - RH}{70}\right) \quad (17)$$

$ET_0$  تبخیر و تعرق گیاه مرجع روزانه (میلی‌متر در روز)،  $R_s$  تابش خورشیدی (مگا ژول بر متر مربع در روز)،  $T$  دمای هوای روزانه (درجه سلسیوس) و  $RH$  رطوبت نسبی متوسط روزانه (درصد) می‌باشد.

### ۱۱- روش دورنبس - پرویت

دورنبس<sup>۱</sup> و پرویت<sup>۲</sup> (۱۹۹۷) رابطه (۱۸) را جهت برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع ارائه نمودند:

$$ET = a \left( \frac{\Delta}{\Delta + \gamma} R_s \right) + b \quad (18)$$

$R_s$  تابش خورشیدی (میلی‌متر در روز)،  $b$  ثابت برابر با

$0.43 -$  (میلی‌متر در روز) و  $\alpha$  فاکتور تصحیحی است که با متوسط رطوبت نسبی و سرعت باد در طول روز تغییر می‌کند. فاکتور تصحیح  $\alpha$  در شکل‌های گرافیکی و جدولی ارائه شده است و می‌تواند از رابطه (۱۹) محاسبه شود:

$$a = 1.066 - 0.13 * 10^{-2} RH + 0.045 U_d \\ - 0.20 * 10^{-3} RH * U_d - 0.315 * 10^{-4} RH^2 \\ - 0.11 * 10^{-2} U_d^2 \quad (19)$$

$RH$  متوسط رطوبت نسبی (/) و  $U_d$  متوسط سرعت باد

در طول روز (متر در ثانیه) می‌باشد.

<sup>3</sup> - Neuron

<sup>4</sup> - Input Layer

<sup>5</sup> - Hidden Layer

<sup>6</sup> - Output Layer

<sup>1</sup> - Doorenbos

<sup>2</sup> - Pruitt

خطای نرمال<sup>۲</sup> (NRMSE)، میانگین مطلق خطا<sup>۳</sup> (MAE) و ضریب همبستگی<sup>۴</sup> (R<sup>2</sup>) استفاده شده است که از روابط زیر محاسبه می‌شود:

- ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)

ریشه میانگین مربعات خطا با فرمول زیر بیان می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2}{n}} \quad (22)$$

n: تعداد کل داده‌های مشاهده‌ای،  $t_i$ : خروجی واقعی و  $a_i$ : خروجی شبیه سازی شده.

هر چه مقدار RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد، خطای مدل کمتر و دقت مدل بالاتر می‌باشد.

- ریشه میانگین مربعات خطای نرمال (NRMSE)

ریشه میانگین مربعات خطا نرمال با فرمول زیر بیان می‌شود:

$$NRMSE = \frac{RMSE}{t_{Max} - t_{Min}} \quad (23)$$

$t_{Max}$ : ماکزیمم خروجی واقعی،  $t_{Min}$ : مینیمم خروجی واقعی.

- میانگین مطلق خطا (MAE)

میانگین مطلق خطا با فرمول زیر بیان می‌شود:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |t_i - a_i|}{n} \quad (24)$$

که در آن پارامترهای n،  $t_i$  و  $a_i$  همان پارامترهای تعریف شده در بیان RMSE هستند. مقدار تطابق با خطای میانگین را بررسی می‌کند. مقدار مطلوب برای MAE برابر صفر است.

- ضریب همبستگی (R)

عددی است بین -۱ تا +۱ که همبستگی بین دو متغیر را نشان می‌دهد. اگر با افزایش یک متغیر، متغیر دیگر افزایش یابد، ضریب همبستگی مثبت و اگر با افزایش یکی دیگری کاهش یابد، ضریب همبستگی منفی می‌باشد. اگر با افزایش یک متغیر، متغیر دیگر تغییر نکند، ضریب همبستگی برابر صفر می‌باشد. معمولاً ضریب همبستگی با توان دوم و به صورت R<sup>2</sup> نشان داده می‌شود که ضریب تعیین نامیده

آرایه ردیف به ردیف قرار داد، مرحله بعدی کد نویسی در قسمت M-File است و بعد از این مرحله، شبکه آماده Run می‌باشد.

