

پیش‌بینی تبخیر از سطح ایستابی کم عمق با استفاده از شبیه‌های وایازی و شبکه‌ی عصبی

مصنوعی

محمد مهدی چاری^{۱*}، پیمان افراسیاب^۲، جمشید پیری^۳ و معصومه دلبری^۲

تاریخ دریافت: ۸۹/۱۰/۸ تاریخ پذیرش: ۹۰/۱/۱۸

چکیده

رابطه‌ی بین عمق سطح ایستابی و تبخیر از سطح خاک در اغلب مناطق خشک و نیمه خشک بسیار مهم است. در این مناطق به علت آبیاری بیش از حد نیاز، اغلب سطح ایستابی نزدیک زمین است که باعث شوری خاک می‌شود. در این مطالعه از یک شبیه‌فیزیکی سطح ایستابی برای تعیین شدت تبخیر در خاکهای لوم شنی، لومی و لوم رسی در گلخانه و برای سه سطح ایستابی ۴۰، ۶۰ و ۸۰ سانتی‌متری استفاده شده است. تبخیر از سطح خاک، تبخیر از سطح آزاد، رطوبت سطحی (اندازه‌گیری با استفاده از TDR)، دمای بیشینه و دمای کمینه به مدت ۷۴ روز و به صورت روزانه اندازه گرفته شدند. سپس چندین روش غیرخطی شامل وایازی (رگرسیون) خطی محلی، شبکه‌ی عصبی با دو لایه‌ی برگشتی، شبکه عصبی با کاهش شیب توأم و شبکه عصبی با الگوریتم یادگیری BFGS با استفاده از آزمون گاما توسعه داده شدند. برای اعتبار سنجی شبیه‌ها نیز از شاخص‌های آماری جذر میانگین مربعات، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب تبیین استفاده شد. نتایج هماهنگی مناسبی را بین نتایج اندازه‌گیری و پیش‌بینی نشان دادند.

واژه‌های کلیدی: آزمون گاما، تبخیر از خاک لخت، شبیه‌های وایازی، شبکه‌ی عصبی.

۱- عضو هیئت علمی تالاب بین‌المللی هامون دانشگاه زابل.

۲- استادیار گروه مهندسی آب دانشگاه زابل.

۳- کارشناس ارشد جهاد کشاورزی زابل.

*- نویسنده‌ی مسوول مقاله: mahdi_2572@yahoo.com

مقدمه

در نواحی خشک و نیمه خشک تبخیر از سطح خاک جزء مهمی از بیلان آب در خاک است. همچنین در شرایطی که سطح آب زیرزمینی بالا است، مقدار قابل توجهی آب از این منبع از طریق صعود مویینگی در سطح خاک تبخیر می‌شود. آب پس از تبخیر، نمک‌های خود را در خاک باقی گذاشته و بتدریج باعث شور شدن آن می‌گردد. بنابراین تبخیر از سطح خاک نه تنها سبب اتلاف آب می‌شود، بلکه موجب شور شدن خاک نیز می‌گردد (گاردنر، ۱۹۵۸؛ هیلل، ۱۹۹۸؛ کونکو و همکاران، ۲۰۰۴ و زارعی و همکاران، ۲۰۱۰). رابطه‌ی بین عمق سطح ایستابی و تبخیر از سطح خاک در این مناطق بسیار مهم است. در این مناطق به علت آبیاری بیش از حد نیاز، اغلب سطح ایستابی نزدیک زمین است که باعث شوری خاک می‌شود. این شرایط ممکن است در حاشیه رودخانه‌ها و دریاچه‌ها نیز وجود داشته باشد (گاردنر، ۱۹۵۸؛ رز و همکاران، ۲۰۰۵ و گوینگ و همکاران، ۲۰۰۶). همچنین مسأله‌ی تبخیر از سطح خاک بدون پوشش اهمیت زیادی دارد. لازم به ذکر است که بر خلاف تعرق، تبخیر از سطح خاک نقش مفیدی برای گیاه ندارد.

تبخیر یک پدیده‌ی غیر خطی و پیچیده است، زیرا اولاً بستگی به عوامل اقلیمی مختلفی دارد و ثانیاً این عوامل بر روی یکدیگر تأثیر می‌گذارند. بنابراین تهیه‌ی یک شبیه ریاضی برای آن با در نظر گرفتن تمام عوامل اقلیمی موثر در آن، کاری دشوار بوده و در صورت امکان یا با خطاهای قابل توجهی روبرو است، یا نیاز به اطلاعات زیادی دارد که اندازه‌گیری آنها مشکل و وقت‌گیر است (چین و همکاران، ۱۹۹۹). در این میان استفاده از شبیه‌های وایزی (رگرسیون) و شبکه‌ی عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار می‌گیرند. به هر حال از آن جا که تبخیر یک فرایند طبیعی و غیر خطی است. پژوهشگران باید در مطالعات خود روشهای دقیقی را برای شبیه سازی تبخیر مورد توجه قرار دهند (لیندسی و فرانسوس، ۱۹۹۷؛ ژو و سینگ، ۱۹۹۸ و براتون و همکاران، ۲۰۰۰). اخیراً پژوهشگران با به کار بردن شبیه‌های شبکه‌ی عصبی در زمینه‌ی تبخیر و تبخیر- تعرق به نتایج با اهمیتی در این زمینه دست یافته‌اند (براتون و همکاران، ۲۰۰۰؛ سادهر و

