

تخمین تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع با استفاده از سیستم‌های هوش مصنوعی (ANN و ANFIS) و معادله‌های تجربی

سپیده کریمی¹، جلال شیری² و امیر حسین ناظمی^{3*}

تاریخ دریافت: 88/10/27 تاریخ پذیرش: 91/05/04

¹ دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

² دانشجوی دکتری تخصصی آبیاری و زهکشی، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

³ استاد گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز

* مسئول مکاتبه: Email: ahnazemi@yahoo.com

چکیده

فرآیند تبخیر و تعرق به عنوان یکی از مؤلفه‌های اصلی چرخه هیدرولوژیک دارای اهمیت فراوانی در مدیریت و توسعه منابع آب و نیز برنامه‌ریزی آبیاری می‌باشد. در مطالعه حاضر به بررسی قابلیت سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی در بهبود تخمین میزان تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع (ET_0) پرداخته شد. داده‌های اقلیمی بکار گرفته شده در این مطالعه، شامل دمای هوا، تشعشع خورشیدی، سرعت باد و رطوبت نسبی می‌باشد که از دو ایستگاه هواشناسی مجهز به دستگاه‌های اندازه‌گیری الکترونیکی (سالواتیرا و زامبرانا) در کشور اسپانیا اخذ گردیده و به عنوان ورودی‌های مدل عصبی - فازی به منظور تخمین میزان ET_0 بر اساس معادله پنمن - فائو - مونتیث مورد استفاده قرار گرفتند. نتایج حاصل از مدل‌های عصبی - فازی و شبکه عصبی مصنوعی و نیز معادله‌های تجربی هارگریوز - سامانی، ریتچی، مک کینگ و تورک در منطقه مقایسه شدند. حاصل تحقیق بیانگر دقت بالای مدل‌های عصبی - فازی با مقادیر $RMSE$ بین 0/276 تا 0/437 میلی‌متر در تخمین میزان تبخیر و تعرق (نیاز آبی) روزانه گیاه مرجع می‌باشد. مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با مقادیر $RMSE$ بین 0/298 تا 12/5 میلی‌متر نیز عملکرد بهتری نسبت به معادله‌های تجربی نشان دادند.

واژه‌های کلیدی: تبخیر و تعرق گیاه مرجع، سیستم عصبی - فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی، معادله‌های تجربی

Estimating Daily Reference Crop Evapotranspiration Using Artificial Intelligences-Based ANFIS and ANN Techniques and Empirical Models

S Karimi¹, J Shiri² and AH Nazemi^{3*}

Received: 17 January 2010 Accepted: 25 July 2012

¹- M.Sc Student, Water Engin. Dept., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz. Iran.

²- Ph.D Student, Dept. of Water Engin., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz. Iran.

³- Prof., Dept. of Water Engin., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz. Iran.

*Corresponding Author Email: ahnazemi@yahoo.com

Abstract

Evapotranspiration, as a major component of the hydrologic cycle, is important in water resources development and irrigation planning. This paper aimed at investigating the abilities of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) to estimate daily reference evapotranspiration (ET_0). The daily climatic variables such as air temperature, relative humidity, wind speed and solar radiation from two weather stations (Salvatierra and Zambrana) in Spain equipped with electronic sensors for collecting of climatic data, were used as inputs to the Neuro-Fuzzy model to estimate ET_0 . Comparisons were made among the estimates provided by the ANFIS, Artificial Neural Networks (ANNs) and following the empirical models: Hagraeves – Samani, Ritchie, Makkink and Turc. The comparisons revealed that the ANFIS models (with $RMSE$ between 0.276-0.437 mm) could be employed successfully in modeling evapotranspiration process. The ANNs (with $RMSE$ between 0.298-12.5 mm) were also found to perform better than the empirical models in this regard.

Keywords: Empirical equations, Neural networks, Neuro-Fuzzy System, Reference crop evapotranspiration.

مقدمه

بکارگیری لایسیتر امکان تعیین تبخیر و تعرق را بر اساس اندازه‌گیری برخی از مؤلفه‌های بیلان آب در یک سطح گیاهی کنترل شده فراهم می‌آورد (آلن و همکاران 1998).

از جمله گزینه‌های اقتصادی به منظور صرفه-جویی در هزینه‌های مربوط به روش‌های یاد شده، استفاده از مدل‌های ریاضی است که از متغیرهای هواشناسی اندازه‌گیری شده، به عنوان متغیرهای مستقل استفاده می‌شود. مدل‌های ریاضی یاد شده

تبخیر و تعرق به فرآیندی گفته می‌شود که در آن آب از سطح خاک و گیاه به اتمسفر منتقل می‌شود. تعیین مقدار تبخیر و تعرق (نیاز آبی گیاه) یک مؤلفه مهم در تعیین بیلان آب و بودجه‌بندی آبیاری می‌باشد. میزان نیاز آبی گیاه می‌تواند به طریق مستقیم و با استفاده از تکنیک‌های پرهزینه هواشناسی که مبتنی بر بیلان انرژی و نیز انتقال جریان جرم بخار می‌باشند (روش آیرودینامیک، نسبت باون) صورت پذیرد.

و b (2006) شبکه‌های عصبی با رگرسیون تعمیم یافته و نیز شبکه‌های پیش رونده را در تخمین ET_0 بکار بست. کیشی (2007) به مدل‌سازی مقدار ET_0 با استفاده از شبکه‌های عصبی پیش رونده با الگوریتم آموزشی لونبرگ- مارگوارت پرداخت.

در سال‌های اخیر استفاده از مدل سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی نیز در زمینه حل برخی از مشکلات مربوط به مدل‌سازی ریاضی پدیده‌ها توسعه پیدا کرده است که از آن جمله می‌توان به علوم آب و خاک اشاره نمود. پالیت و پاپوویک (1999، 2000 و 2005) از سیستم عصبی- فازی برای تخمین سری- های زمانی بهره بردند. دکا و چاندرامولی (2003) سیستم عصبی- فازی را برای تعیین رابطه دبی- اشل رودخانه بکار بستند. کیشی (2005) به محاسبه میزان بار معلق رودخانه با استفاده از سیستم عصبی- فازی پرداخت. مقدم‌نیا و همکاران (2009) به منظور تخمین میزان تبخیر در منطقه گرم و خشک سیستان از روش عصبی- فازی استفاده نمودند. کیشی و اوزترک (2007) از تکنیک محاسباتی عصبی- فازی به منظور تخمین میزان تبخیر و تعرق در ایالت کالیفرنیا استفاده نموده و نتایج حاصل را با مقادیر محاسباتی توسط معادلات تجربی مقایسه نمود. حاصل تحقیق، حاکی از دقت بالای مدل عصبی- فازی در تخمین تبخیر و تعرق بود. شیری و همکاران (2011) با مقایسه روش‌های عصبی- فازی و شبکه‌های عصبی در تخمین میزان تبخیر ایستگاه‌های هواشناسی مختلف در ایالات متحده، به دقت نسبی سیستم عصبی- فازی در مقایسه با شبکه- های عصبی پی بردند. احمد زاده و همکاران (1389) از روش‌های عصبی- فازی و نیز شبکه‌های عصبی برای تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع بهره بردند. هدف از تحقیق حاضر بررسی توانایی سیستم عصبی- فازی تطبیقی در تخمین میزان تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع (ET_0) می‌باشد. مقادیر ET_0 با استفاده از رابطه فائو- پنمن- مونتیت (آلن و همکاران 1998) نیز تعیین گردید. بررسی دقت روش عصبی- فازی در مقایسه با

مشتمل بر مدل‌های تجربی و فیزیکی می‌باشند که مدل- های تجربی بر مبنای توابع آماری تقریب بین مقادیر تبخیر و تعرق و متغیرهای هواشناسی استوار هستند (تورنت وایت 1948، هارگریوز و سامانی 1985). مدل- های فیزیکی نیز اصول فیزیکی موجود و مربوط به سه عامل مهم تأثیرگذار در تبخیر و تعرق را بکار می‌گیرند که این عوامل عبارتند از: 1- مقدار انرژی لازم برای گرمای نهان تبخیر، 2- جریان بخار آب در خارج از سطح تبخیر و 3- تأمین بخار آب در سطح تبخیر (چاو و همکاران 1998). پنمن (1948) روش‌های توازن انرژی و انتقال جرم را ترکیب نموده و به معادله‌ای برای تخمین تبخیر از سطح آزاد آب دست یافت. در ادامه، با معرفی فاکتور مقاومت شبیه‌ساز مقاومت آیرودینامیکی، امکان استفاده از این معادله برای تعیین تبخیر و تعرق از سطح گیاه فراهم شد (آلن و همکاران 1998).