پس از تهیه داده‌های مورد نیاز، شبکه باید طراحی گردد. آنچه شبکه‌های مختلف را از هم متمایز می‌سازد، معماری مختلف آن‌ها است. در طراحی یک شبکه برخی خواص قابل تغییر هستند. از مهمترین خواص تغییر پذیر یک شبکه تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نرون‌های هر لایه است. مشروط بر اینکه نتایج مناسب و دقیقی از شبکه بدست آید، هر چه تعداد لایه‌ها و تعداد نرون‌های هر لایه کمتر باشد، شبکه از معماری بهتری برخوردار است (نعمت پور، ۱۳۸۵).

روند استفاده از مدل شامل سه مرحله آموزش، صحت-سنجی و تست می‌باشد، بدین صورت که با ۷۰٪ داده‌ها مدل آموزش و با ۱۵٪ داده‌ها مدل صحت‌سنجی می‌شود تا مقدار خطا به حداقل رسانده شود. سپس با ۱۵٪ باقیمانده تست می‌گردد نهایتاً مدل آماده شبیه سازی می‌گردد. در واقع مجموعه داده‌هایی که به شبکه داده می‌شود به دو دسته کلی، مجموعه آموزشی (شامل دو بخش آموزش و صحت-سنجی) و مجموعه تست تقسیم می‌شوند. توانایی آموزش موازی اطلاعات ورودی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه‌های عصبی می‌باشد. برای آموزش شبکه عصبی در هر گام مقدار وزن‌ها طوری تغییر می‌یابند که جذر میانگین مربعات خطا (RMSE<sup>۱</sup>)، مینیمم شود. مقدار خطای خروجی برابر با اختلاف بین مقدار هدف و خروجی شبکه است. منظور از آموزش شبکه عصبی مصنوعی، محاسبه وزن اتصالات مختلف است. برای آموزش شبکه عصبی از الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی استفاده می‌شود، انتخاب هر الگوریتم بر سرعت یادگیری و دقت شبکه موثر است (کیا، ۱۳۸۹).

### شاخص‌های آماری

برای ارزیابی روش‌های مختلف و تعیین بهترین روش جهت برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع از چهار پارامتر ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، ریشه میانگین مربعات

<sup>2</sup> - Normalized Root Mean Squared Error

<sup>3</sup> - Mean Absolute Error

<sup>4</sup> - Correlation Coefficient

<sup>1</sup> - Root Mean Square of Error (RMSE)

محاسبه می‌شود:

آردیجلی‌اغلو<sup>۳</sup> و همکاران (۲۰۰۷) و کومار و همکاران (۲۰۰۲) استفاده شده است که گویای مناسب بودن این شبکه می‌باشد. همچنین در این تحقیق از یک لایه مخفی با تعداد نرون‌های مختلف، تعداد تکرار ۱۰۰۰، توابع انتقال لایه مخفی logsig و tansig، تابع انتقال لایه خروجی purelin، توابع آموزشی (پس انتشار ارتجاعی<sup>۴</sup> و تنظیم بیز<sup>۵</sup> و لونبرگ مارکوآرت<sup>۶</sup>) با قاعده یادگیری کاهش شیب مومنتم (Learnngdm<sup>۷</sup>) تشکیل شده است. برای دستیابی به ساختار بهینه ANN، تعداد زیادی شبکه از میان سعی و خطاهای فراوان ایجاد گردید و با توجه به شاخص‌های آماری مورد ارزیابی قرار گرفت که به علت محدودیت از ارائه همه آن‌ها خودداری می‌شود. نتایج در جدول (۱) آورده شده و از میان این شش شبکه برتر، ANN3 با MSE برابر با ۰/۰۳۷۶ و R تست برابر با ۰/۹۶۴ به عنوان بهترین شبکه شناخته شد که تشکیل شده است از ۲۰ نرون با تابع انتقال لوگ سیگموئید در لایه مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی و تابع آموزشی لونبرگ مارکوآرت همراه با کاهش شیب مومنتم.

می‌شود، معیار فوق به صورت عبارت بدون بعد و از روابط زیر

$$R^2 = 1 - \frac{MSE}{F_0} \quad (25)$$

MSE : توان دوم RMSE ،  $F_0$  : با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$F_0 = \frac{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t}_i)^2}{n} \quad (26)$$

$\bar{t}_i$  : میانگین سری  $t_i$  ،  $t_i$  : خروجی واقعی.