همکاران، ۲۰۰۳؛ تراجکویچ و همکاران، ۲۰۰۳؛ کسکین و ترزی، ۲۰۰۶؛ کیسی، ۲۰۰۶، کیسی، ۲۰۰۷ و کیم و کیم، ۲۰۰۸).

در شرایطی که هیچ دانشی از معادلاتی که رفتار سامانه را مشخص سازد در دسترس نباشد، آزمون گاما می‌تواند به عنوان ابزاری به ساخت مدلی هموار از رفتار سیستمی آن پدیده بر اساس سری داده‌های اندازه‌گیری شده به کار رود. آزمون گاما یک شبیه سازی غیرخطی و ابزاری جهت آنالیز بوده و اجازه تجزیه و تحلیل می‌دهد تا رابطه‌ی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها در یک مجموعه داده‌های عددی مورد امتحان قرار گیرد. این آزمون می‌تواند کمترین مقدار قابل محاسبه‌ی میانگین مربعات خطا را برای هر شبیه ارائه دهد. آزمون گاما مقدار خطای برآورد شده را از روی داده‌ها به صورت مستقیم نشان می‌دهد (اگلجورن و همکاران، ۱۹۹۷). این آزمون نخستین بار به وسیله‌ی اگلجورن و همکاران (۱۹۹۷) و کمی بعد به وسیله‌ی استفانسون و همکاران (۱۹۹۷) به صورت خلاصه معرفی شد. سپس جزئیات آن در سالهای بعد به وسیله‌ی دورانت (۲۰۰۱) و تسو و همکاران (۲۰۰۲) مورد بررسی قرار گرفتند. در طی سالیان اخیر نیز تحقیقاتی در ارتباط با استفاده از آزمون گاما و کاربرد آن در زمینه‌های تبخیر- تعرق منشر شده است. ریمسان و همکاران (۲۰۰۸) با استفاده از آزمون گاما عوامل موثر بر تابش خورشیدی را در انگلستان تعیین کردند. همچنین مقدم نیا و همکاران (۲۰۰۸) برای شبیه سازی تبخیر منطقه‌ای چاه‌نیمه واقع در استان سیستان و بلوچستان از آن بهره بردند.

موضوع اصلی این مطالعه، ارزیابی کارایی روشهای غیرخطی مانند وایزی خطی و شبکه‌ی عصبی در تخمین تبخیر از سطح ایستابی کم عمق با استفاده از آزمون گاما می‌باشد. در این مطالعه قابلیت آزمون گاما در ساختن شبیه‌های غیر خطی بدون بعد بر اساس میانگین مربعات خطا مورد بررسی قرار گرفته است.

مواد و روش‌ها

در این تحقیق جهت پیش‌بینی شدت تبخیر در خاک‌های مختلف با عمق سطح ایستابی متفاوت از سه

خاک با بافت‌های لوم، لوم شنی و لوم رسی استفاده شد. مشخصات فیزیکی این خاک‌ها در جدول ۱ آورده شده است.

جدول ۱- خصوصیات فیزیکی خاکها

بافت خاک	درصد رس	درصد سیلت	درصد شن	وزن مخصوص ظاهری (گرم بر سانتی متر مکعب)
لوم شنی	۱۴	۱۸	۶۸	۱/۶۰
لوم	۱۹	۴۴	۳۷	۱/۳۲
لوم رسی	۳۲	۳۸	۳۰	۱/۱۸