شبکه‌های عصبی مصنوعی به طرز وسیعی در زمینه علوم مختلف از جمله علوم کشاورزی مورد استفاده قرار گرفته‌اند (ماینس و هال 1996، جین و همکاران 2004، بی نام 2000a و 2000b، مایر و دنی 2000، تایفور 2002، کانسلیر و همکاران 2002، سوفارتاید 2003). تحقیق جاری به کاربرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در تخمین تبخیر و تعرق پرداخته می‌پردازد. کومار و همکاران (2002) به مطالعه کاربرد شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای با الگوریتم آموزشی انتشار به عقب خطا¹ به منظور تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع پرداختند. سادھیر و همکاران (2003) از شبکه‌های عصبی با توابع انتقال شعاعی متقارن در تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع بهره بردند. مطالعه مشابهی نیز توسط تراجکوویک و همکاران (2003) انجام پذیرفت. همچنین تراجکوویک (2005) شبکه‌های عصبی مصنوعی با تابع شعاعی متقارن و مبتنی بر داده‌های دمای هوا را به منظور تخمین تبخیر و تعرق مرجع فائو- پنمن- مانیتیت بکار برد. کیشی a)

¹ Back Propagation

13000 هکتار از آن تحت زراعت آبی می‌باشد. الگوی کشت غالب در منطقه تحت زراعت آبی، عبارتند از: باغ انگور (7500 هکتار)، سیب‌زمینی (2500 هکتار) و چغندر قند (3000 هکتار). داده‌های اقلیمی بکار گرفته شده در تحقیق حاضر شامل اندازه‌گیری‌های روزانه دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی در فاصله زمانی 5 ساله (از اول ژانویه سال 1999 تا آخر دسامبر سال 2003) می‌باشد که برای آموزش و آزمون مدل‌های یاد شده مورد استفاده قرار گرفتند. اندازه‌گیری هر یک از داده‌های یاد شده توسط حساسه‌های الکترونیکی انجام پذیرفته است. جدول 1 مشخصه‌های آماری متغیرهای اقلیمی بکار گرفته شده در تحقیق حاضر را نشان می‌دهد. در جدول یاد شده، علائم اختصاری T_{max} ، T_{min} ، T_{mean} ، W_S ، R_S و R_H به ترتیب نشانگر دمای هوای بیشینه، کمینه و متوسط، سرعت باد در ارتفاع دو متری سطح زمین، تشعشع خورشیدی و رطوبت نسبی می‌باشند. شاخص‌های X_{mean} ، X_{max} ، X_{min} ، S_x ، C_v و C_{sx} نیز به ترتیب نشانگر میانگین، بیشینه، کمینه، انحراف معیار، ضریب تغییرات و چولگی داده‌های مورد نظر می‌باشند. شکل 1 شمای کلی منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز معادلات ریتچی، هارگریوز-سامانی، مک کینگ و تورک از دیگر اهداف تحقیق جاری است.

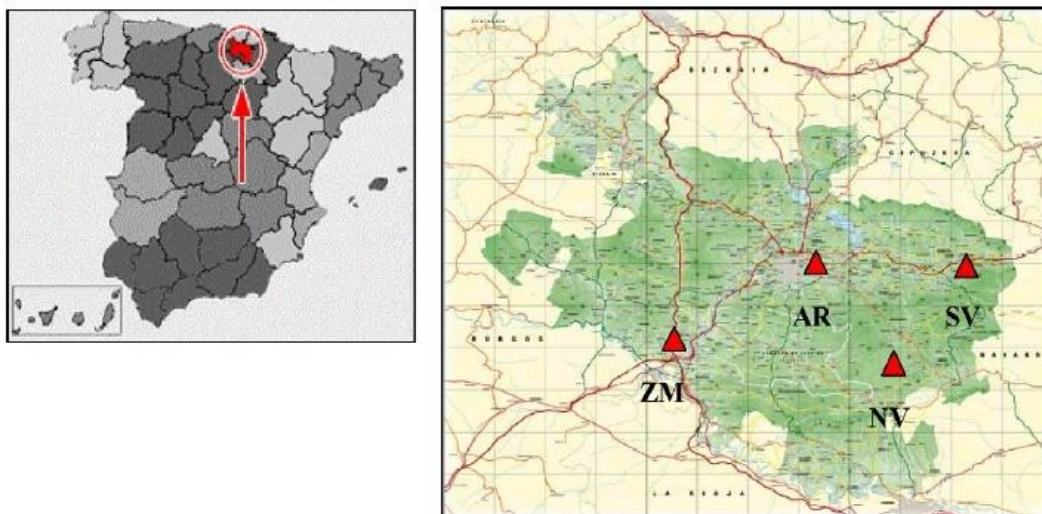
مواد و روش‌ها

مشخصات منطقه مورد مطالعه

تحقیق حاضر با استفاده از داده‌های بکار گرفته شده توسط لندراس و همکاران (2008) که مشتمل بر آمار اقلیمی روزانه مربوط به دو ایستگاه هواشناسی زامبرانا و سالواتیرا در منطقه آلاوا واقع در شمال کشور اسپانیا می‌باشد، به انجام رسیده است. ایستگاه زامبرانا (با طول جغرافیایی $2/63^{\circ}$ غربی و عرض جغرافیایی $42/85^{\circ}$ شمالی) در ارتفاعی معادل 517 متر و ایستگاه سالواتیرا (با طول جغرافیایی $2/39^{\circ}$ غربی و عرض جغرافیایی $42/86^{\circ}$ شمالی) در ارتفاعی معادل 589 متر از سطح دریا واقع است. از آنجا که این دو ایستگاه مشابهت نسبتاً خوبی با مناطق مرطوب کشور ایران داشته و آمار ثبت شده واقعی (و نه تخمینی) مؤلفه تابش خورشیدی در آن‌ها موجود است، اقدام به استفاده از داده‌های این دو ایستگاه گردید. وسعت منطقه مورد نظر در حدود 3037 کیلومتر مربع بوده و شامل 123000 هکتار اراضی ملکی است که

جدول 1- مشخصه‌های آماری داده‌های هواشناسی در ایستگاه‌های مورد مطالعه

ایستگاه	متغیرهای اقلیمی	X_{mean}	X_{max}	X_{min}	S_x	C_v	C_{sx}
سالواتیرا	$T_{mean}(^{\circ}C)$	11/58	30/60	-5/00	6/05	0/52	0/10
	$T_{max}(^{\circ}C)$	17/18	37/50	-2/30	7/81	0/45	0/28
	$T_{min}(^{\circ}C)$	6/33	22/90	-17/10	5/43	0/85	-0/11
	R_H (%)	78/12	100/00	30/00	11/63	0/14	-0/63
	$W_S(m/s)$	2/07	9/88	0/38	1/09	0/52	1/60
	$R_S(MJ/M^2d)$	12/52	31/94	0/02	8/37	0/67	0/54
زامبرانا	$T_{mean}(^{\circ}C)$	11/12	30/60	-6/90	6/21	0/55	0/09
	$T_{max}(^{\circ}C)$	17/61	40/50	-2/00	8/24	0/46	0/31
	$T_{min}(^{\circ}C)$	5/57	21/80	-13/10	5/47	0/98	-0/01
	R_H (%)	74/84	99/00	30/00	10/45	0/14	-0/19
	$W_S(m/s)$	2/06	7/58	0/20	1/02	0/49	1/43
	$R_S(MJ/M^2d)$	12/01	32/57	0/00	8/28	0/68	0/53



شکل 1- نقشه موقعیت جغرافیای ایستگاههای هواشناسی مورد مطالعه (ایستگاههای سالواتیرا (SV) و زامبرانا (ZM))

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی

صورت زیر قابل بیان خواهد بود. یک سیستم استنتاج فازی با دو متغیر ورودی x و y و یک متغیر خروجی f در نظر گرفته می‌شود. مدل فازی مرتبه اول سوگنو، که شامل دو قانون فازی "اگر - آنگاه" می‌باشد؛ می‌تواند به صورت زیر نشان داده شود:

قانون اول: اگر x برابر A_1 و y برابر B_1 باشد
آنگاه

$$f_1 = p_1x + q_1y + r_1 \quad [1]$$

قانون دوم: اگر x برابر A_2 و y برابر B_2 باشد
آنگاه

$$f_2 = p_2x + q_2y + r_2 \quad [2]$$

سیستم فازی حاصل در شکل 2 نشان داده شده است. در اینجا متغیر خروجی f عبارت از میانگین وزنی خروجی‌های مربوط به هر یک از قانون‌های یاد شده می‌باشد. شمای سیستم حاصل نیز در شکل 3 نشان داده شده است. گره‌های موجود در هر لایه دارای توابع مشابهی هستند که ذیلاً به آنها پرداخته خواهد شد. خروجی مربوط به گره i ام در لایه l با علامت O_{li} نشان داده می‌شود.

لایه 1: هر گره i در این لایه یک گره تطبیقی با تابع زیر می‌باشد

سیستم‌های استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) شامل شبکه‌های چند لایه‌ای می‌باشند و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی استفاده می‌کنند. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، موفقیت‌های بسیاری را در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته است. سیستم ANFIS در ابتدا توسط جانگ (1993) معرفی گردید و از آن پس به عنوان یکی از ابزارهای تقریب ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت (جانگ و همکاران 1997). این سیستم از نظر عملکرد مشابه سیستم‌های استنتاج فازی می‌باشد. سامانه استنتاج عصبی - فازی تطبیقی بکار گرفته شده در تحقیق حاضر، معادل مدل فازی از مرتبه سوگنو¹ می‌باشد (جانگ و همکاران 1997). الگوریتم هیبرید آموزشی که شامل کاهش شیب و روش حداقل مربعات می‌باشد؛ به

¹ Sugeno

ورودی x (یا y) برای مقدار A کفایت خواهد نمود. تابع عضویت A و B عموماً با تابع زنگی زیر تعریف می‌شود:

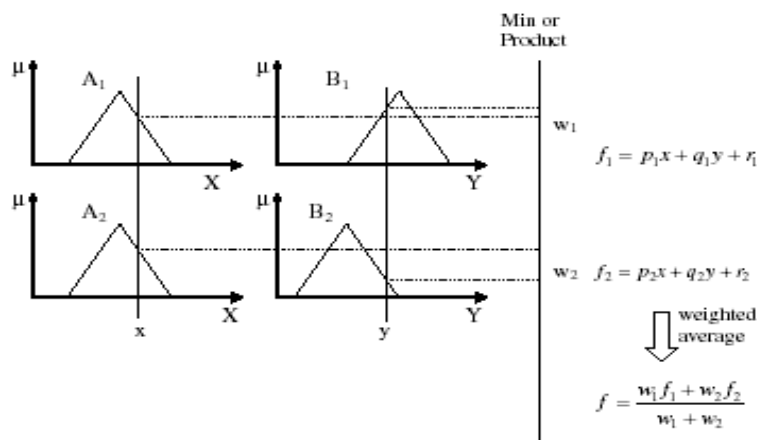
$$\mu A_i(x) = \frac{1}{1 + [(x - c_i) / a_i]^{2b_i}} \quad [3]$$