## نتایج و بحث

در این تحقیق از شبکه پیشخور چند لایه (MLFF<sup>۱</sup>) با قانون یادگیری پس انتشار خطا پیشخور (FFBP<sup>۲</sup>) استفاده شد. پژوهش‌های صورت گرفته نشان می‌دهد که این شبکه، ساده‌ترین و پرکاربردترین نوع شبکه عصبی است که در خصوص تخمین پارامترهای مجهول مناسب ارزیابی شده است. این نوع شبکه دارای یک لایه ورودی، یک یا چند لایه مخفی و یک لایه خروجی است. پارامترهای ورودی در لایه اول و پارامتر خروجی در لایه سوم قرار می‌گیرد. این شبکه در مطالعات آدینه و همکاران (۲۰۰۸) پرورش‌ریزی و همکاران (۲۰۰۶)، خوش تقاضا و همکاران (۲۰۰۷)،

جدول (۱): مشخصات بهترین شبکه‌های عصبی بدست آمده با ۶ ورودی.

Number	Neuron	R train	R cv	R test	MSE	لایه مخفی	لایه خروجی	قانون آموزشی
ANN1	۷	۰/۸۶۸	۰/۹۲۸	۰/۹۶۵	۰/۰۷۵۳	Logsig	Purelin	Trainbr
ANN2	۱۵	۰/۸۵۹	۰/۹۳۷	۰/۹۶۱	۰/۱۶۹	Logsig	Purelin	Trainrp
ANN3	۲۰	۰/۸۸۵	۰/۹۲۶	۰/۹۶۴	۰/۰۳۷۶	Logsig	Purelin	Trainlm
ANN4	۱۵	۰/۸۶۹	۰/۹۱۵	۰/۹۶	۰/۱۱۷۳	Tansig	Purelin	Trainbr
ANN5	۷	۰/۸۴۴	۰/۹۶	۰/۹۴۹	۰/۰۹۲۲	Tansig	Purelin	Trainrp
ANN6	۱۵	۰/۸۹۷	۰/۹۲۹	۰/۹۳۵	۰/۰۹۷۸	Tansig	Purelin	Trainlm

<sup>۳</sup> - Ardicioglu

<sup>۴</sup> - Resilient backpropagation (trainrp)

<sup>۵</sup> - Bayesian regulation (trainbr)

<sup>۶</sup> - Levenberg-Marquardt (LM)

<sup>۷</sup> - Gradient descent with momentum weight and bias learning function

<sup>۱</sup> - Multi Layer Feed-Forward

<sup>۲</sup> - Feed-Forward BackPropagation



بلانی-کریدل و هارگریوز-سامانی اصلاح شده در اولویت‌های بعدی قرار دارد. لازم به ذکر است که روش پنمن-مانتیث-فائو ۵۶، مورد توصیه سازمان خواربار جهانی و بعضی محققین از جمله جنسن و همکاران می‌باشد و به عنوان روش مبنا در نظر گرفته می‌شود اما روش مذکور در منطقه مورد مطالعه عملکرد مناسبی نداشته است و به همین دلیل ارزیابی چنین روش‌های تجربی در هر منطقه و تعیین بهترین روش تعیین تبخیر و تعرق امری ضروری می‌باشد.

جدول (۲) شاخص‌های آماری مربوط به برازش روش‌های کلاسیک و شبکه عصبی مصنوعی نسبت به داده‌های لایسیمتری را نشان می‌دهد، چنانچه مشاهده می‌شود در بین روش‌های کلاسیک روش تورک با کمترین RMSE و MAE به ترتیب برابر با ۱۱/۶۹ (میلی‌متر در ده روز) و ۸/۹۹ (میلی‌متر در ده روز) و  $R^2$  برابر با ۰/۷۱۹ بهترین روش تخمین تبخیر و تعرق در منطقه مورد بررسی می‌باشد. روش‌های جنسن-هیس، پنمن-مانتیث-فائو ۵۶،

جدول (۲): مقایسه روش‌های کلاسیک و شبکه عصبی مصنوعی.

