



گزارش فنی

مقدمه

ایجاد توابع انتقالی روشی غیرمستقیم برای برآورد عوامل مجهول است که با استفاده از معادلات همبستگی و یا شبکه عصبی مصنوعی میان عوامل معلوم و مجهول ارتباط برقرار می‌کند. مروری بر پژوهش‌های انجام شده نشان می‌دهند که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق گیاه مرجع [۶]، تبخیر از تشت [۵ و ۸] و تشعشع [۴] ابزار بسیار مناسبی هستند. میناسنی و همکاران [۷] نشان دادند که بهترین روش جهت گسترش توابع انتقالی جهت پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی خاک، استفاده از معادله همبستگی غیرخطی بوده و اعتبارسنجی توابع بدست آمده از این روش نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی داده است. بررسی مدارک و اسناد داخلی نشان داد که کاربری توابع انتقالی در حیطه هواشناسی با مفهوم برآورد عوامل اقلیمی از روی سایر عوامل هواشناسی در ایران انجام نشده است. لذا هدف از انجام این پژوهش برآورد غیرمستقیم برخی عوامل اقلیمی نظیر تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی (که فقط در ایستگاه‌های سینوپتیک اندازه‌گیری می‌شوند) از روی سایر عوامل شامل درجه حرارت، رطوبت نسبی، سرعت باد و بارندگی (که در اکثر ایستگاه‌های هواشناسی ثبت می‌شوند) می‌باشد.

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده

در این پژوهش از آمار ایستگاه هواشناسی سینوپتیک تبریز در بازه زمانی ۱۹۹۲ تا ۲۰۰۴ استفاده گردیده است. عوامل جوی مورد استفاده در این پژوهش شامل میانگین ماهانه بیشینه دما (درجه سانتی‌گراد)، میانگین ماهانه کمینه دما (درجه سانتی‌گراد)، میانگین ماهانه بیشینه رطوبت نسبی (درصد)، میانگین ماهانه رطوبت نسبی (درصد)، میانگین ماهانه سرعت باد (متر در ثانیه)، مجموع بارندگی ماهانه (میلی‌متر) و تعداد روزهای بارندگی (روز) بودند. در واقع عوامل جوی اندازه‌گیری شده ویژگی‌هایی از هوا هستند که اندازه‌گیری مستقیم آنها آسان و ارزان بوده و به طور معمول در ایستگاه‌های هواشناسی اندازه‌گیری و ثبت می‌شوند. عوامل اقلیمی، عامل‌هایی هستند که اندازه‌گیری مستقیم آنها نیاز به تجهیزات گرانقیمت دارد به طوری که بسیاری از ایستگاه‌های هواشناسی در سطح کشور فاقد این تجهیزات می‌باشند. از سوی دیگر این ویژگی‌ها در نمون‌سازی و کارهای مدیریتی منابع آب و خاک مورد

برآورد برخی عوامل اقلیمی با استفاده از توابع انتقالی

حامد ابراهیمیان^۱، عبدالمجید لیاقت^۲ و جواد بذرافشان^۳
تاریخ دریافت: ۸۸/۱۲/۱۵ تاریخ پذیرش: ۹۰/۰۳/۱۸

چکیده

بعضی از ایستگاه‌های هواشناسی کشور یا بدون تجهیزات لازم برای اندازه‌گیری عواملی مانند تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی هستند و یا فاقد آمارهای مداوم و درازمدت می‌باشند. تعیین توابع انتقالی روشی غیرمستقیم برای برآورد عواملی است که وسیله اندازه‌گیری مستقیم آنها در ایستگاه موجود نیست. در این روش با کاربرد معادلات همبستگی و یا شبکه عصبی مصنوعی میان عوامل جوی اندازه‌گیری شده و اقلیمی ارتباط برقرار می‌شود. از این رو هدف این پژوهش برآورد عوامل اقلیمی شامل تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی از عوامل جوی اندازه‌گیری شده در ایستگاه هواشناسی سینوپتیک تبریز بوده است. این پژوهش نشان داد که توابع انتقالی با دقت مطلوبی توانستند مقادیر ماهانه تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی را برآورد نمایند. مقایسه نتایج شبکه عصبی و معادلات همبستگی نشان می‌دهد که اختلاف زیادی در این دو روش وجود ندارد و تنها برای عامل مجهول تشعشع خورشیدی، شبکه عصبی دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به معادله همبستگی می‌باشد. در هر دو تابع انتقالی (شبکه عصبی و معادلات همبستگی)، برآورد تبخیر از تشت و ساعات آفتابی بهتر از تشعشع خورشیدی بوده است. واژه‌های کلیدی: تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی، ساعات آفتابی، معادله همبستگی خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی

۱- نویسنده مسئول و دانشجوی دکتری گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران ebrahimian@ut.ac.ir

۲- استاد گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران

۳- استادیار گروه مهندسی آبیاری و آبادانی، دانشگاه تهران

جدول ۱- آزمون ضرایب همبستگی متقاطع عوامل جوی اندازه‌گیری شده (متغیرهای ورودی) در ایستگاه تبریز در سطح معنی‌داری ۵ درصد.

عوامل هواشناسی	سرعت باد	حداکثر درجه حرارت	حداقل درجه حرارت	حداکثر رطوبت نسبی	حداقل رطوبت نسبی	مقدار بارندگی
حداکثر درجه حرارت	۰/۷۳۱					
حداقل درجه حرارت	۰/۷۳۶	۰/۹۹۴				
حداکثر رطوبت نسبی	-۰/۷۵۹	-۰/۹۳۱	-۰/۹۱۹			
حداقل رطوبت نسبی	-۰/۷۰۹	-۰/۹۳۸	-۰/۹۰۷	۰/۹۲۵		
مقدار بارندگی	-۰/۲۸۴	-۰/۳۲۸	-۰/۳۲۳	۰/۴۹۷	۰/۳۲۱	
تعداد روزهای بارندگی	-۰/۴۲۶	-۰/۵۴۳	-۰/۵۳۰	۰/۶۸۹	۰/۵۳۶	۰/۷۴۶

مارکوات- لورنبرگ (LM) برای آموزش شبکه عصبی، تابع آستانه سیگموئیدی برای محدودسازی دامنه داده‌های خروجی از هر نرون و روند آموزشی الگو به الگو (Epochs) به عنوان جزئیات مراحل آماده‌سازی شبکه انتخاب و به کار گرفته شد [۹]. برای هر سه عامل مجهول، ۸۰ درصد داده‌ها (از ۱۹۹۲ تا ۲۰۰۰) برای آموزش شبکه عصبی و ۲۰ درصد داده‌ها (از ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۴) برای آزمون شبکه عصبی آموزش دیده به کار گرفته شد.

معیارهای ارزیابی توابع انتقالی

در این پژوهش نمایانه‌های ضریب تعیین (R^2)، ضریب راندمان (CE)، خطای استاندارد (SE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) برای ارزیابی توابع استفاده شد.

نتایج و بحث

معادله همبستگی خطی چندگانه

پردازش داده‌ها

برای انتخاب متغیرهای مناسب جهت مدل‌سازی تبخیر از تشت، تشعشع خورشید و ساعات آفتابی از بین چندین متغیر ورودی، آزمون همراستایی متغیرهای ورودی شامل بیشینه درجه حرارت، کمینه درجه حرارت، بیشینه رطوبت نسبی، کمینه رطوبت نسبی، سرعت باد، مقدار بارندگی و تعداد روزهای بارندگی بر مبنای ضرایب همبستگی و معادله همبستگی گام به گام انجام شد (جدول ۱). در نهایت، متغیرهای ورودی برای تشعشع و تبخیر از تشت به ترتیب بیشینه درجه حرارت (T_{max}) و کمینه درجه حرارت (T_{min}) انتخاب گردید در حالی که برای ساعات آفتابی متغیرهای ورودی بیشینه درجه حرارت و تعداد روزهای بارندگی (D) انتخاب گردید.