که در آن، $\{a_i, b_i, c_i\}$ مجموعه پارامترها می‌باشد.

$$O_{i1} = \mu A_i(x), \quad \text{For } i=1,2 \text{ or}$$

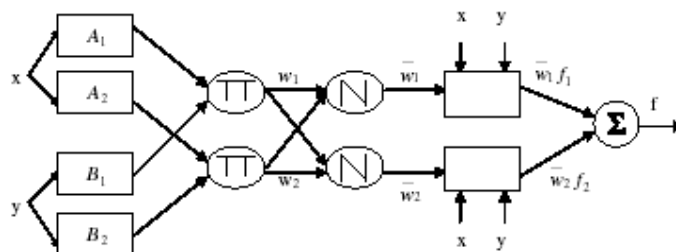
$$O_{i2} = \mu B_{i-2}(y), \quad \text{For } i=3,4.$$

که در آن، x (یا y) ورودی مربوط به گره i ام بوده A_i (یا B_{i-2}) نیز یک نشانه مربوط به گره می‌باشد. O_{i1} درجه عضویت مجموعه فازی ($A_1, A_2, B_1, \text{ or } B_2$) می‌باشد که تعیین کننده درجه‌ای است که در آن متغیر



شکل 2- مدل فازی مرتبه اول سوگنو با دو متغیر ورودی (x و y) (جانگ 1993)

لایه 5 لایه 4 لایه 3 لایه 2 لایه 1



شکل 3- شمای سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی معادل (جانگ 1993)

می‌باشند (جانگ 1993). پارامترهای این لایه به عنوان پارامترهای مقدماتی شناخته می‌شوند. خروجی‌های این لایه نیز مقادیر عضویت بخش مقدماتی می‌باشند. لایه دوم: این لایه شامل گره‌هایی است که با علامت Π شناخته شده و ورودی‌ها را در هم ضرب

با تغییر مقادیر مربوط به این پارامترها، تابع زنگی نیز دچار تغییر گردیده و لذا انواع مختلفی از توابع عضویت ایجاد خواهد گردید. در واقع، کلیه توابع پیوسته و تکه‌ای، نظیر تابع عضویت مثلثی، گزینه‌های مورد نظر برای توابع مربوط به هر گره در لایه حاضر

$$O_{5,i} = \sum_{i=1}^n \bar{W}_i f_i = \frac{\sum_i W_i f_i}{\sum_i W_i} \quad [7]$$

توضیحات تکمیلی در مورد این روش را می‌توان در منابع مختلف (نظیر جانگ 1993) جستجو نمود.

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی بر اساس استنباط از سیستم عصبی بیولوژیکی استوار است. در میان نمونه‌های متعددی شبکه‌های عصبی، شبکه انتشار به عقب دارای کاربرد بیشتری می‌باشد (لیپ من 1987، شیری و همکاران 2011). شبکه یاد شده متشکل از لایه‌هایی است که این لایه‌ها دارای عناصری با عملکرد موازی هستند که به آنها نرون (عصب) گفته می‌شود. هر لایه کاملاً با لایه قبل و بعد از خود در ارتباط است. شکل 4 شمای کلی یک شبکه عصبی را نشان می‌دهد که از سه لایه تشکیل گردیده W_{IH} و W_{HO} نشانگر وزن‌های مربوط به اتصالات بین لایه‌ها می‌باشد. تخمین اولیه وزن‌های یاد شده با پیشرفت مدل تصحیح می‌گردند که این امر در طی مرحله آموزش (و مقایسه مقادیر خروجی مشاهداتی و شبیه‌سازی شده) انجام پذیرفته و خطاهای موجود به سمت عقب (از سمت راست به چپ، در شکل 4) منتشر می‌گردند و نتیجه امر تعیین مقادیر تصحیح لازم برای به حداقل رساندن خطا می‌باشد.

می‌نماید. حاصل ضرب ورودی‌ها به لایه‌های بعدی انتقال می‌یابد. بنابراین:

$$O_{2,i} = W_i = mA_i(x) mB_i(y) \quad [4]$$

که $i=1,2$ بوده و هر یک از خروجی گره‌ها نشانگر قوه اشتعال قانون موردنظر می‌باشد.

لایه سوم: در این لایه که گره‌ها با علامت N مشخص گردیده‌اند، مقدار نسبت قوه اشتعال قانون i ام به مجموع قوای اشتعال کلیه قانون‌ها محاسبه می‌گردد.

$$O_{3,i} = \bar{W}_i = \frac{W_i}{W_1 + W_2} \quad [5]$$

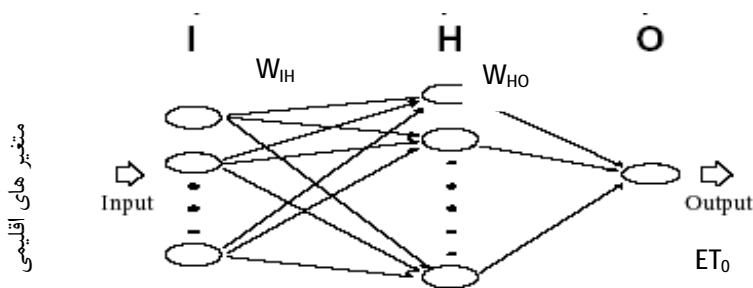
خروجی‌های لایه سوم با عنوان قوای اشتعال نرمال شده شناخته می‌شوند.

لایه چهارم: گره‌های موجود در این لایه قابل تطبیق با تابع زیر می‌باشند:

$$O_{4,i} = \bar{W}_i f_i = \bar{W}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad [6]$$

که در آن، \bar{W}_i خروجی لایه سوم بوده و $\{p_i, q_i, r_i\}$ مجموعه پارامترها می‌باشد. پارامترهای حاصل از لایه چهارم، همان پارامترهای نتیجه می‌باشند.

لایه پنجم: گره منفرد واقع در این لایه خروجی نهایی را به صورت حاصل جمع تمامی سیگنال‌های ورودی محاسبه می‌نماید:



شکل 4- ساختار شماتیک شبکه عصبی مصنوعی

معادلات تجربی

امروزه در جایی که داده‌های لایسیمتر در یک منطقه وجود نداشته باشد، معادله 8 به عنوان معادله استاندارد به منظور تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع و نیز واسنجی سایر معادله‌های تجربی بکار بسته می‌شود (آلن و همکاران 1998). معادله یاد شده دارای دو مزیت عمده می‌باشد (لندراس و همکاران 2008) که عبارتند از: 1) از آنجا که این معادله اساس فیزیکی دارد لذا می‌توان از آن در شرایط مختلف اقلیمی و اکولوژیکی استفاده نمود، 2) دقت و اعتبار نتایج حاصل از این معادله در شرایط مختلف اقلیمی با استفاده از آزمایشات لایسیمتری به اثبات رسیده است. از سوی دیگر از جمله مهم‌ترین معایب این معادله، نیاز به داده‌های اقلیمی وسیع (شامل دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی) می‌باشد. در حال حاضر در اکثر نقاط دنیا استفاده از حساسه‌های الکترونیکی ثبت داده‌های دمای هوا مرسوم شده است ولی استفاده از چنین حساسه‌هایی به منظور ثبت سایر داده‌ها در تمامی مناطق امکان پذیر نیست و لذا مقادیر اندازه‌گیری شده برای این مؤلفه‌ها از دقت قابل قبولی برخوردار نخواهد بود (دروگوز و آلن 2002). با وجود اینکه در سال‌های اخیر تعداد ایستگاه‌های هواشناسی مجهز به دستگاه‌های ثبت الکترونیکی در سطح دنیا افزایش یافته است، ولی مسأله نگهداری و مدیریت چنین سامانه‌هایی که مستلزم صرف هزینه‌های بالایی می‌باشد، کاربرد این سامانه‌ها را با محدودیت مواجه ساخته است. یک راه حل برای خروج از شرایط و محدودیت یاد شده، استفاده از معادلاتی است که به داده‌های اقلیمی کمتری نیاز دارند (دروگوز و آلن 2002) که از آن جمله می‌توان به معادله‌های مبتنی بر دمای هوا، نظیر معادله هارگریوز-سامانی و معادله-های ریتچی، مک کینگ و تورک (که در زیر مورد تفصیل قرار خواهند گرفت) اشاره نمود. همچنین می‌توان از شیوه‌های جدید مبتنی بر محاسبات هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم

معادلات تجربی متعددی برای تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع وجود دارد که از آن جمله می‌توان به مدل‌های فائو-پنمن-مونتیت (آلن و همکاران 1998)، هارگریوز-سامانی (1985)، (جانز و ریتچی 1990)، تورک (1961) و مک کینگ (1957) اشاره نمود. هدف از بکارگیری معادله هارگریوز-سامانی ارزیابی میزان دقت مقادیر تبخیر و تعرق مرجع محاسبه شده در شرایطی است که داده‌های هواشناسی موجود، محدود به دمای هوا باشد (نظیر آنچه در ایستگاه‌های هواشناسی کشورهای در حال توسعه وجود دارد). همچنین معادله‌های ریتچی، مک کینگ و تورک که از دمای هوا و تابش خورشیدی برای تخمین تبخیر و تعرق گیاه مرجع بهره می‌برند. به منظور بررسی قابلیت تخمین تبخیر و تعرق مرجع در شرایطی که داده‌های موجود محدود به دمای هوا و تابش خورشیدی باشد، بکار بسته شدند.