نام روش	RMSE (mm/10day)	NRMSE	MAE (mm/10day)	$R^2$
بلانی - کریدل	۱۴/۸۷	۰/۱۸	۱۱/۵۰	۰/۶۹۵
دیوید	۲۸/۱۸	۰/۳۴	۲۴/۰۴	۰/۷۲۷
پنمن-مانتیث-فائو ۵۶	۱۲/۸۶	۰/۱۵	۹/۹۰	۰/۶۵۲
هارگریوز-سامانی	۱۴/۴۴	۰/۱۷	۱۱/۲۸	۰/۶۷۹
هارگریوز-سامانی اصلاح شده	۱۷/۳۰	۰/۲۱	۱۳/۵۷	۰/۶۸۴
ماکینک	۱۶/۲۹	۰/۱۹	۱۲/۵۸	۰/۶۵۷
جنسن-هیس	۱۲/۰۶	۰/۱۴	۹/۷۰	۰/۷۶
آیرماک	۱۴/۴۱	۰/۱۷	۱۱/۱۳	۰/۶۷۴
پریستلی-تیلور	۱۴/۲۰	۰/۱۷	۱۱/۲۸	۰/۶۱۹
تورک	۱۱/۶۹	۰/۱۴	۸/۹۹	۰/۷۱۹
دورنيس - پرویت	۱۸/۹۹	۰/۲۳	۱۵/۵۸	۰/۶۷۲
شبکه عصبی مصنوعی	۹/۶۵	۰/۱۱۵	۷/۵۳	۰/۸۰۴

میزان کم یا زیاد برآورد کردن مدل‌های تورک و شبکه عصبی مصنوعی را نسبت به داده‌های لایسیمتری نشان می‌دهد. برای این منظور از پارامتر آماری ضریب باقیمانده جرم<sup>۱</sup> (CRM) استفاده شد که با فرمول زیر بیان می‌شود:

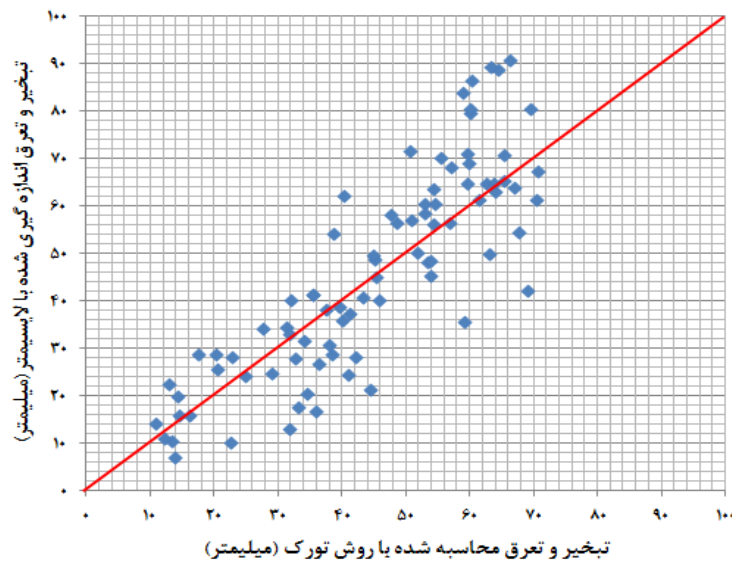
همچنین نتایج آماری موجود در جدول (۲) بیانگر این مهم است که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به تمامی روش‌های کلاسیک، عملکرد بهتری دارد و مقادیر RMSE، MAE و  $R^2$  آن به ترتیب برابر با ۹/۶۵ (میلی‌متر در ده روز)، ۷/۵۳ (میلی‌متر در ده روز) و ۰/۸۰۴ می‌باشد؛ لذا توصیه می‌شود در صورت وجود اطلاعات از شبکه عصبی مصنوعی جهت برآورد تبخیر و تعرق استفاده شود. اشکال (۲) و (۳)

