



"مقاله پژوهشی"

مقایسه عملکرد مدل‌های GLM، RF و DL در برآورد تبخیر-تعرق گیاه مرجع در ایستگاه سینوپتیک زابل

هادی سیاسر^۱ و تورج هنر^۲

۱- استادیار دانشکده کشاورزی، دانشگاه پیام نور، تهران، ایران، (نویسنده مسؤول: hadisisar@pnu.ac.ir)

۲- دانشیار، بخش مهندسی آب، دانشگاه شهراز

تاریخ ارسال: ۹۷/۱۲/۱۲ تاریخ پذیرش: ۹۹/۰۳/۰۶

صفحه: ۲۱۹ تا ۲۱۰

چکیده

تبخیر-تعرق یکی از مهم‌ترین اجزای چرخه هیدرولوژی برای برنامه‌ریزی سیستم‌های آبیاری و ارزیابی اثرات هیدرولوژی تغییر اقلیم است و تعیین صحیح آن برای بسیاری از مطالعات از قبیل توازن هیدرولوژیکی آب، طراحی شبکه‌های آبیاری و زهکشی، شبکه‌سازی میزان محصولات و طراحی و بهینه‌سازی منابع آب از اهمیت بالایی برخوردار است. خاصیت غیرخطی، عدم قطعیت ذاتی و نیاز به اطلاعات متنوع اقیمه‌ی در برآورد تبخیر-تعرق از لایلی بوده‌اند که باعث شده پژوهشگران از روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی استفاده نمایند. در این تحقیق جهت برآورده دقيق از مقدار تبخیر-تعرق مرجع روزانه بین سال‌های ۲۰۱۸-۲۰۰۹ در شهرستان زابل در شمال استان سیستان و بلوچستان روش استاندارد و متداول فائق-پمن-مونتیث و داده‌های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک زابل مقدار تبخیر-تعرق مرجع ET₀ محاسبه و سپس با ارائه سناریوهای مختلفی از ترکیب پارامترهای هواشناسی شامل دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، بارش، ساعات آفتابی، سرعت باد و تبخیر به عنوان ورودی مدل‌های یادگیری عمیق، جنگل تصادفی و مدل خطی تعیین یافته در مقایس زمانی روزانه سعی در برآورد دقیق تری از تبخیر-تعرق مرجع به عنوان خروجی مدل شده است. در برآورد تبخیر و تعرق روزانه در مدل‌های مذکور، ۲۵ سناریو از ترکیب داده‌های هواشناسی انتخاب گردید و برای ارزیابی مدل‌ها از روش فائق-پمن-مونتیث استفاده شد. درین سناریوهای مورد بررسی، سناریوی M5 (دمای حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، سرعت باد و تبخیر از تشت) برای مدل یادگیری عمیق با ریشه میانگین مرباعات خطا (۰/۰۱۷) میلی‌متر بر روز و بیشترین ضریب همبستگی (۰/۹۹۶) بهترین عملکرد را در بین مدل‌های فوق داشتند. همچنین مدل یادگیری عمیق دقت و پایداری بیشتری نسبت به دیگر مدل‌ها نشان دادند. بنابراین این تحقیق مدل یادگیری عمیق را برای برآورد تبخیر و تعرق گیاه مرجع در شهر زابل توصیه می‌کند.

واژه‌های کلیدی: تبخیر و تعرق، عدم قطعیت، فائق-پمن-مونتیث، یادگیری عمیق

به گیاه شده و به دنبال آن، کاهش محصول را به دنبال خواهد داشت (۱۸). معمولاً برای اندازه‌گیری مستقیم مقدار تبخیر-تعرق از لایسیمتر استفاده می‌شود. با این حال اندازه‌گیری پرهزینه بوده و نیازمند صرف وقت زیاد است که همیشه امکان‌پذیر نیست. از این رو غالباً روش‌های غیرمستقیم برای برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل مورد استفاده قرار می‌گیرد. این روش‌ها شامل طیف وسیعی از مدل‌های ساده تحریبی تا روش‌های پیچیده ترکیبی (مانند پمن-مونتیث) که بر قوانین فیزیکی استوار شده است، تغییر می‌کنند. مطالعات پیشین نشان می‌دهد، که مقدار تخمینی ET₀ با استفاده از روش فائق-پمن-مونتیث (۵۶ PM) در اقلیم‌های مختلف به مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک‌تر است (۱).

به علت پیچیدگی و عدم دانش کافی در مورد فرایندهای فیزیکی در چرخه هیدرولوژیک از جمله تبخیر-تعرق، ساخت مدل‌های آماری و گسترش آن‌ها برای بیان این فرایندها همیشه مورد توجه مهندسین بوده است. با توجه به مجھول‌بودن اطلاعات جوی در آینده برای برنامه‌ریزی منابع آب و مدیریت آبیاری در مزرعه نیاز است تا به گونه‌ای تبخیر-تعرق را در دوره‌های زمانی متفاوت پیش‌بینی نمود. اطلاع از