معادله فائو-پنمن-مونتیت

این معادله به صورت زیر ارائه شده است (آلن و همکاران 1998):

$$ET_0 = \frac{0.408\Delta(R_n - G) + g \frac{900}{T_{mean} + 273} W_s (e_a - e_d)}{\Delta + g(1 + 0.34U_2)} \quad [8]$$

در رابطه اخیر، ET_0 تبخیر و تعرق گیاه مرجع (میلی متر بر روز)، Δ شیب تابع فشار بخار اشباع (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس)، R_n تشعشع خالص خورشیدی (مگا ژول بر متر مربع در روز)، G چگالی شار حرارتی خاک (مگا ژول بر متر مربع در روز)، g ثابت سایکرومتری (کیلو پاسکال بر درجه سلسیوس)، T_{mean} دمای هوای متوسط (درجه سلسیوس)، W_s متوسط سرعت باد در یک شبانه روز در ارتفاع دو متری از سطح زمین (متر بر ثانیه)، e_a فشار بخار اشباع (کیلو پاسکال) و e_d نیز فشار بخار واقعی (کیلو پاسکال) می‌باشد.

مقادیر حاصل از معادله FAO56-PM می‌باشند که این امر لزوم واسنجی این معادلات را روشن می‌سازد. بر اساس پیشنهاد آلن و همکاران (1998)، واسنجی معادلات تجربی (نسبت به معادله مرجع FAO56-PM) سبب بهبود دقت این معادله‌ها شده و می‌تواند به عنوان ابزاری مناسب در پیش‌بینی ET_0 مورد استفاده قرار گیرد. واسنجی مورد نظر می‌تواند با استفاده از معادله زیر انجام پذیرد:

$$ET_0^{PM} = a + bET_0^M \quad [14]$$

که در آن، ET_0^{PM} مقدار تبخیر و تعرق مرجع محاسبه شده توسط معادله FAO56-PM بوده و ET_0^M نیز مقدار تبخیر و تعرق مرجع محاسبه شده توسط سایر مدل‌ها می‌باشد.

تحلیل آماری

قضاوت‌های کیفی در مورد کاربرد هر مدل موضوعی است که در ارزیابی مدل‌ها لحاظ می‌گردد. این معیارها روش هدفمند را برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها فراهم می‌کنند. در این تحقیق از شاخص‌های آماری: ضریب تبیین (R^2)، جذر میانگین مربع خطاها ($RMSE$) و نیز نمایه پراکندگی (SI) به منظور بررسی و ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده به عمل آمد. شاخص‌های یاد شده به ترتیب با استفاده از روابط زیر قابل محاسبه می‌باشند:

$$R^2 = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (ET_i^{PM} - \overline{ET}^{PM})(ET_i^M - \overline{ET}^M)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (ET_i^{PM} - \overline{ET}^{PM})^2 \sum_{i=1}^N (ET_i^M - \overline{ET}^M)^2}} \right)^2 \quad [15]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (ET_i^M - ET_i^{PM})^2}{N}} \quad [16]$$

$$SI = \frac{RMSE}{\overline{ET}^{PM}} \quad [17]$$

در روابط اخیر \overline{ET}^{PM} و \overline{ET}^M به ترتیب میانگین مقادیر ET_0 محاسبه شده از مدل‌ها و از معادله FAO56-PM بوده، N نمایانگر تعداد داده‌ها و i گام

عصبی-فازی تطبیقی استفاده نمود که این امر موضوع بحث تحقیق حاضر است.

معادله هارگریوز-سامانی

معادله تجربی هارگریوز-سامانی از جمله ساده‌ترین معادلات برای تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع است که به فرم رابطه زیر می‌باشد:

$$ET_0 = 0.0023R_a \left(\frac{T_{\max} + T_{\min}}{2} + 17.8 \right) \sqrt{T_{\max} - T_{\min}} \quad [9]$$

در رابطه فوق، R_a تابش زمینی (مگا ژول بر متر مربع در روز) بوده و سایر مؤلفه‌ها قبلاً معرفی شده‌اند. معادله ریچی

این معادله نیز به فرم زیر می‌باشد:

$$ET_0 = a_1 [3.87 \times 10^{-3} R_s \cdot (0.6T_{\max} + 0.4T_{\min} + 29)] \quad [10]$$

که در آن، R_s تشعشع خورشیدی (مگا ژول بر متر مربع در روز) بوده و ضریب a_1 نیز به صورت زیر تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} 5 < T_{\max} \leq 35^\circ C, a_1 = 1.1 \\ T_{\max} > 35^\circ C, a_1 = 1.1 + 0.05(T_{\max} - 35) \\ T_{\max} < 5^\circ C, a_1 = 0.01 \exp[0.18(T_{\max} + 20)] \end{aligned} \quad [11]$$

معادله مک کینگ

این معادله نیز مبتنی بر دمای هوا و تابش خورشیدی می‌باشد:

$$ET_0 = 0.61 \frac{\Delta}{\Delta + g} \frac{R_s}{I} - 0.12 \quad [12]$$

معادله تورک

این معادله برای تخمین تبخیر و تعرق در نواحی شرقی اروپا تعمیم یافته بود که بعدها در نقاط مخالف دنیا نیز مورد استفاده قرار گرفت و به صورت رابطه زیر قابل بیان است (تورک 1961):

$$ET_0 = (0.0239R_s + 50) \left(\frac{T_{\text{mean}}}{T_{\text{mean}} + 15} \right) \left[\frac{0.4}{30} \right] \quad [13]$$

ذکر این نکته ضروری است که نتایج حاصل از معادلات مبتنی بر دمای هوا (نظیر دو معادله فوق) دارای تخمین بیش برآورد یا کم برآورد نسبت به

توجه به تغییرات اندک مؤلفه تبخیر و تعرق در طول زمان، قابل قبول بوده و در بیشتر منابع علمی مورد استفاده قرار می‌گیرد (کیشی و اوزترک 2007؛ لندراس و همکاران 2008؛ شیرینی و همکاران 2011).

دوره آموزش

جدول 2 شاخص‌های آماری مربوط به عملکرد مدل‌های ANFIS و ANN را در هر دو ایستگاه در دوره آموزش (از اول ژانویه 1999 تا آخر دسامبر 2002) نشان می‌دهد. با توجه به جدول یاد شده ملاحظه می‌گردد که مدل ANFIS1 که مؤلفه‌های دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی در آن به عنوان ورودی مدل بکار گرفته شده‌اند، بهترین نتایج را در هر دو ایستگاه ارائه می‌دهد و پس از آن نیز مدل ANN1 قرار می‌گیرد. کاربرد مدل‌های عصبی و عصبی-فازی مبتنی بر داده‌های ورودی مورد نیاز معادله هارگریوز-سامانی و معادله‌های ریتچی، مک کینگ و تورک نتایج ضعیف‌تری را نسبت به دو مدل اخیر (که بر اساس داده‌های مورد نیاز معادله FAO56-PM گسترش یافته-اند) تولید می‌نمایند. با این وجود، نتایج حاصل از مدل عصبی-فازی (ANFIS2) بهتر از نتایج مدل عصبی (ANN2) می‌باشد. در مقایسه نتایج مربوط به دو ایستگاه نیز مدل ANFIS1 در ایستگاه زامبرانا نتایج بسیار خوبی را در اساس شاخص‌های آماری-مقایسه با نتایج ایستگاه سالواتیرا تولید می‌نماید ($R^2(0/976)$ ، $RMSE(0/249)$ میلی‌متر) و $SI(0/119)$ در $R^2(0/969)$ ، $RMSE(0/285)$ میلی‌متر) و $SI(0/145)$.

زمانی مورد نظر می‌باشد که در اینجا در مقیاس روزانه است.

نتایج و بحث

ابتدا مقادیر ET_0 مربوط به هر یک از ایستگاه‌ها با استفاده از داده‌های اقلیمی، توسط معادله FAO56-PM (رابطه 8) محاسبه شد و در ادامه، مقادیر حاصل از این معادله به منظور واسنجی مدل‌های شبکه عصبی (ANN) و عصبی-فازی (ANFIS) مورد استفاده قرار گرفت. شاخص‌های آماری بکار گرفته شده در این مقاله، میزان انحراف مقادیر ET_0 محاسبه شده توسط مدل‌های یاد شده و نیز معادلات تجربی را نسبت به مقادیر حاصل از کاربرد معادله FAO56-PM (معادله مرجع در تحقیق حاضر) نشان داده و از این طریق در بررسی دقت هر یک از مدل‌ها بکار بسته می‌شوند. ساختارهای مختلف مدل‌های یاد شده مورد بررسی قرار گرفته و در نهایت، بهترین ساختار مدل پس از مراحل متعدد آزمون و خطا تعیین گردید. در ادامه، مدل‌های ANN و ANFIS مورد آزمون (صحت سنجی) قرار گرفته و نتایج حاصل از آن‌ها با نتایج به دست آمده از معادله هارگریوز-سامانی و نیز معادله‌های ریتچی، مک کینگ و تورک مقایسه شدند. داده‌های اقلیمی روزانه مربوط به فاصله زمانی سال‌های 1999 تا 2002 به منظور آموزش مدل‌ها و تعیین بهترین ساختار آنها مورد استفاده قرار گرفته و بقیه داده‌ها (از اول ژانویه تا آخر دسامبر 2003) در صحت سنجی مدل‌های مذکور بکار بسته شدند. انتخاب چنین دوره‌هایی برای آزمون و صحت سنجی مدل‌های هوش مصنوعی، با

جدول 2- شاخص‌های آماری مدل‌های ANFIS و ANN در دوره آموزش (واسنجی)