محل آزمایش گلخانه و مدت آزمایش ۷۴ روز بوده است. ابتدا خاکها از الک ۲ میلی متری عبور داده شدند و سپس با استفاده از کیف خاکها درون لوله‌های آزمایش ریخته شدند. جهت تهیه ستون‌های آزمایش از لوله‌های پی وی سی (PVC) با قطر ۲۰۰ میلی متر استفاده شد. جهت ثابت نگه داشتن سطح ایستابی در عمق‌های مختلف از بطری‌هایی استفاده شد، که به صورت وارونه در کنار لوله آزمایش قرار گرفته و توسط شیلنگی از ته لوله‌ی آزمایش آب را وارد ستون خاک می‌کردند. بدین ترتیب از قانون حاکم بر لوله‌های U شکل که سطح مایع را در یک عمق مشخص ثابت نگه می‌دارند، استفاده شده است. سطوح ایستابی در عمق‌های ۴۰، ۶۰ و ۸۰ سانتی متری از سطح خاک ثابت نگه داشته شدند و آزمایش در دو تکرار انجام شد. جهت تسهیل ورود آب از بطری‌ها به درون ستون‌های خاک، قبل از ریختن خاک درون لوله‌های آزمایش سنگریزه‌های ۴ میلی متری و به ضخامت ۲ سانتی متر در ته لوله آزمایش ریخته شد. ستون‌های خاک از پایین اشباع گردیدند و هنگام اشباع شدن برای جلوگیری از تبخیر سر لوله با ورقه‌های پلاستیکی پوشانده شد تا اشباع کامل صورت گیرد. بعد از آن پوشش‌ها را برداشته و قرائت‌ها شامل مقدار تبخیر روزانه از طریق اضافه کردن حجم آب مشخص به بطریها برای ثابت نگه داشتن سطح ایستابی و اندازه‌گیری رطوبت سطحی خاک با استفاده از TDR انجام گردید. اندازه‌گیری حداکثر و حداقل دمای هوا نیز به صورت روزانه انجام گردید. برای اندازه‌گیری تبخیر روزانه از سطح آزاد آب از دو لوله مشابه با انتهای بسته و با ارتفاع ۶۰ سانتی‌متر در کنار لوله‌ها استفاده

گردید. لوله‌ها را تا انتها پر از آب نموده و سپس مقدار تبخیر روزانه با اضافه کردن حجم مشخص آب به درون لوله به دست آمد.

آزمون گاما

پایه‌ی اصلی آزمون گاما بطور کلی تلاش برای زودتر به نتیجه رسیدن آنالیز غیر خطی است. به عنوان مثال مجموعه‌ی زیر را در نظر بگیرید:

$$\{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq M\} \quad (1)$$

که در آن بردار $x \in R^m$ به‌عنوان ورودی و مطابق آن عدد $y \in R$ به‌عنوان خروجی در نظر گرفته می‌شود. فرض می‌کنیم که بردارهای x قابلیت پیش‌گویی عوامل مورد استفاده مؤثر در خروجی y را داشته باشند، از این رو طبق تنها فرض باقیمانده تحت روابط سامانه‌ی کنترل رابطه‌ی زیر را دنبال می‌کنیم:

$$y = f(x_1, \dots, x_M) + r \quad (2)$$

که در آن f یک تابع ساده و r یک متغیر تصادفی است که نشان‌دهنده‌ی مقادیر نویز می‌باشد. بطور کلی و بدون کاهش تابع می‌توان توضیح داد که r برابر صفر است (از این رو هر اریب ثابت می‌تواند در تابع ناشناخته‌ی f استنتاج شود). واریانس خطا $Var(r)$ کران دار است. قلمرو احتمال شبیه به تابعی از شبیه ساده محدود می‌شود و چون مشتق جزئی اول دارای محدودیت‌هایی است، آماره‌ی گاما (Γ) از قسمتی از واریانس خروجی که نمی‌تواند برای یک شبیه ساده محاسبه شود، به‌دست می‌آید.

شبیه‌های غیر خطی

امروزه به دلیل پیشرفت دانش و فن‌آوری رایانه‌ای تعداد شبیه‌های غیر خطی زیادی مانند شبکه‌ی عصبی، ماشین‌های بردار پشتیبان، سامانه‌های فازی، تابع‌های چند جمله‌ای، وایزی خطی محلی و غیره وجود آمده‌اند. در این مطالعه دو نوع رایج: وایزی خطی محلی و شبکه‌ی عصبی مورد توجه قرار گرفته است.

وایزی خطی محلی

این تکنیک یک روش خطی غیر فراسنجی (پارامتریک) می‌باشد که در بسیاری از پیش‌بینی‌های کم بعد و مسائل ساده به کار می‌رود. تنها مشکل وایزی خطی محلی تصمیم‌گیری درباره‌ی اندازه‌ی p_{\max} است، یعنی تعداد نزدیکترین همسایه‌هایی که برای شبیه‌سازی غیر خطی محلی مورد استفاده قرار می‌گیرند. روش انتخاب p_{\max} برای وایزی خطی شاخص تاثیر نامیده می‌شود که در ادامه شرح داده شده است. برای دست آوردن نزدیکترین همسایگی در نقاط p_{\max} باید معادله‌ی ماتریس خطی را حل کرد:

$$\mathbf{Xm} = \mathbf{y} \quad (8)$$

که در آن \mathbf{X} یک ماتریس $p_{\max} \times d$ است که p_{\max} نقاط ورودی در d بعد است، $\mathbf{x}_i (1 \leq i \leq p_{\max})$ نزدیکترین همسایگی نقاط است. \mathbf{y} بردار ستونی خروجی متناظر به طول p_{\max} است و \mathbf{m} یک بردار ستونی است که باید تعیین شود تا رابطه‌ی بین \mathbf{X} با \mathbf{y} بهینه گردد، مانند:

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & \dots & x_{1d} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & \dots & x_{2d} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{p_{\max}1} & x_{p_{\max}2} & x_{p_{\max}3} & \dots & x_{p_{\max}d} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} m_1 \\ m_2 \\ m_3 \\ \vdots \\ m_d \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_1 \\ \vdots \\ y_{p_{\max}} \end{pmatrix} \quad (9)$$

درجه‌ی Γ در ماتریس \mathbf{X} تعداد ردیف خطی وابسته است که در یگانگی جواب برای \mathbf{m} موثر می‌باشد. اگر \mathbf{X} مجذور و یگانه باشد، لذا تنها راه حل معادله‌ی (۸)، $\mathbf{m} = \mathbf{X}^{-1}\mathbf{y}$ است. اگر \mathbf{X} غیر مجذور و یگانه نباشد،

فرض کنید $\mathbf{x}_n \{i, k\}$ ، k امین نزدیکترین همسایه در یک عبارت فاصله‌ی اقلیدسی برای $(1 \leq k \leq p)$ و $x_i (i \leq i \leq M)$ می‌باشد، در این صورت معادله اصلی نیازمند برآورد Γ است:

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{M(i,k)} - x_i|^2, \quad (1 \leq k \leq p) \quad (3)$$

که در این جا $|\cdot|$ فاصله‌ی اقلیدسی را مشخص می‌کند و برای مقدار خروجی برابر است با:

$$\gamma_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M |y_{M(i,k)} - y_i|^2, \quad (1 \leq k \leq p) \quad (4)$$

که $y_{N(i,k)}$ مترادف مقدار y برای k امین همسایه نزدیک \mathbf{x}_i در معادله‌ی ۳ است. از این رو با محاسبه Γ می‌توان کمترین مربعات خط وایزی را برای نقاط p ، $\delta_M(k)$ ، $\gamma_M(k)$ ، ایجاد کرد:

$$\gamma = A\delta + \Gamma \quad (5)$$

اگر محور عمودی قطع شود ($\delta=0$)، مقدار Γ به صورت زیر نشان داده می‌شود:

$$\gamma_M(k) \rightarrow \text{Var}(r) \quad \text{as} \quad \delta_M(k) \rightarrow 0 \quad (6)$$

محاسبه‌ی شیب خط وایزی نیز می‌تواند اطلاعات مفیدی را در زمینه‌ی ترکیب سیستم تحت کنترل ارائه دهد. هنگامی که مقدار گاما، صفر باشد هیچ محدودیتی برای ساختن یک شبیه خوب وجود ندارد، اما زمانی که مقدار گاما مثبت باشد نتیجه‌ی کار درست است، که در این حالت، نقاطی که دارای مقادیر کمتر در مقایسه با دیگر متغیرها هستند مورد استفاده قرار می‌گیرند. برای این منظور می‌توان استاندارد بودن نتایج را با شاخص V_{ratio} ملاحظه کرد که بین صفر و یک می‌باشد. نسبت V را می‌توان به صورت زیر نشان داد:

$$V = \frac{\Gamma}{\sigma^2(y)} \quad (7)$$

که در آن $\sigma^2(y)$ ، واریانس خروجی y است. این نسبت بررسی شکلی را که وابسته به دامنه‌ی خروجی است می‌سازد و می‌تواند خروجی مناسبی را برای توابع ساده شبیه‌سازی کند. هر چه نسبت V به صفر نزدیک‌تر شود پیش‌گویی خروجی y مناسب‌تر می‌شود. هر گاه این متغیر به یک نزدیک شود نمایانگر یک خطای تصادفی بسیار بزرگ است و شبیه مورد نظر نا مناسب است.

ارزیابی اعتبار شبیه

کارایی روش رگرسیونی و شبیه‌های شبکه‌ی عصبی با استفاده از سه شاخص آماری جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مربعات خطا (MAE) و ضریب تبیین (R^2) مورد ارزیابی قرار گرفت. RMSE اختلاف بین مقادیر مقایسه شده و شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. پایین بودن مقدار MAE درستی تخمین را نشان می‌دهد. R^2 نیز میزان وابستگی خطی دو فراسنج را اندازه می‌گیرد.

$$RMSE = \left[\frac{\sum_{i=1}^n (p_i - o_i)^2}{n} \right]^{1/2} \quad (11)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |p_i - o_i|}{n} \quad (12)$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^n (o_i - p_i)^2}{\sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2} \right) \quad (13)$$

در این روابط p_i و o_i به ترتیب مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده در زمان i ، \bar{o} و \bar{p} میانگین مقادیر مشاهده شده و پیش‌بینی شده و n تعداد نمونه‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

تبخیر از سطح خاک و سطح آزاد آب

میزان تبخیر اندازه‌گیری شده از خاکهای لوم شنی، لومی و لوم رسی و سطوح ایستابی ۴۰، ۶۰ و ۸۰ سانتی متری که به صورت روزانه اندازه‌گیری شده‌اند، در شکل ۱ ارائه شده است.