<sup>1</sup> - Coefficient of residual mass

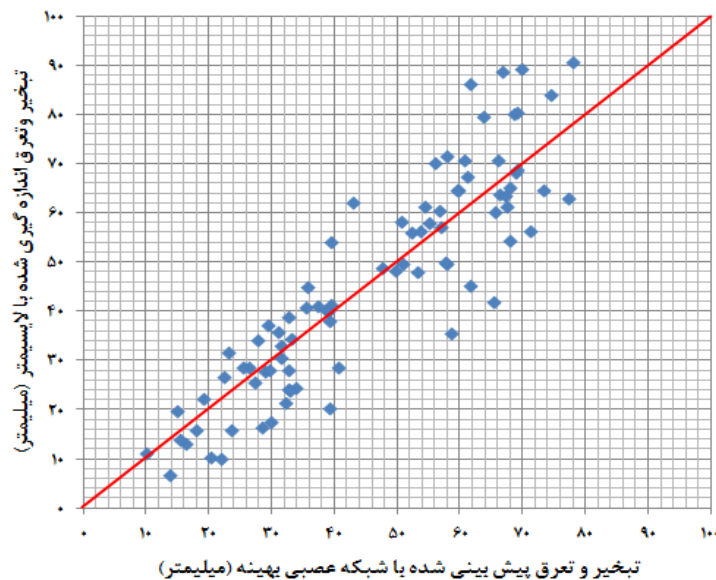
مقدار CRM در شکل (۲) معادل ۰/۰۲۹۵ است که نشان از برآورد خوب مدل تورک است و مقدار CRM در شکل (۳) معادل ۰/۰۰۴۵ است که نشان از برآورد مطلوب مدل شبکه عصبی مصنوعی است.

$$CRM = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n a_i}{\sum_{i=1}^n t_i} \quad (27)$$

که در آن پارامترهای  $t_i$  و  $a_i$  همان پارامترهای تعریف شده در بیان RMSE هستند. اگر مقدار CRM منفی باشد یعنی مدل پیشنهادی مقادیر تبخیر و تعرق را از مقادیر لایسیمیتری، بیشتر برآورد کرده است و مقدار مثبت این پارامتر نشان از برآورد کم تبخیر و تعرق نسبت به مقادیر لایسیمیتری است (زارع‌ایبانه و همکاران، ۱۳۸۹).



شکل (۲) : عملکرد روش تورک در برازش با داده‌های لایسیمیتری.



شکل (۳) : عملکرد مدل شبکه عصبی بهینه در برازش با داده‌های لایسیمیتری.

شبکه عصبی مصنوعی ساختار ۲۰ نرون با تابع انتقال لوگ سیگموئید در لایه مخفی و تابع انتقال خطی در لایه خروجی و تابع آموزشی لونیبرگ مارکوارت همراه با کاهش شیب مومنتم بهترین ساختار شبکه می‌باشد. بنابراین در صورت موجود بودن اطلاعات واقعی یا لایسیمتری استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای برآورد دقیق تبخیر و تفرق و آب مورد نیاز گیاهان جهت برنامه‌ریزی صحیح آبیاری، کاهش تلفات آب و جلوگیری از کاهش محصول توصیه می‌شود.

### تقدیر و تشکر

در پایان از همکاری مرکز تحقیقات استان آذربایجان غربی و سرکار خانم رقیه رضوی کمال تشکر را داریم.

### نتیجه‌گیری و پیشنهادات

مطالعه حاضر نشان می‌دهد که در میان روش‌های کلاسیک و روابط تجربی ساده تا معادلات پیچیده، روش تورک بهترین برآزش را با داده‌های ایستگاه لایسیمتری کهریز ارومیه دارد. روش‌های جنسن-هیس، پنمن-مانتیث-فائو ۵۶، بلانی-کریدل و هارگریوز-سامانی اصلاح شده در اولویت‌های بعدی قرار دارند. با توجه به توصیه بسیاری از محققین مبنی بر مینا بودن روش پنمن-مانتیث-فائو ۵۶، در تمامی اقلیم‌ها، نتایج این تحقیق نشان می‌دهد که روش مذکور در منطقه مورد مطالعه نتایج قابل قبولی ارائه نمی‌دهد و ضرورت واسنجی و ارزیابی روش‌های تجربی را اثبات می‌کند. همچنین در مقایسه روش شبکه‌های عصبی مصنوعی با روش‌های کلاسیک، نتایج بر مناسب بودن عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی حکایت دارد. در میان