ایستگاه سالواتیرا			ایستگاه زامبرانا			ورودی‌های مدل	مدل مورد نظر
SI	RMSE(mm/d)	R2	SI	RMSE(mm/d)	R ²		
0/145	0/285	0/969	0/119	0/249	0/976	$T_{mean}, R_{Hb}, W_S, R_S$	ANFIS1
0/207	0/404	0/939	0/233	0/487	0/911	T_{mean}, R_S	ANFIS2
0/201	0/394	0/942	0/126	0/262	0/974	$T_{mean}, R_{Hb}, W_S, R_S$	ANN1
0/219	0/428	0/931	0/321	0/669	0/837	T_{mean}, R_S	ANN2

دوره آزمون (صحت سنجی)

تعیین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در ایستگاه زامبرانا

درج گردیده‌اند. این جدول همچنین بهترین ساختار مدل-های عصبی (تعداد نرون‌ها در هر لایه) و عصبی-فازی (تعداد توابع عضویت هر یک از مؤلفه‌های ورودی) را نشان می‌دهد. به عنوان مثال مدل ANFIS1، بهترین ساختار را در قالب (3, 3, 2, 3) به ترتیب (از چپ به راست) برای متغیرهای دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی نشان می‌دهد و لذا متغیرهای مذکور به ترتیب دارای 3, 2, 3 و 3 تابع عضویت از نوع توابع عضویت مثلثی می‌باشند. انتخاب توابع عضویت مثلثی به دلیل دقت بالای این توابع می‌باشد و در اکثر مسائل مربوط به مهندسی منابع آب از این توابع بهره برده می‌شود (راسل و کمپ بل 1996). همچنین مدل ANN2 که با ساختار (1, 3, 2) نشان داده شده است، نمایانگر مدل عصبی با دو متغیر ورودی (شامل دمای هوا و تشعشع خورشیدی)، 3 گره در لایه میانی و 1 گره در لایه خروجی می‌باشد.

در تحقیق حاضر مدل‌های عصبی و عصبی-فازی در دو گروه بر اساس داده‌های ورودی تقسیم-بندی شدند: گروه اول شامل مدل‌های ANFIS1 و ANN1 می‌باشد که در آنها مؤلفه‌های دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی به عنوان ورودی مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. گروه دوم نیز شامل مدل‌های ANFIS2 و ANN2 بوده که در آنها از دو مؤلفه دمای هوا و تشعشع خورشیدی به عنوان ورودی مدل‌ها استفاده به عمل آمد. ترکیب‌های یاد شده این امکان را بوجود می‌آورد تا نتایج حاصل از توسعه این مدل‌ها با نتایج حاصل از معادلات هارگریوز-سامانی، ریتچی، مک کینگ و تورک (که بر اساس کاربرد دمای هوا و تشعشع خورشیدی استوارند) قابل مقایسه باشند. شاخص‌های آماری مدل‌های عصبی، عصبی-فازی و تجربی در دوره آزمون در جدول 3

جدول 3- شاخص های آماری مدل های مختلف در دوره آزمون در ایستگاه زامیرانا

SI	RMSE(mm/d)	R ²	مدل مورد نظر
0/123	0/276	0/979	ANFIS1 (3, 2, 3, 3)
0/221	0/494	0/940	ANFIS2 (4, 4)
0/151	0/337	0/970	ANN1(4, 3, 1)
5/596	12/507	0/824	ANN2 (2, 4, 1)
2/843	6/355	0/924	هارگریوز و سامانی
1/016	2/272	0/952	ریتچی
2/706	6/05	0/998	هارگریوز و سامانی - واسنجی شده
1/042	2/329	0/993	ریتچی - واسنجی شده
0/63	1/41	0/940	تورک
0/21	0/466	0.940	تورک - واسنجی شده
0/31	0/671	0/927	مک کینگ
0/24	0/541	0/927	مک کینگ - واسنجی شده

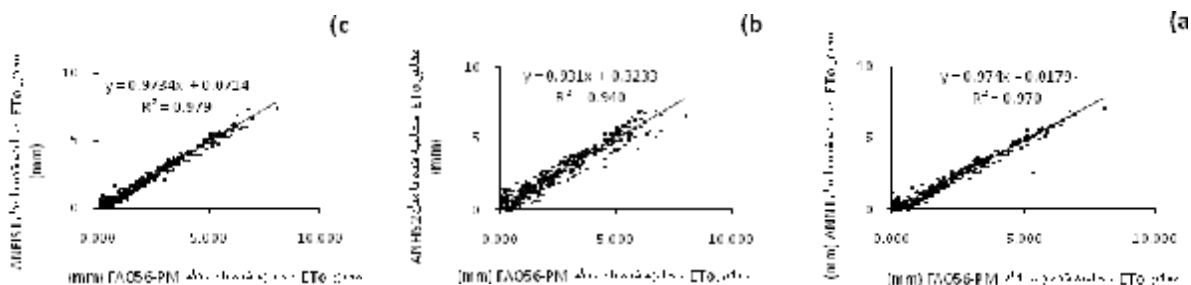
نیاز معادله FAO56-PM دارد، عملکرد بهتری نسبت به مدل ANFIS2 (که در آن از دمای هوا و تشعشع خورشیدی به عنوان ورودی مدل استفاده می‌شود) نشان می‌دهد و این امر حاکی از تأثیر مهم مؤلفه‌های سرعت باد و تشعشع خورشیدی در تخمین میزان تبخیر و تعرق (نیاز آبی) گیاه مرجع می‌باشد. همچنین معادله هارگریوز- سامانی در مقایسه با معادله ریتچی از دقت نسبی کمتری برخوردار است و هرچند که واسنجی این دو معادله سبب افزایش ضریب R^2 مربوط به معادله هارگریوز- سامانی از 0/924 به 0/928 شده است (در مقایسه با معادله ریتچی که مقدار این ضریب از 0/952 در حالت عادی به 0/993 پس از واسنجی رسیده است)، لیکن مقادیر ضرایب $RMSE$ و SI مربوط به معادله ریتچی در هر دو حالت بیشتر از ضرایب مربوط به معادله هارگریوز- سامانی می‌باشد و این امر حاکی از وجود خطای کمتر در نتایج مربوط به معادله ریتچی بوده و برتری نسبی این معادله را در مقایسه با معادله هارگریوز- سامانی نشان می‌دهد. شکل 5 مقادیر ET_0 محاسبه شده توسط مدل‌های مختلف را در مقایسه با مقادیر حاصل از معادله FAO56-PM به صورت دیگرام‌های پراکنش نشان می‌دهد. نتایج معادلات

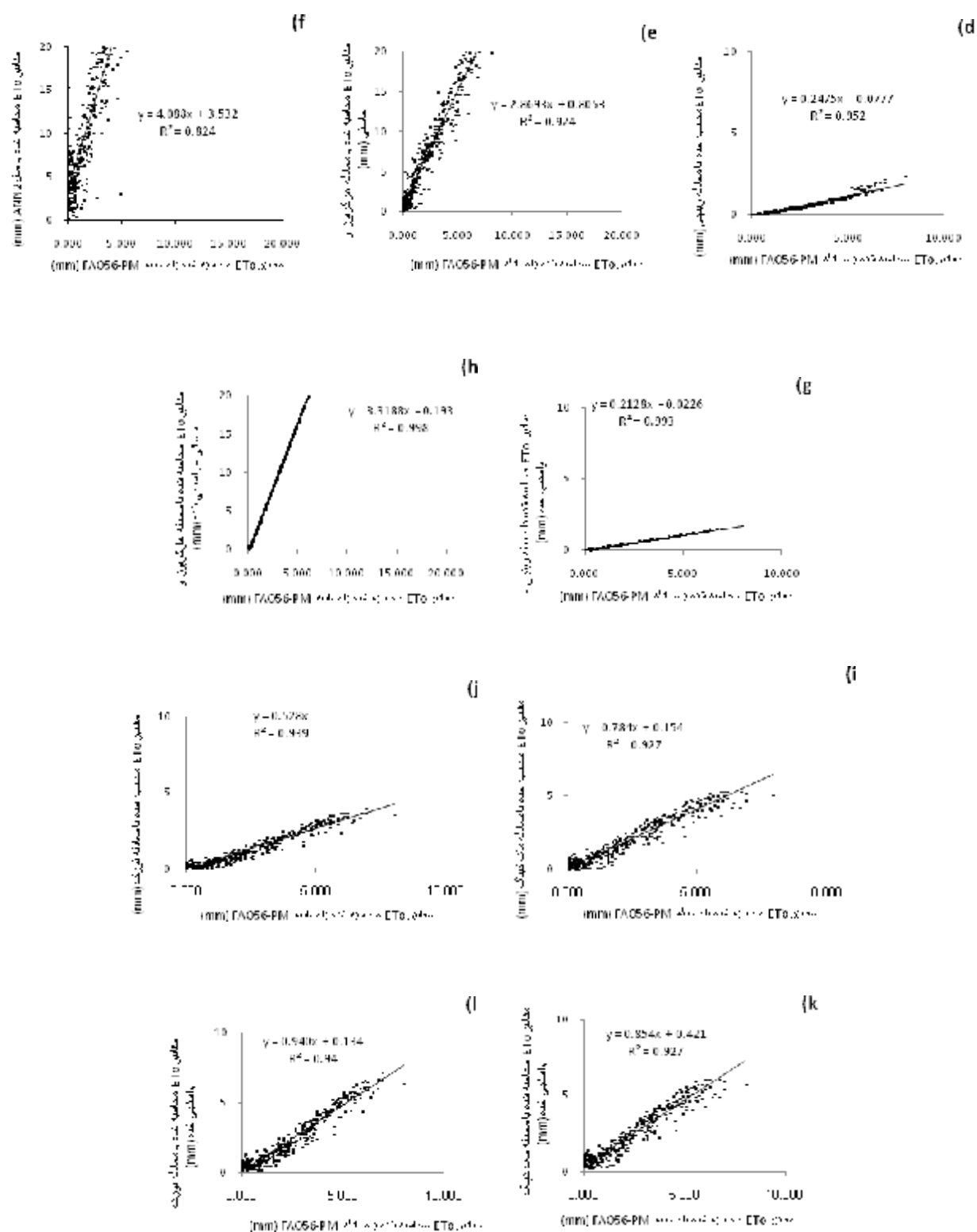
مدل‌های تجربی هارگریوز- سامانی، ریتچی، مک کینگ و تورک که در تحقیق حاضر بکار بسته شده‌اند مورد واسنجی منطقه‌ای قرار گرفتند. در واسنجی این مدل‌ها از داده‌های بکار گرفته شده در آموزش (واسنجی) مدل‌های عصبی و عصبی- فازی استفاده به عمل آمد. نتایج حاصل از واسنجی این معادلات نیز در جدول 3 درج گردیده است. با توجه به این جدول ملاحظه می‌شود که نتایج حاصل از کاربرد مدل عصبی- فازی از دقت بالایی در شبیه‌سازی فرآیند غیر خطی تبخیر و تعرق برخوردار است؛ به نحوی که مدل ANFIS2 با دارا بودن $R^2(0/979)$ ، $RMSE(0/276)$ میلی متر) و $SI(0/123)$ به عنوان بهترین مدل در بین سایر مدل‌های بکار گرفته شده در این مقاله شناخته می‌شود و پس از آن نیز مدل ANN1 با شاخص‌های آماری $R^2(0/970)$ ، $RMSE(0/337)$ میلی متر) و $SI(0/151)$ به عنوان دومین مدل در تخمین ET_0 می‌باشد. از سوی دیگر مدل ANN2 با دارا بودن حداقل مقدار ضریب تبیین $R^2(0/824)$ و بیشترین مقدار $RMSE$ و SI (به ترتیب 12/507 میلی متر و 5/596) به عنوان ضعیف‌ترین مدل می‌باشد. با توجه به جدول 3 می‌توان اظهار داشت که مدل ANN1 که ورودی‌هایی مشابه با ورودی‌های مورد