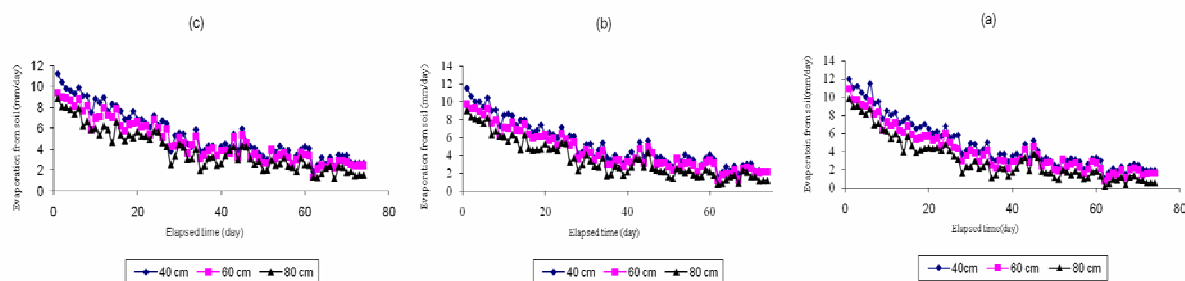
معادله‌ی (۸) را اصلاح کرده و با سعی در کمینه کردن مقدار زیر، m به دست می‌آید:

$$|Xm - y|^2 \quad (10)$$

به وسیله‌ی پزنسون (۱۹۵۵ و ۱۹۵۶) نشان داده شده است که تنها راه حل موجود $m = X^\# y$ است که $X^\#$ ماتریس معکوس ساختگی می‌باشد.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی

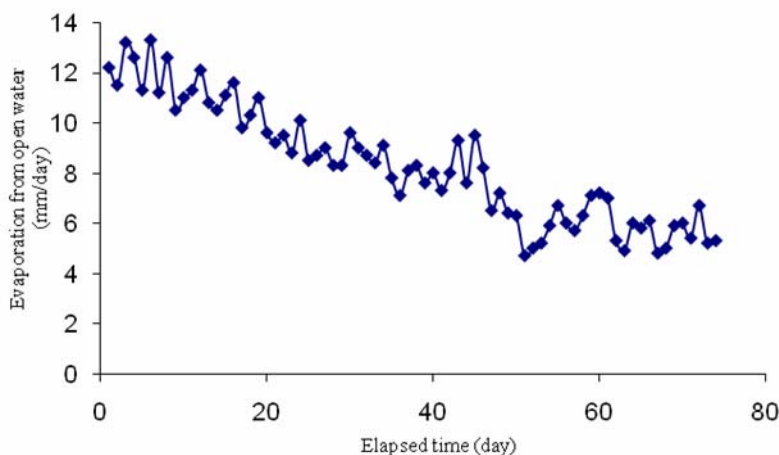
شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس ارتباطات داخلی بسیار گسترده، همانند سامانه‌ی عصبی و مغز انسان بنا نهاده شده‌اند. شبکه‌های عصبی جزء سامانه‌های پویا می‌باشند که با پردازش، داده‌های تجربی قانون نهفته در ورای اطلاعات را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین خاطر آنها را سامانه‌ی هوشمند می‌نامند، چون بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی و یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند (جین و همکاران، ۱۹۹۹). الگوریتم‌های یادگیری متفاوتی در شبکه‌های عصبی وجود دارند که یکی از آن‌ها الگوریتم رایج برگشت به عقب بر اساس کاهش شیب می‌باشد. الگوریتم‌هایی مانند شیب توأم، گوسی- نیوتن، لونبرگ- مارکویت و غیره الگوریتم‌های سریع می‌باشند که در بسیاری از روش‌های عددی به کار برده می‌شوند. در این مطالعه شبکه‌ی عصبی با الگوریتم یادگیری بردن- فلتشر- گلدفارب- شانو (BFGS) (فلچر، ۱۹۸۷) و الگوریتم یادگیری کاهش شیب توأم و شبکه با دو لایه‌ی برگشتی را که در نرم افزار WinGamma موجود است، مورد استفاده قرار گرفته است.



شکل ۱- تبخیر از سطح خاک نسبت به زمان برای خاک لوم شنی (a)، لومی (b) و لوم رسی (c) و برای عمق‌های سطح ایستابی ۴۰، ۶۰ و ۸۰ سانتی‌متری.

شود، اندازه‌ی تبخیر در ابتدا بیشتر و بعد از مدت زمانی کم می‌شود، به نحوی که این میزان از بافت سنگین کمتر خواهد شد. شکل ۲ اندازه‌ی تبخیر را از سطح آزاد آب نشان می‌دهد.