### منابع

۱. بیات ورکشی، م.، ح. زارع‌ایبانه، ص. معروفی، ع. سبزی‌پرور و ف. سلطانی. ۱۳۸۸. شبیه‌سازی تبخیر و تفرق روزانه گیاه مرجع به روش هوش مصنوعی و روش‌های تجربی در مقایسه با اندازه‌گیری‌های لایسیمتری در اقلیم نیمه خشک سرد همدان، مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد ۱۶، شماره ۴، ص ۷۹-۱۰۰.
۲. رضوی، ر. ۱۳۸۰. گزارش نهایی طرح تعیین تبخیر و تفرق پتانسیل گیاه مرجع با استفاده از لایسیمتر، وزارت جهاد کشاورزی، مرکز تحقیقات کشاورزی آذربایجان غربی، شماره نشریه ۸۰/۴۰۹، شماره داخلی ۷۳-۱۵/۸۰/۲۰۱۰.
۳. زارع‌ایبانه، ح.، ع. مقدم‌نیا، م. بیات ورکشی، ع. قاسمی و م. شادمانی. ۱۳۸۹. تغییرات مکانی تبخیر از تشت و مقایسه آن با مدل‌های برآورد تبخیر در ایران، مجله دانش آب و خاک، شماره ۴، ص ۱۱۳-۱۳۰.
۴. عابدی کویایی، ج.، س.س. اسلامیان و م.ج. امیری. ۱۳۸۷. مقایسه چهار روش تخمین تبخیر و تفرق سطح مرجع با داده‌های میکرو لایسیمتری در منطقه اصفهان، دومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، اهواز.
۵. عدل، ف.، ک. زینال زاده و ب. حبیب زاده. ۱۳۸۷. برآورد تبخیر و تفرق گیاه مرجع با استفاده از روش‌های مختلف (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک ارومیه)، دومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زهکشی، اهواز.
۶. علیزاده، ا. ۱۳۸۵. طراحی سیستم‌های آبیاری، جلد اول، انتشارات آستان قدس رضوی، ۴۵۰ ص.
۷. کیا، م. ۱۳۸۹. محاسبات نرم در MATLAB، انتشارات کیان رایانه سبز، ۶۲۴ ص.
۸. منهای، م.ب. ۱۳۸۱. مبانی شبکه‌های عصبی و هوش محاسباتی، جلد اول، انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، تهران، ۷۱۶ ص.
۹. مهدوی، م. ۱۳۸۵. هیدرولوژی کاربردی، جلد اول، انتشارات دانشگاه تهران، تهران، ۳۴۲ ص.
۱۰. نعمت پور، ع. ۱۳۸۵. برآورد تأثیر مقاومت‌های آیرودینامیک و تاج گیاه بر عملکرد معادله های فائو پنمن-مانتیث و ASCE. پایان نامه کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس.