مقادیر حاصل از این مدل دارای خصوصیت کم برآورد خواهند بود.

محاسبه میزان تبخیر و تعرق تجمعی در طول دوره مورد مطالعه از جمله مهم‌ترین مسائل می‌باشد، زیرا اطلاع از میزان این مؤلفه در طی یک فصل یا سال زراعی مورد نظر به عنوان یک ابزار مهم و مؤثر در برنامه‌ریزی آبیاری و تعیین بودجه آبی بوده و در برنامه‌ریزی و طراحی سامانه‌های آبیاری در منطقه مورد استفاده قرار می‌گیرد. میزان ET_0 تجمعی مقادیر حاصل از کاربرد معادله FAO56-PM در دوره آزمون برابر با 816 میلی‌متر می‌باشد که با کاربرد مدل‌های ANN1، ANFIS1، ANN2 و ANFIS2 مقدار این مؤلفه به ترتیب برابر با 820، 788، 877 و 1624 میلی‌متر محاسبه می‌شود. مقادیر یاد شده به ترتیب دارای 0/4% و 3/9% تخمین بیش برآورد و کم برآورد، 7/4% و 99% تخمین بیش برآورد نسبت به مقدار تبخیر و تعرق تجمعی حاصل از کاربرد معادله FAO56-PM می‌باشند. معادله‌های هارگریوز و سامانی نیز در محاسبه تبخیر و تعرق تجمعی، به ترتیب دارای 200% تخمین بیش برآورد و 78/6% تخمین کم برآورد می‌باشند که با واسنجی این معادله‌ها بهبود رضایت بخشی در نتایج حاصل ایجاد نمی‌گردد. ملاحظه می‌گردد که تخمین حاصل از کاربرد مدل ANFIS1 تقارب بسیار خوبی را نسبت به مقادیر مرجع نشان می‌دهد و مدل ANN1 به عنوان دومین مدل در نظر گرفته می‌شود.

واسنجی شده در ایستگاه‌ها با علائم اختصاری C_Hargreaves and Samani و C_Ritchie به ترتیب برای معادلات هارگریوز-سامانی و ریتچی نشان داده شده‌اند. مقایسه نمودارهای موجود در شکل 5 توانایی بالای مدل ANFIS1 را در شبیه‌سازی و تخمین میزان ET_0 نشان می‌دهد. با توجه به معادله‌های برازش موجود در هر یک از دیاگرام‌های این شکل، اگر فرم عمومی این معادله‌ها به صورت $y=ax+b$ در نظر گرفته شود برازش مورد نظر در حالتی به بهترین شکل ممکن صورت می‌پذیرد که ضرایب a و b به ترتیب به مقادیر 1 و صفر همگرایی حاصل نمایند. آن‌چنان که از شکل 5 برمی‌آید مقادیر این ضرایب در مورد مدل‌های ANFIS1 و ANN1 به حدود یاد شده تقارب پیدا کرده‌اند و این امر حاکی از دقت بالای این دو مدل در تخمین میزان تبخیر و تعرق روزانه گیاه مرجع می‌باشد. با توجه به شکل همچنین ملاحظه می‌شود که مدل هارگریوز-سامانی دارای بیش برآورد قابل توجهی در تخمین تبخیر و تعرق مرجع دارد و این امر، نتیجه‌ای است که می‌توان با توجه به نتایج حاصل از مطالعات تمسگن و همکاران (1999) قابل انتظار است. بر اساس نتایج حاصل از تحقیقات نامبردگان در شرایطی که در منطقه مورد نظر، درصد رطوبت نسبی دارای مقدار قابل توجهی باشد، نتایج حاصل از معادله هارگریوز-سامانی دارای بیش برآورد بوده و در شرایطی که سرعت باد در منطقه بالا باشد،



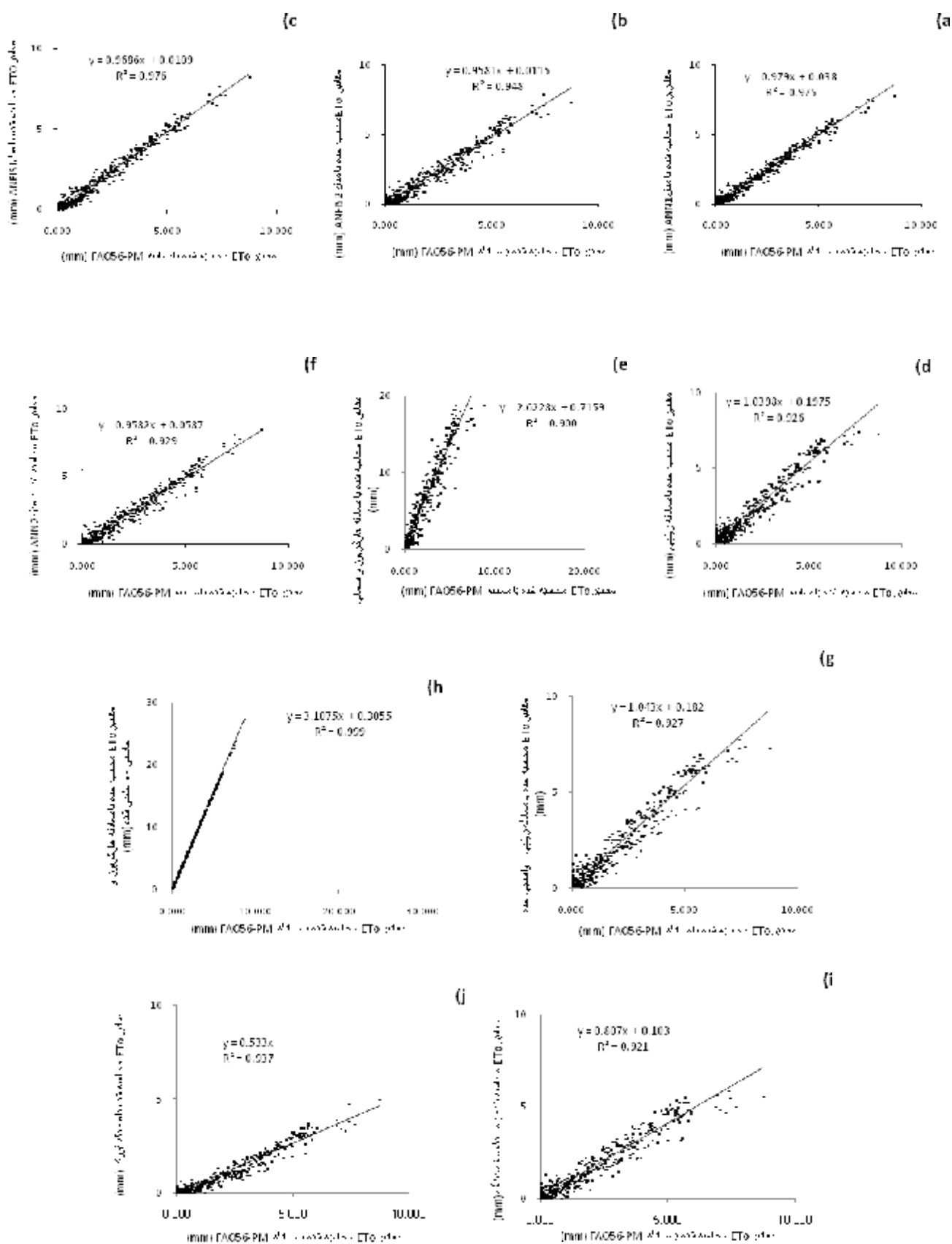


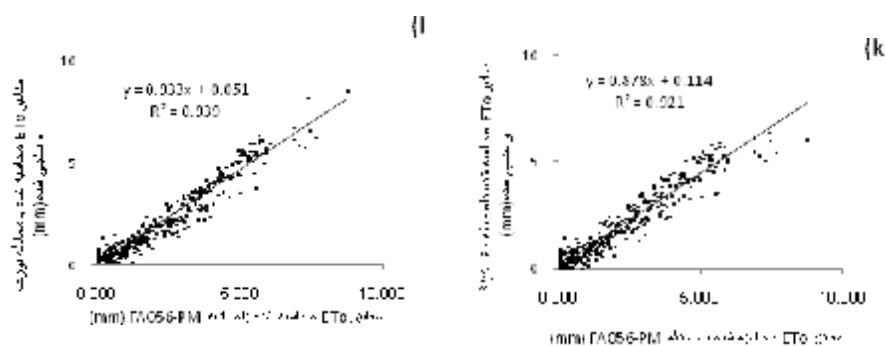
شکل 5- مقادیر ET_0 محاسبه شده توسط مدل های مختلف و معادله FAO56-PM در دوره آزمون در ایستگاه زامیرانا