با گذشت زمان تبخیر از سطح خاک کم شده و در نهایت به مقداری ثابت رسیده است، اما رابطه‌ی میزان تبخیر با بافت خاک و سطح ایستابی به نحوی است که هر چه بافت خاک سبکتر و سفره‌ی آزاد آب به سطح نزدیکتر



شکل ۲- میانگین شدت تبخیر از سطح آزاد آب نسبت به زمان.

روزانه و مقدار رطوبت سطحی خاک انجام گرفت. بطور تصادفی ۴۵ داده برای آموزش شبیه‌ها و ۳۰ داده برای پیش‌بینی آن به کار برده شدند. نتایج مربوط به تجزیه و تحلیل با استفاده از آزمون گاما برای خاک لوم شنی و سطح ایستابی ۶۰ سانتی‌متری در جدول ۲ آمده‌اند.

لازم به ذکر است که مقدار بیشترین و کمترین دمای روزانه در این تحقیق به ترتیب ۴۸ و ۹ درجه‌ی سانتی‌گراد بوده‌اند.

تجزیه و تحلیل داده‌ها با آزمون گاما

پیش‌بینی تبخیر از سطح خاک با استفاده از چهار عامل تبخیر از سطح آزاد آب، دمای بیشینه و کمینه‌ی

جدول ۲- نتایج مربوط به آزمون گاما برای خاک لوم شنی و سطح ایستابی ۶۰ سانتی‌متری.

مقدار	فراسنج
۰/۰۲۴۳	آزمون گاما
۰/۰۵۰۴	شیب
۰/۰۰۲۹	خطای معیار
۰/۰۹۷۵	نسبت V

به کار بردن الگوریتم‌های برودن-فلتشر-گلدفارب-شانو، کاهش توأم شیب و دو لایه‌ی برگشتی آموزش دیدند. تعداد بهینه نزدیکترین همسایگی برای وایازی خطی محلی با انجام سعی و خطا برابر ۱۶ به دست آمد. سپس کارایی روش وایازی خطی محلی با شبیه‌های شبکه‌ی عصبی با به کار بردن سه شاخص آماری مقایسه شد (جزر میانگین مربعات خطا، میانگین قدر مطلق خطا و ضریب تبیین). نتایج حاصل از پیش‌بینی تبخیر برای سطوح متفاوت سطح ایستابی و بافت‌های مختلف در جدول‌های ۳ تا ۱۱ ارائه شده‌اند.

شیب A یک شاخص برای پیچیدگی شبیه و نسبت V توانایی پیش‌بینی خروجی با استفاده از ورودی‌ها را نشان می‌دهند. شبیه با چهار ورودی تبخیر از سطح آزاد آب، دماهای بیشینه و کمینه و رطوبت سطحی بهترین ساختار را داشت. در این شبیه، کوچک بودن مقادیر گاما، خطای معیار، شیب و نسبت V می‌توانند توانایی شبیه را ثابت کنند.

نتایج شبیه‌های وایازی و شبکه‌ی عصبی

در این مطالعه از دو نوع شبیه برای پیش‌بینی تبخیر از سطح ایستابی کم عمق استفاده شد. شبکه‌ی عصبی با

جدول ۳- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم شنی و سطح ایستابی ۴۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۵۷۱	۰/۹۷۰	۰/۷۳۷	۰/۷۱۶	MAE (mm/day)
۰/۶۸۴	۱/۲۵۶	۱/۰۴۲	۰/۸۸۴	RMSE (mm/day)
۰/۹۵	۰/۸۷	۰/۹۰	۰/۹۳	R ²

جدول ۴- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم و سطح ایستابی ۴۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۵۵۰	۰/۷۵۱	۰/۶۷۹	۰/۶۷۶	MAE (mm/day)
۰/۶۹۵	۰/۹۳۱	۰/۸۵۶	۰/۸۴۳	RMSE (mm/day)
۰/۹۱	۰/۸۶	۰/۸۷	۰/۸۷	R ²

جدول ۵- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم رسی و سطح ایستابی ۴۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۶۰۱	۰/۵۸۳	۰/۶۰۲	۰/۸۳۱	MAE (mm/day)
۰/۷۰۷	۰/۷۲۷	۰/۷۳۴	۰/۱۲۹	RMSE (mm/day)
۰/۹۳	۰/۹۲	۰/۹۲	۰/۸۴	R ²

جدول ۶- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم شنی و سطح ایستابی ۶۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۶۳۹	۰/۵۱۴	۰/۶۰۳	۰/۴۵۲	MAE (mm/day)
۰/۸۸۵	۰/۷۱۴	۰/۸۲۰	۰/۶۰۶	RMSE (mm/day)
۰/۸۱	۰/۸۷	۰/۸۴۱	۰/۹۲	R ²

جدول ۷- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم و سطح ایستابی ۶۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۳۹۴	۰/۵۹۷	۰/۴۴۶	۰/۵۸۵	MAE (mm/day)
۰/۵۵۱	۰/۶۹۸	۰/۵۴۲	۰/۶۸۵	RMSE (mm/day)
۰/۹۳	۰/۸۹	۰/۹۳	۰/۹۰	R ²