11. Adineh, V. R., C. Aghanajafi, G.H. Dehghan and S. Jelvani. 2008. Optimization of the operational parameters in a fast axial flow CW CO<sub>2</sub> laser using artificial neural networks and genetic algorithms, *Optics and Laser Technology*, 40: 1000-1007.
12. Allen, R.G., L.S. Pereira, D. Raes and M. Smith. 1998. Crop evapotranspiration (Guidelines for computing crop water requirements). FAO irrigation and drainage Paper No. 56. Food and Agricultural Organization of the United Nations, Rome, 300p.
13. Ardiclioglu, M., O. Kisi and T. Haktanin. 2007. Suspended sediment prediction by using two different feed -forward backpropagation algorithms. *Can J. Civil Eng*, 34: 1. 1-6.
14. Dehghanisani, H., T. Yamamoto and V. Rasiyah. 2004. Assessment of evapotranspiration estimation models for use in semiarid environments, *Agricultural Water Management*, 64: 91-106.
15. Doorenbos, J. and W.O. Pruitt. 1977. Crop Water Requirements. Irrigation and Drainage Paper 24, Food and Agriculture Organization of the United Nations: Rome, Italy, 144 pp.
16. Fathi, P. and M. KochakZadeh. 2004. Estimate of greenhouse cucumber transpiration by artificial neural networks. *Journal of Soil and Water Science*, 18 (2): 213-220.
17. Hargreaves, G.H. and Z.A. Samani. 1985. Reference Crop Evapotranspiration from Temperature. *Appl. Eng. Agric.*, 1 (2): 96-99.
18. Irmak, S., A. Irmak, R.G. Allen and J.W. Jones. 2003. Solar and net radiation based equations to estimate reference evapotranspiration in humid climates, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 129: 336-347.
19. Jensen, M.E., R.D. Burtman and R.G. Allen. 1990. evapotranspiration and irrigation water requirements, ASCE Manuals and Reports on Engineering Practices, No. 70, ASCE, New York.
20. Khoshtaghaza, M.H., R. Amiri-Chayjan, G. Montazer and S. Minaei. 2007. Prediction of head rice yield in fixed bed drying using artificial neural networks, *Agri. Engin. Res.*, 8 (2): 135-156.
21. Kumar, M., N.S. Raghuvanshi, R. Singh, W.W. Wallender and W.O. Pruitt. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network, *J. of Irrig. Drain. ASCE*, 128 (4): 224-233.
22. Parvaresh Rizi, A., S. Koochak Zadeh and M. Omid. 2006. Estimating moving hydraulic jump parameters by means of ANN and the integration of ANN and GA, *Agricultural sciences*, 37(1): 187-196.
23. Priestley, C.H.B. and R.J. Taylor. 1972. On the assessment of surface heat and evaporation using large-scale parameters, *Monthly Weather Review*, 100: 81-92.
24. Samani, Z. 2000. Estimating solar radiation and evapotranspiration using minimum climatological data, *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 126: 265-267.
25. Turc, L. 1961. Estimation of irrigation water requirements, potential evapotranspiration: a simple climatic formula evolved up to date, *Annals of Agronomy*, 12: 13-49.

## Estimation of Reference Evapotranspiration (ET<sub>o</sub>) Using Empirical Models, Artificial Neural Network Modeling and Their Comparison with Lysimeter Data in Urmia Kahrizi Station.

Hassan Hozhabr<sup>1</sup>, Hadi Moazed<sup>2</sup> and Saeed ShokriKhoochak<sup>3</sup>

### Abstract

One of methods to reduce water losses in fields is correct programming of irrigation and accurately estimate the crop water requirement form the basis of this programming that is the coefficient of Reference Evapotranspiration. Reference Evapotranspiration is a complex and multivariate phenomenon that depends on climatic factors and most accurate way to estimate it is lysimeter but using Lysimeter requires a lot of time and money, hence the Evapotranspiration estimation is done by meteorological parameters and applying empirical models. These models have the coefficients that each coefficient is representative of regional conditions that equation is calibrated in that area. According to that the evapotranspiration process is complex and nonlinear, therefore using of methods that can this complexity of modeling, it seems necessary. Therefore in this study was used of artificial neural networks for evapotranspiration modeling and in this context of MATLAB software was used. The purpose of this study was to evaluate artificial neural networks and 11 methods known in the estimation of reference crop evapotranspiration for Urmia Kahrizi Research Station. based on daily meteorological data and 4-years data from Lysimeter of the station, Evapotranspiration was calculated to above methods. The results of calculations showed that the Artificial Neural Network has better performance than all the classical methods, it has a RMSE, MAE and R<sup>2</sup> respectively is equal to 9.65 (mm/10day) , 7.53 (mm/10day) and 0.804. Also among the classical method, the Turc with the lowest RMSE, MAE and R<sup>2</sup> equal to 11.69 (mm/10day) , 8.99 (mm/10day) and 0.719 is a priority. Jensen-Haise, Penman-Monteith-Fao 56 and etc methods has been corrected in the next priorities.

**Key words:** Evapotranspiration, Artificial Neural Networks, Urmia Kahrizi, Lysimeter, Empirical Models, MATLAB.

---

<sup>1</sup> - M.A. Irrigation and Drainage Engineering, Young Researchers and Elite Club, Bojnourd Branch, Islamic Azad University, Bojnourd, Iran hassan\_h65\_sh@yahoo.com

<sup>2</sup> - Associate Professor, Dep. Of Environment, Shahid Chamran University of Ahvaz  
hmoazed955@yahoo.com

<sup>3</sup> - M.A. Water Resources Engineering, Young Researchers and Elite Club, Shiraz Branch, Islamic Azad University, Shiraz, Iran  
saeed.shokri88@yahoo.com