نیز همانند ایستگاه زامبرانا مدل ANFIS1 با دارا بودن حداکثر مقدار ضریب تبیین ($R^2=0/976$) و حداقل ضریب جذر میانگین مربع خطاها و نمایه پراکندگی (که به ترتیب برابر با $0/298$ و $0/134$ می‌باشند) به عنوان بهترین مدل در تخمین میزان ET_0 می‌باشد و پس از آن مدل ANNI قرار دارد. میزان تبخیر و تعرق جمعی در این ایستگاه در دوره آزمون برابر با 810 میلی‌متر می‌باشد که مدل‌های ANFIS1، ANFIS2، ANNI و ANN2 مقدار این مؤلفه را به ترتیب برابر با 788 ، 807 ، 780 و 797 میلی‌متر بدست می‌دهند و این مقادیر به ترتیب دارای $2/7\%$ ، $0/3\%$ ، $3/7\%$ و $1/6\%$ تخمین کم برآورد نسبت به مقادیر حاصل از کاربرد معادله مرجع می‌باشند. از منظر مؤلفه تبخیر و تعرق جمعی می‌توان اظهار داشت که مدل ANNI بهترین تقارب را با مقادیر مرجع نشان داده است. معادلات ریتچی و هارگریوز-سامانی نیز مقدار این مؤلفه را به ترتیب با $12/8\%$ و 150% تخمین بیش برآورد محاسبه نموده و واسنجی این معادلات بهبود رضایت‌بخشی در مقدار تبخیر و تعرق جمعی حاصل نمی‌نماید. شکل 6 نمودارهای پراکندگی مقادیر ET_0 حاصل از مدل‌های مختلف را نسبت به مقادیر ET_0 محاسبه شده توسط معادله FAO56-PM نشان می‌دهد. با توجه به شکل مشاهده می‌شود که مدل ANFIS1 به خوبی قادر به مدل‌سازی فرآیند پیچیده تبخیر و تعرق (که معمولاً مستلزم بررسی‌ها نگاشت‌های غیرخطی است) بوده و ضرایب مربوط به معادله برازش نیز مؤید این امر می‌باشند. مدل ANNI نیز به عنوان دومین مدل مناسب در تخمین میزان ET_0 به شمار رفته و سایر مدل‌ها در رده‌های بعدی قرار دارند.

تعیین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در ایستگاه سالواتیرا

جدول 4 شاخص‌های آماری عملکرد هریک از مدل‌ها را در دوره آزمون در ایستگاه سالواتیرا نشان می‌دهد. بهترین ساختار مدل‌های عصبی و عصبی-فازی نیز همانند ایستگاه زامبرانا در این جدول نشان داده شده‌اند. از جدول یاد شده چنین بر می‌آید که روند تغییر دقت مدل‌ها در این ایستگاه نیز تا حدودی مشابه ایستگاه قبل است، با این تفاوت که کاربرد معادله ریتچی در ایستگاه سالواتیرا منجر به ارائه نتایج بسیار خوبی نسبت به ایستگاه زامبرانا گردیده است و دقت یاد شده در طی انجام واسنجی بهبود نسبی خوبی از خود نشان داده و در حالت کلی عملکرد معادله ریتچی واسنجی شده در ایستگاه سالواتیرا با شاخص‌های آماری ($R^2(0/927)$ ، $0/625$ میلی‌متر) $RMSE$ و ($0/281$) SI بسیار بهتر از عملکرد این مدل در ایستگاه زامبرانا با شاخص‌های آماری ($R^2(0/993)$ ، $2/329$ میلی‌متر) $RMSE$ و ($1/042$) SI می‌باشد. البته ذکر این نکته نیز ضروری می‌نماید که ضریب تبیین مربوط به معادله ریتچی در هر دو ایستگاه (در هر دو حالت قبل و بعد از واسنجی معادله) از مقدار بالایی برخوردار بوده و این امر نشانگر وجود همبستگی خطی قوی بین نتایج حاصل از این معادله با نتایج بدست آمده از معادله مرجع می‌باشد. با این وجود، تحلیل دقت مدل امری است که به مؤلفه‌های آماری بیشتری نیاز داشته و صرف وجود ضریب تبیین بالا، نشانگر دقت کافی مدل نبوده و بایستی از شاخص‌ها آماری دیگری نظیر آنچه در این تحقیق بکار بسته شده‌اند به همراه این ضریب استفاده نمود تا ارزیابی نهایی دقت مدل‌ها به درستی انجام پذیرد. در مورد مدل‌های عصبی و عصبی-فازی





شکل 6- مقادیر ET_0 محاسبه شده توسط مدل‌های مختلف و معادله FAO56-PM در دوره آزمون در ایستگاه سالواتیرا

جدول 4- شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف در دوره آزمون در ایستگاه سالواتیرا

SI	RMSE(mm/d)	R^2	مدل مورد نظر
0/134	0/298	0/976	ANFIS1 (3, 4, 5, 3)
0/197	0/437	0/948	ANFIS2 (4, 2)
0/135	0/300	0/975	ANN1(4, 5, 1)
0/228	0/506	0/929	ANN2 (2, 3, 1)
2/504	5/555	0/900	هارگریوز و سامانی
0/283	0/628	0/926	ریتیچی
2/879	6/387	0/999	هارگریوز - سامانی - واسنجی شده
0/281	0/625	0/927	ریتیچی - واسنجی شده
0/62	1/39	0/939	تورک
0/15	0/343	0/939	تورک - واسنجی شده
0/29	0/663	0/921	مک کینگ
0/25	0/560	0/921	مک کینگ - واسنجی شده

در اغلب کشورهای در حال توسعه، امکانات پیشرفته سنجش الکترونیکی یا ماهواره‌ای کلیه پارامترهای هواشناسی وجود نداشته و لذا استفاده از چنین مدل‌هایی که به داده‌های ورودی کمتری نیاز دارند مقرون به صرفه خواهد بود.

کاربرد متقاطع بین ایستگاهی مدل‌های هوشمند

تخمین مقادیر تبخیر و تعرق مرجع در یک ایستگاه هواشناسی خاص با استفاده از داده‌های هواشناسی ایستگاه (مجاور) دیگر، یکی از موارد مهم در مهندسی منابع آب به شمار می‌رود (شیری و همکاران 2011) که معمولاً روش‌های مبتنی بر

با بررسی نتایج حاصل از کاربرد مدل‌های مختلف در هر دو ایستگاه می‌توان اظهار داشت که کاربرد مدل‌هایی با ورودی‌های کمتر (نظیر مدل‌های ANFIS2 و ANN2) نتایج ضعیف‌تری را نسبت به مدل‌هایی که از داده‌های ورودی بیشتری استفاده می‌نمایند، تولید می‌کنند. با این وجود، مشاهده می‌شود که مدل ANFIS2 در هر دو ایستگاه از دقت قابل قبول و مطلوبی برخوردار بوده و لذا می‌توان از آن در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع استفاده نمود. این امر با نتایج حاصل از مطالعه کیشی و اوزترک (2007) نیز کاملاً مطابقت دارد. نکته قابل توجه در این زمینه آن است که

تبخیر و تعرق ایستگاه زامبرانا با استفاده از داده‌های ایستگاه سالواتیرا محاسبه گردیده و نتایج حاصل از هر دو طرح در جدول 5 وارد گردیده است. با توجه به این جدول ملاحظه می‌شود که هر دو روش محاسباتی شبکه عصبی و عصبی-فازی، در هر دو طرح مورد نظر از دقت مناسبی برخوردارند.