جدول ۸- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم رسی و سطح ایستابی ۶۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۵۵۷	۰/۵۶۰	۰/۵۳۶	۰/۴۶۸	MAE (mm/day)
۰/۶۹۹	۰/۶۹۸	۰/۶۵۰	۰/۵۹۲	RMSE (mm/day)
۰/۹۰	۰/۸۹	۰/۹۲	۰/۹۳	R ²

جدول ۹- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم شنی و سطح ایستابی ۸۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۳۷۶	۰/۹۶۳	۰/۴۴۵	۰/۴۴۲	MAE (mm/day)
۰/۴۳۹	۱/۴۸۴	۰/۶۲۴	۰/۵۷۱	RMSE (mm/day)
۰/۹۷	۰/۷۳۸	۰/۹۵	۰/۹۵	R ²

جدول ۱۰- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم و سطح ایستابی ۸۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۴۸۰	۰/۵۳۱	۰/۴۴۶	۰/۴۹۶	MAE (mm/day)
۰/۶۲۱	۰/۶۳۹	۰/۵۷۶	۰/۶۳۶	RMSE (mm/day)
۰/۹۲	۰/۹۱	۰/۹۲	۰/۹۰	R ²

جدول ۱۱- نتایج تحلیل آماری پیش‌بینی برای خاک لوم رسی و سطح ایستابی ۸۰ سانتی‌متری.

LLR	TLBP	CGD	BFGS	
۰/۷۱۴	۰/۶۱۰	۰/۵۱۱	۰/۵۱۴	MAE (mm/day)
۰/۹۱۰	۰/۷۴۳	۰/۶۲۲	۰/۶۱۸	RMSE (mm/day)
۰/۷۶	۰/۸۰	۰/۸۴	۰/۸۶	R ²

با الگوریتم یادگیری کاهش توأم شیب، شبکه‌ی عصبی با دو لایه‌ی برگشتی و وایزی خطی محلی می‌باشند. همان‌طور که از نتایج جدول‌ها مشاهده می‌شود جذر میانگین

در این جدول‌ها LLR و TLBP، CGD، BFGS به ترتیب معرف روش‌های شبکه‌ی عصبی با الگوریتم یادگیری بردن-فلتشر-گلدفارب-شانو، شبکه‌ی عصبی

منابع

- 1- Agalbjorn, S., N. Končar, and A. J. Jones. 1997. A note on the gamma test. *Neural Comput. Applic.* 5(3): 131-133.
 - 2- Bruton, J. M., R. W. McClendon, and G. Hoogenboom. 2000. Estimating daily pan Evaporation with artificial neural network. *Trans. ASAE.* 43(2): 492-4962.
 - 3- Durrant, P.J. 2001. winGamma: A non-linear data analysis and modelling tool with applications to flood prediction. PhD thesis, Department of Computer Science, Cardiff University, Wales, UK
 - 4- Fletcher, R. 1987. *Practical methods of optimization* (2nd ed.). New York: Wiley.
 - 5- Gardner, W. R. 1958. Some steady-state solutions of the unsaturated moisture flow equation with applications to evaporation from a water table. *Soil Sci.* 85: 228-232.
 - 6- Gowing, J. W., F. Konukcu, and D. A. Rose. 2006. Evaporative flux from a shallow watertable: The influence of a vapour-liquid phase transition. *J. Hydrol.* 321: 77-89.
 - 7- Hillel, D. 1998. *Environment to soil physics*. Academic Press. New York
 - 8- Jain, S. K., A. Das, and D. k. Srivastva. 1999. Application of ANN for reservoir inflow prediction and operation. *J. Water Resour. Plan. Manage.* 125(5): 263-271
 - 9- Keskin, M. E., and O. Terzi. 2006. Artificial neural networks models of daily pan evaporation. *J. Hydrol. Engin.* 11(1): 65-70.
 - 10- Kim, S., and H. S. Kim. 2008. Neural networks and genetic algorithm approach for nonlinear evaporation and evapotranspiration modeling. *J. Hydrol.* 351: 299-317.
 - 11- Kisi, O. 2006. Generalized regression neural networks for evapotranspiration modeling. *Hydrol. Sci. J.* 51(6): 1092-1105.
 - 12- Kisi, O. 2007. Evapotranspiration modeling from climatic data using a neural computing technique. *Hydrol. Proc.* 21: 1925-1934.
 - 13- Konukcu, F., A. Istanbuluoglu, and I. Kocaman. 2004. Simultaneous use of newly adopted simple sensors for continuous measurement of soil moisture and salinity. *Aust. J. Soil Res.* 41: 309-321.
 - 14- Lindsey, S. D., and R. K. Farnsworth. 1997. Sources of solar radiation estimates and their effect on daily potential
- مربعات و میانگین قدر مطلق خطای پایین و ضریب تعیین بالا نشان دهنده‌ی دقت بالای این شبیه‌ها می‌باشد. همچنین شبیه‌های وایازی خطی محلی و شبکه‌ی عصبی با الگوریتم برودن-فلتشر-گلدفارب-شانو از دیگر روشها نسبتاً بهتر عمل می‌کنند.
- در این مقاله ترکیب‌های مختلف از تعداد نرون‌های لایه‌های پنهان برای شبیه‌های شبکه‌ی عصبی را مورد امتحان قرار گرفت. شبکه‌ی عصبی با ساختار پیش‌خور ۱-۹-۴ برای آموزش الگوریتم‌های برودن-فلتشر-گلدفارب-شانو، الگوریتم کاهش توأم شیب و دو لایه برگشتی به کار رفت و کارایی آنها با شبیه‌های وایازی خطی محلی مورد مقایسه قرار گرفت (جدول‌های ۳ تا ۱۱).