استخراج معادلات همبستگی

معادلات همبستگی بدست آمده و ضرایب تعیین آنها برای ۸۰ درصد داده‌ها طی سال‌های ۱۹۹۲ تا ۲۰۰۰ در جدول (۲) آورده شده است. طبق جدول (۲)، معادلات استخراج شده دارای ضرایب تعیین بالایی می‌باشند که نشان دهنده همبستگی بالا بین متغیرهای ورودی و عامل مجهول است.

نیاز می‌باشند. عوامل اقلیمی یا مجهول در این پژوهش مجموع ماهانه تبخیر از تشت (میلی‌متر)، مجموع ماهانه تشعشع خورشیدی (کالری بر سانتی متر مربع) و میانگین ماهانه ساعات آفتابی می‌باشند.

توابع انتقالی

از توابع انتقالی می‌توان به منظور برآورد عوامل اقلیمی از روی عوامل جوی اندازه‌گیری شده در ایستگاه هواشناسی استفاده نمود. در این مطالعه، برای توسعه توابع انتقالی از روش معادله همبستگی خطی چندگانه و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده گردید.

روش معادله همبستگی خطی چندگانه (MLR)

در مدل‌های معادله همبستگی خطی چندگانه رابطه حقیقی بین Y و X_1, X_2, \dots, X_k نامعلوم است، اما در دامنه‌های معینی از متغیرهای مستقل روابط معادله همبستگی خطی به طور تقریب قابل تعریف می‌باشد [۲]:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \beta_3 X_3 + \dots + \beta_i X_i + \dots + \beta_n X_n \quad (1)$$

که Y متغیر وابسته، X_k متغیر مستقل و β_i ضرایب معادله همبستگی نامیده می‌شوند. تفسیر و استفاده از یک مدل معادله همبستگی چندگانه اغلب به طور روشن به برآوردهای تک تک ضرایب معادله همبستگی بستگی دارد [۲].

شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه

شبکه عصبی مصنوعی^۱ مدلی ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط ریاضی غیرخطی برای درون‌یابی را دارد. این مدل با ساختار پرسپترون چند لایه بطور کلی از سه لایه و هر لایه از تعدادی واحد پردازشگر بنام نرون (سلول، واحد و یا گروه) تشکیل شده است [۳]. در این پژوهش مدل‌های مختلف شبکه عصبی برای سه عامل تبخیر از تشت، تشعشع خورشید و ساعات آفتابی در نظر گرفته شده‌اند. برای ایجاد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار NeuralWorks استفاده گردید [۹]. الگوریتم آموزشی پس انتشار

1- Artificial Neural Network

جدول ۲- معادلات همبستگی استخراج شده برای عوامل تبخیر از تشت، تشعشع خورشید و ساعات آفتابی

عامل مجهول	معادله همبستگی	R^2
تبخیر از تشت	$7.33 T_{\min} - 19.4$	۰/۹۶
تشعشع خورشید	$16125 T_{\max} + 1645$	۰/۸۵
ساعات آفتابی	$0.236 T_{\max} - 0.033 D + 3.76$	۰/۹۵

T_{\max} = بیشینه درجه حرارت، T_{\min} = کمینه درجه حرارت، D = تعداد روزهای بارندگی

را برقرار نموده و آن را برای برآورد مقادیری از تبخیر از تشت که شبکه با آنها آموزش ندیده است، به کار گیرد. نکته جالب توجه این است که عملکرد مدل ۲ همانند مدل ۱ می باشد.

تشعشع خورشیدی

برای برآورد تشعشع خورشیدی دو مدل زیر مورد بررسی قرار گرفتند:

- مدل (۱): عامل‌های لایه ورودی این مدل شامل همه متغیرهای ورودی (۷ متغیر) بود.
- مدل (۲): لایه ورودی این مدل فقط بیشینه درجه حرارت بود. ضریب تعیین، ضریب راندمان و خطای استاندارد برای مدل ۱ به ترتیب ۰/۸۱، ۰/۶۳ و ۰/۲۱ و برای مدل ۲ به ترتیب ۰/۷۴، ۰/۶۰ و ۰/۲۳ بدست آمد. با توجه به نمایانه‌های ارزیابی، عملکرد مدل ۱ (با ۷ عامل ورودی) بالاتر از مدل ۲ (با یک عامل ورودی) بوده که نشان می‌دهد هر چه تعداد متغیرهای ورودی بیشتر باشد پیش‌بینی مدل شبکه عصبی دقیق‌تر است.