رگرسیون برای نیل به این هدف مورد استفاده قرار می‌گیرند. در این مقاله نیز به بررسی توانایی روش‌های هوشمند در کاربرد متقاطع بین ایستگاهی پرداخته شده است. بدین منظور، در طرح اول، از داده‌های هواشناسی ایستگاه زامبرانا برای تخمین تبخیر و تعرق ایستگاه سالواتیرا استفاده به عمل آمده و در طرح دوم، مقادیر

جدول 5- نتایج حاصل از کاربرد متقاطع مدل های هوش مصنوعی

طرح دوم**			طرح اول*			مدل
SI	RMSE(mm/d)	R ²	SI	RMSE(mm/d)	R ²	
۰/۳۷	۰/۸۲۳	۰/۸۱۷	۰/۳۱	۰/۷۰۲	۰/۸۶۵	ANFIS1
۰/۲۶	۰/۶۰۸	۰/۸۹۹	۰/۲۷	۰/۵۸۷	۰/۹۰۵	ANN1
۰/۳۱	۰/۶۸۳	۰/۸۷۸	۰/۳۳	۰/۷۳۲	۰/۸۵۲	ANFIS2
۰/۲۸	۰/۶۷۱	۰/۸۹۸	۰/۳۰	۰/۶۴۳	۰/۹۱۴	ANN2

* طرح اول: تخمین تبخیر و تعرق در ایستگاه سالواتیرا با استفاده از داده های ایستگاه زامبرانا

** طرح دوم: تخمین تبخیر و تعرق در ایستگاه زامبرانا با استفاده از داده های ایستگاه سالواتیرا

نتیجه‌گیری کلی

پارامترهای هواشناسی محدود است استفاده از مدل-های مبتنی بر هوش مصنوعی که از داده‌های ورودی کمتری بهره می‌برند می‌تواند به عنوان یک راه حل مفید و مؤثر در حل این مشکل باشد. این امر با توجه به نتایج حاصل از کاربرد متقاطع مدل‌ها کاملاً مشهود است. مدل ANFIS2 که از دو مؤلفه دمای هوا و تشعشع خورشیدی به عنوان ورودی بهره می‌برد می‌تواند به عنوان یک مدل مفید و کاربردی در این زمینه واقع شود و از آن‌جا که محدوده تغییرات پارامترهای اقلیمی بکار گرفته شده در این تحقیق مشابه با اکثر نقاط دنیا (نظیر مناطق نسبتاً مرطوب) می‌باشد لذا می‌توان از مدل‌های توسعه یافته در این مقاله در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در این نقاط بهره برد. با این وجود هرگونه اظهار نظر قطعی در زمینه کاربرد روش محاسباتی عصبی-فازی منوط به انجام تحقیقات وسیع در مقیاس جهانی و در اقلیم‌های مختلف خواهد بود. همچنین کاربرد روش‌های دیگر نظیر تحلیل سری‌های زمانی، کاربرد تحلیل رگرسیونی و... می‌تواند افق‌های جدیدی فرا روی این مسأله قرار دهد.

در تحقیق حاضر توانایی روش محاسباتی عصبی-فازی تطبیقی در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع با استفاده از داده‌های اقلیمی موجود مورد بررسی قرار داده شد. نتایج حاصل از تحقیق نشان داد که می‌توان به طور موفقیت‌آمیزی از این روش محاسباتی در تخمین میزان تبخیر و تعرق استفاده نمود. مدل ANFIS1 که در آن از پارامترهای اقلیمی دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشعشع خورشیدی به عنوان ورودی‌های مدل استفاده می‌شود، در هر دو ایستگاه از بالاترین دقت در تخمین میزان تبخیر و تعرق محاسبه شده توسط معادله FAO56-PM برخوردار است و پس از آن نیز به ترتیب مدل‌های ANN1 و ANFIS2 قرار دارند. مدل ANN2 در ایستگاه زامبرانا از دقت کافی در تخمین ET_0 برخوردار نبوده و معادله ریتچی از دقت بیشتری نسبت به آن برخوردار است. ولی در مورد ایستگاه سالواتیرا دقت مدل ANN2 بیشتر از معادلات تجربی می‌باشد. در کشورهای در حال توسعه (نظیر ایران) که امکانات پیشرفته سنجش

منابع مورد استفاده

- احمد زاده قره گوین ک، میر لطیفی س م، محمدی ک. 1389. مقایسه سیستم های هوش مصنوعی (ANN و ANFIS) در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در مناطق بسیار خشک ایران. نشریه آب و خاک جلد 24، شماره 4، صفحه‌های 679 تا 689.
- Allen RG, Pereira LS, Raes D, and Smith M, 1998. Crop evapotranspiration. Guide lines for computing crop evapotranspiration. FAO Irrigation and Drainage Paper No 56. Rome, Italy.
- Allen RG, Smith M, Perrier A, Pereira LS, 1994. An update for the calculation of reference evapotranspiration. ICID Bulletin 43(2): 35-92.
- Anonymous, 2000a. Artificial neural networks in hydrology. I: preliminary concepts. Journal of Hydrologic Engineering ASCE 5(2): 115-123.
- Anonymous, 2000b. Artificial neural networks in hydrology. I: Hydrologic applications. Journal of Hydrologic Engineering ASCE 5(2): 124-137.
- Cancelliere A, Giusiano G, Ancarani A, and Rossi G, 2002. A neural networks for deriving irrigation reservoir operating rules. Water Resources Management 16: 71-88.
- Chow VT, Maidment DR and Mays LW (Eds), 1998. Applied Hydrology. McGraw-Hill. NY.
- Deka P, and Chandramouli V, 2003. A fuzzy neural network model for deriving the river stage-discharge relationship. Hydrologic Sciences Journal 48(2): 197-209.
- Droogers P, and Allen RG, 2002. Estimating reference evapotranspiration under inaccurate data conditions. Irrigation and Drainage Systems 16(1): 33-45.
- Hargreaves GH, and Samani ZA, 1985. Reference crop evapotranspiration from temperature. Applied Engineering Agriculture 1(2): 96-99.
- Jain SK, Singh VP, and Van Genuchten MTh, 2004. Analysis of soil water retention data using artificial neural networks. Journal of Hydrologic Engineering ASCE 9(5): 15-20.
- Jang JSR, 1993. ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system. IEEE Transactions on System Management and Cybernetics 23(3): 665-685.
- Jang JSR, Sun CT, and Mizutani E, 1997. Neurofuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence. Prentice-Hall, New Jersey.
- Jones JW, and Ritchie JT, 1990. Crop growth models. Pp 63-89. In: Hoffman GL, Howel TA and Solomon KH (eds). Management of Farm Irrigation Systems, ASAE Monograph 9.
- Kisi O, 2005. Suspended sediment estimation using neuro-fuzzy and neural network approaches. Hydrological Sciences Journal 50(4): 683-696.
- Kisi O, 2006a. Generalized regression neural networks for evapotranspiration modeling. Hydrological Sciences Journal 51(6): 1092-1105.
- Kisi O, 2006b. Evapotranspiration estimation using feed forward neural networks. Nordic hydrology 37(3): 247-260.
- Kisi O, 2007. Evapotranspiration modeling from climate data using a neural computing technique. Hydrological Processes 21(6): 1925-1934.
- Kisi O, and Ozturk O, 2007. Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. Journal of Irrigation and Drainage Engineering ASCE 133(4): 368-379.
- Kumar M, Raghuvanshi NS, Singh R, Wallender WW, and Pruitt WO, 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural networks. Journal of Irrigation and Drainage Engineering 128(4): 224-233.
- Landeras G, Ortiz-Barredo A, and Lopez JJ, 2008. Comparison of artificial neural network models and empirical and semi-empirical equations for daily reference evapotranspiration estimation in the Basque Country (Northern Spain). Agricultural Water Management 95: 553-565.
- Lippman R, 1987. An introduction to computing with neural nets. IEEE ASSP Mag 4: 4-22.

- Maier HR, and Dany GC, 2000. Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modeling issues and applications. *Environmental Modeling and Software* 15: 101-124.
- Makkink GF, 1957. Testing the Penman formula by means of lysimeters. *Journal of the Institute of Water Engineers* 11(3): 277-288.
- Minns AW, and Hall MJ, 1996. Artificial neural networks as rainfall-runoff models. *Hydrological Sciences Journal* 41(3): 399-418.
- Moghaddamia A, Ghafari Gousheh M, Piri J, Amin S, and Han D, 2009. Evaporatin estimation using artificial neural networks and adaptive neurofuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources* 32: 88-97.
- Penman HL, 1948. Natural evaporation from open water, bare soil and grass. *Mathematical and Physical Sciences* 193(1032): 120-145.
- Palit AK, and Popovic D, 1999. Forecasting chaotic time series using neuro fuzzy approach. Pp 1538-1543. In: *Proc. IEEE IJCNN, Washington, DC, Vol 3.*
- Palit AK, and Popovic D, 2000. Intelligent processing of time series using neuro fuzzy genetic approach. Pp 141-146. In: *Proc. IEEE-ICIT Conference, Goa, India, Vol 1.*
- Palit AK, and Popovic D, 2005. *Computational Intelligence in Time Series Forecasting; Theory and Engineering Applications.* Springer, Heidelberg.
- Russel SO, and Campbell PF, 1996. Reservoir operating rules with fuzzy programming. *Journal of Water Resources and Planning Management* 123(3): 165-170.
- Shiri J, Dierickx W, Pour-Ali Baba A, Neamati S, and Ghorbani MA. 2011. Estimating daily pan evaporation from climatic data of the State of Illinois, USA using adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and artificial neural networks (ANN). *Hydrology Research* 42(6): 491-502.
- Sudheer KP, Goasin AK, and Ramasastri KS, 2003. Estimating actual evapotranspiration from limited climate data using neural computing technique. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 129(3): 214-218.
- Supharatid S, 2003. Application of a neural network model in establishing a stage-discharge relationship for a tidal river. *Hydrological Processes* 17: 3085-3099.
- Tayfur G, 2002. Artificial neural networks for sheet sediment transport. *Hydrological Sciences Journal* 4(6): 879-892.
- Temesgen B, Allen RG, and Jensen DT, 1999. Adjusting temperature parameters to reflect well watered conditions. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 125(1): 26-33
- Thorntwaite CW, 1948. An approach toward a national classification of climate. *Geographic Reviews* 38(1): 55-94.
- Trajkovic S, 2005. Temperature- based approaches for estimating reference evapotranspiration. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 131(4): 316-323.
- Trajkovic S, Todorovic B, and Stankovic M, 2003. Forecasting of reference evapotranspiration by artificial neural networks. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering* 129(6): 454-457.
- Turc L, 1961. Evaluation of the basis of potential evapotranspiration in irrigation. *Annals of Agronomy* 12(1): 13-49.