نتیجه‌گیری

در این تحقیق روشی جدید در تخمین تبخیر از سطح ایستایی کم‌عمق با استفاده از آزمون گاما و ترکیب آن با روش شبیه‌های غیر خطی شرح داده شد و توانایی این آزمون در ایجاد شبیه‌های غیر خطی برای تخمین تبخیر با موفقیت اثبات گردید. برای این منظور ابتدا تبخیر از سطح ایستایی کم‌عمق اندازه‌گیری شد. سپس کارایی شبیه‌های وایازی و شبکه‌ی عصبی با چهار ورودی تبخیر از سطح آزاد آب، دماهای بیشینه و کمینه و رطوبت سطحی در پیش‌بینی تبخیر از سطح ایستایی کم عمق برای سه بافت خاک لوم شنی، لومی و لوم رسی و در سه سطح ایستایی ۴۰، ۶۰ و ۸۰ سانتی‌متری در بازه‌ی زمانی روزانه مورد بررسی قرار گرفت. در پیش‌بینی شدت تبخیر بطور تصادفی ۴۰ داده برای آموزش شبیه و ۳۰ داده برای پیش‌بینی به کار رفتند. مقادیر خطای اندازه‌گیری کم نشان دهنده‌ی دقت روش‌های وایازی و شبکه‌ی عصبی به کار برده شده در این تحقیق می‌باشند. بطور کلی نتایج هماهنگی مناسبی را بین مقادیر اندازه‌گیری و پیش‌بینی شده نشان دادند. بر اساس نتایج به دست آمده می‌توان جمع بندی کرد که استفاده صحیح از روش‌های وایازی و شبیه‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی زمینه‌ساز تجزیه و تحلیل سریع تبخیر از خاک در سامانه‌های آب و خاک می‌باشند.

- 21- Sudheer, K. P., A. K. Gosain, and K. S. Ramasastri. 2003. Estimating actual evapotranspiration from limited climatic data using neural computing technique. *J. Irrig. Drain. Engin.* 129(3): 214–218.
- 22- Trajkovic, S., B. Todorovic, and M. Stankovic. 2003. Forecasting reference evapotranspiration by artificial neural networks. *J. Irrig. Drain. Engin.* 129(6): 454–457.
- 23- Tsui, A. P. M., A. J. Jones, and A. Guedes de Oliveira. 2002. The construction of smooth models using irregular embeddings determined by a gamma test analysis. *Neural Comp. Applic.* 10(4): 318–329.
- 24- Xu, C.Y., and V. P. Singh. 1998. Dependence of evaporation on meteorological variables at different time-scales and intercomparison of estimation methods. *Hydrol. Proc.* 12(3): 429–442.
- 25- Zarei, G., M. Homae, A. M., Liaghat, and A. H. Hoorafar. 2010. A model for soil surface evaporation based on campbell's retention curve. *J. Hydrol.* 380: 356-361.
- evaporation for use in streamflow modeling. *J. Hydrol.* 201: 348–366.
- 15- Moghaddamnia, A., M. Ghafari, J. Piri, and D. Han. 2008. Evaporation estimation using support vector machines technique proceedings of world academy of science. *Engin. Techno.* 33: 14–22.
- 16- Penrose, R.. 1955. A generalized inverse for matrices. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society.* 51: 406–413.
- 17- Penrose, R. 1956. On best approximate solution of linear matrix equations. *Proceedings of the Cambridge Philosophical Society.* 52: 17–19.
- 18- Remesan, R., M. A. Shamim, and D. Han. 2008. Model data selection using Gamma test for daily solar radiation estimation. *Hydrol. Proc.* 22: 4301–4309.
- 19- Rose, D. A., F. Konukcu, and J. W. Gowing. 2005. Effect of watertable depth on evaporation and salt accumulation above saline groundwater. *Aust. J. Soil Res.* 43: 565–573.
- 20- Stefansson, A., N. Koncar, and A. J. Jones. 1997. A note on the Gamma test. *Neural Comp. Applic.* 5: 131-133.