ساعات آفتابی

برای برآورد ساعات آفتابی سه مدل زیر مورد بررسی قرار گرفتند:

- مدل (۱): عامل‌های لایه ورودی این مدل شامل همه متغیرهای ورودی (۷ متغیر) بود.
- مدل (۲): لایه ورودی این مدل را بیشینه درجه حرارت و تعداد روزهای بارندگی تشکیل داد.
- مدل (۳): لایه ورودی این مدل فقط بیشینه درجه حرارت بود. دقت برآورد مدل‌های ارائه شده با معیارهای ضریب تعیین، ضریب راندمان و خطای استاندارد برای مدل ۱ به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۸۷ و ۰/۱۲، برای مدل ۲ به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۸۹ و ۰/۱۱ و برای مدل ۳ به ترتیب ۰/۸۹، ۰/۸۹ و ۰/۱۱ بدست آمد. به دلیل اینکه این نمایانه‌ها برای سه مدل فوق‌الذکر تا حدودی یکسان هستند، مدل ۳ که فقط دارای یک عامل ورودی می‌باشد از نظر کاربرد در اولویت قرار دارد.

ارزیابی معادلات همبستگی

معادلات همبستگی برای ۲۰ درصد باقیمانده داده‌ها طی سال‌های ۲۰۰۱ تا ۲۰۰۴ میلادی مورد ارزیابی قرار گرفت. بدین ترتیب مقادیر ماهانه تبخیر از تشت، تشعشع خورشید و ساعات آفتابی برای دوره ارزیابی محاسبه شدند و با مقادیر واقعی (اندازه‌گیری شده) مورد مقایسه قرار گرفتند (شکل ۱).

دقت برآورد معادلات ارائه شده با معیارهای ضریب تعیین، ضریب راندمان و خطای استاندارد برای تبخیر از تشت به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۹۳ و ۰/۱۵، برای تشعشع به ترتیب ۰/۷۵، ۰/۶۶ و ۰/۲۲ و برای ساعات آفتابی به ترتیب ۰/۹۰، ۰/۸۹ و ۰/۱۱ حاصل شد. به طور کلی معادلات مربوط به تبخیر از تشت و ساعات آفتابی بالاترین دقت و معادله تشعشع کمترین دقت را دارد. دلیل این امر می‌تواند خطای زیاد در اندازه‌گیری عامل تشعشع خورشیدی دانست به طوری که در برخی روزها مقدار تشعشع دریافتی ثبت شده به چند برابر آستانه تشعشع خورشید در خارج آتمسفر می‌باشد. بذرافشان و همکاران [۱] کیفیت نامطلوب داده‌های ثبت شده در ایستگاه‌های کشور را دلیل عدم دستیابی به نتایج مناسب شبیه‌سازی در مورد تشعشع خورشید بیان کردند.

شبکه عصبی مصنوعی

تبخیر از تشت

برای برآورد تبخیر از تشت دو مدل زیر مورد بررسی قرار گرفتند:

- مدل (۱): عامل‌های لایه ورودی این مدل شامل همه متغیرهای ورودی (۷ متغیر) بود.
- مدل (۲): لایه ورودی این مدل فقط کمینه درجه حرارت بود. دقت برآورد مدل‌های ارائه شده با معیارهای ضریب تعیین، ضریب راندمان و خطای استاندارد برای مدل ۱ به ترتیب ۰/۹۳، ۰/۹۳ و ۰/۱۴ و برای مدل ۲ به ترتیب ۰/۹۴، ۰/۹۳ و ۰/۱۴ بدست آمد. گرچه مدل ۲ فقط دارای یک عامل ورودی می‌باشد، اما با توجه به ضریب تعیین بالای ۰/۹ و میزان خطای یکسان با مدل ۱ قادر است رابطه منطقی میان تبخیر از تشت و کمینه درجه حرارت

مقایسه معادلات همبستگی و شبکه عصبی

مقایسه نتایج شبکه عصبی (برای بهترین مدل) و معادلات همبستگی نشان می‌دهد که اختلاف زیادی در این دو روش وجود ندارد و تنها برای عامل مجهول تشعشع، شبکه عصبی دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به معادله همبستگی می‌باشد. علت عملکرد مناسب‌تر شبکه عصبی را می‌توان به هوشمند بودن نحوه تجزیه و تحلیل داده‌ها نسبت داد. در هر دو تابع انتقالی (شبکه عصبی و معادلات همبستگی) برآورد تبخیر از تشت و ساعات آفتابی بهتر از تشعشع خورشیدی بوده است.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه عوامل اقلیمی شامل تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی از عوامل جوی اندازه‌گیری شده با استفاده از توابع انتقالی (معادلات همبستگی و شبکه عصبی مصنوعی) برآورد شده‌اند. نتایج نشان داد که توابع انتقالی با دقت مطلوبی توانستند مقادیر تبخیر از تشت، تشعشع خورشیدی و ساعات آفتابی را برآورد نمایند. اختلاف زیادی بین دو روش شبکه عصبی و معادلات همبستگی وجود نداشته است و تنها برای عامل مجهول تشعشع خورشیدی، شبکه عصبی دارای عملکرد مناسب‌تری نسبت به معادله همبستگی می‌باشد. در هر دو تابع انتقالی برآورد تبخیر از تشت و ساعات آفتابی بهتر از تشعشع خورشیدی بوده است. در نهایت با توجه به نتایج این پژوهش، می‌توان استفاده از معادلات همبستگی برای برآورد متغیرهای تبخیر از تشت، تشعشع و ساعات آفتابی را پیشنهاد کرد.

منابع

۱- بذرافشان، ج. خلیلی، ع. هورفر، ع. ح. ترابی، ص. و حجام، س. ۱۳۸۸. بررسی و مقایسه عملکرد دو مدل (ClimGen و LARS-WG) در شبیه‌سازی متغیرهای هواشناسی در شرایط

مختلف اقلیمی ایران. مجله تحقیقات منابع آب ایران، ۵۷-۴۴: ۵(۱) ۲- رضایی، ع. م. و سلطانی، ا. ۱۳۸۲. مقدمه‌ای بر تحلیل معادله همبستگی کاربردی. ۲۹۴ صفحه.
۳- منهاج، م. ب. ۱۳۸۱. مبانی شبکه‌های عصبی هوش محاسباتی در کنترل. انتشارات دانشگاه صنعتی امیر کبیر، جلد اول. ۵۰۲ صفحه.

4- Dorvlo, A. S. S., Jervase, J. A. and Al-Lawati, A. 2002. Solar radiation estimation using artificial neural networks. Applied Energy, 71 (4): 307-319.

5- Keskin, M. E. and Terzi, O. 2006. Artificial neural network models of daily pan evaporation. Journal of Hydrologic Engineering 11(1): 65-70

6- Kumar, M., Raghuwanshi, N. S., Singh, R., Wallender, W. W. and Pruitt, W. O. 2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. Journal of Irrigation and Drainage Engineering, 128(4): 224-233.

7- Minasny, B., McBratney, A. B. and Bristow, K. L. 1999. Comparison of different approaches to the development of pedotransfer functions for water-retention curves. Geoderma, 93, 225-253.

8- Terzi, O. and Keskin, M. E. 2005. Daily pan evaporation estimation using artificial neural networks approach. Technical Journal of Turkish Chamber of Civil Engineers 16(4):3683-3693.

9- Unknown. 1996. Neuralworks Professional II/PLUS Help version 5.23. NeuralWare, Inc, Pittsburgh.