مقدمه

تبخیر-تعرق یکی از مولفه‌های مهم چرخه هیدرولوژی است که تخمین دقیق آن برای مدیریت بهینه منابع آب و برنامه‌ریزی سیستم‌های آبیاری و ارزیابی اثرات هیدرولوژی لازم می‌باشد. تخمین میزان دقیق تبخیر-تعرق گیاه مرجع، ET₀ نه تنها در برنامه‌ریزی آبیاری و تعیین دوره آبیاری، بلکه در مطالعات مربوط به مدل بیلان آب هر ناحیه از اهمیت فراوانی برخوردار است. افزون بر این، ET₀ در تامین نیاز آبی گیاهان، برنامه‌ریزی دقیق آبیاری و مطالعات بیلان آب مخازن، ضرورت دارد (۳). برنامه‌ریزی دقیق آبیاری مستلزم داشتن اطلاعات کافی از ET₀ است. تبخیر-تعرق یکی از مولفه‌های هیدرولوژیکی است که تابعی از عوامل مختلف هواشناسی نظری دمای هوا، رطوبت نسبی، سرعت باد و تابش خورشیدی است. این مولفه در مطالعات مختلف کشاورزی از جمله طراحی سیستم‌های آبیاری و زهکشی، طراحی مخازن و برنامه‌ریزی آبیاری نقش مهمی ایفا می‌کند (۱۱). تخمین بیش از حد آب مورد نیاز گیاه ضمن هدر دادن آب آبیاری، باعث ماندگی شدن اراضی، شستشوی مواد غذایی و آلوده‌نمودن آب زیرزمینی می‌شود. از سوی دیگر، تخمین کمتر نیز باعث تنفس خشکی

پیش‌بینی پارامترهای آب و هوایی صورت گرفته است. برای نمونه لیو و همکاران (۲۴) از یک تکنیک یادگیری عمیق به نام Encoder Auto Stacked چهت پیش‌بینی چهار پارامتر آب و هوایی دما، سرعت باد، فشار سطح متوسط دریاها و دمای نقطه شنبم با استفاده از کلان داده‌های هواشناسی در ۲۴ ساعته آینده پرداختند. نتایج، موفقیت روش‌های مبتنی بر یادگیری عمیق در پیش‌بینی پارامترهای آب و هوایی را نشان داد. در تحقیقی دیگر دالت و همکاران (۷) به پیش‌بینی کوتاه‌مدت وزش باد با استفاده از دو شبکه عصبی عمیق و کم عمق پرداختند.

در این تحقیق تلاش شد تا الگوریتمی چهت انتخاب پارامترهای ورویدی بهینه معرفی شود. نتایج این تحقیق برتری شبکه عصبی عمیق را نشان داد (۱۷).

ساقی و جین (۲۲)، با بررسی روش‌های آموزش عمیق، مدل خطی تعمیم‌یافته، جنگل تصادفی و درخت گرادیان بوستینگ برای محاسبه تبخیر-تعرق، مناسب‌بودن این روش‌ها و همچنین یک ترکیب الگویی از متغیرهای دمای حداکثر، دمای حداقل، رطوبت نسبی، سرعت باد و تشушع خورشیدی و ساعات آفتابی را تأیید کردند.

هدف از انجام این تحقیق، شناسایی پارامترهای تاثیرگذار در محاسبه تبخیر-تعرق مرجع روزانه در شهر زابل و بررسی الگوهای مختلف از ترکیب الگویی تعمیم‌یافته Generalized Linear Model (GLM)، جنگل تصادفی (Random Forest, RF) و یادگیری عمیق (Deep Learning) به عنوان تکنیک‌های نوین محاسباتی و انتخاب مدل برتر بر اساس الگوی منتخب می‌باشد.

مواد و روش‌ها

ایستگاه سینوپتیک زابل در شمال استان سیستان و بلوچستان و در مختصات جغرافیایی ۳۰ درجه و ۱۸ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۲۰ دقیقه عرض شمالی و ۶۱ درجه و ۱۰ دقیقه تا ۶۱ درجه و ۵۰ دقیقه طول جغرافیایی شرقی واقع شده است. ایستگاه سینوپتیک زابل در دشت سیستان با بارندگی میانگین سالیانه ۵/۹ میلی‌متر و میزان تبخیر سالیانه بوده و براساس شاخص خشکی دومارتن جزء نواحی فراخشک محسوب می‌شود.

داده‌های مورد استفاده در تحقیق شامل حداکثر، حداقل و میانگین دما، حداکثر، حداقل و میانگین رطوبت نسبی، ساعت‌آفتابی، سرعت باد، بارش و تبخیر از تشت، به صورت روزانه در طول دوره آماری ۲۰۰۹-۲۰۱۸ از ایستگاه هواشناسی سینوپتیک زابل جمع‌آوری شد. جدول (۱) متغیرهای مورد استفاده برای مدل‌سازی تبخیر-تعرق روزانه در طول دوره آماری برای ایستگاه سینوپتیک زابل را نشان می‌دهد.

وضعیت آتی تبخیر تعرق پتانسیل در مقیاس‌های سالانه و ماهانه می‌تواند به تصمیم‌گیری‌ها برای برنامه‌ریزی منابع آب در مزرعه کمک کند (۳).

در زمینه کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در برآورد تبخیر-تعرق مرجع تحقیقات متعددی صورت گرفته است (۲۳)، ولی کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در برآورد مقادیر تبخیر-تعرق مرجع کمتر مورد توجه قرار گرفته و تحقیقات محدودی در این زمینه موجود است. دیامانتپولو و همکاران (۸) عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی را در تخمین تبخیر-تعرق پتانسیل با حداقل داده هواشناسی بررسی نمودند و نتیجه گرفتند با درنظر گرفتن متوسط، ماکریم و مینیم مدل‌های دما، مدل‌های انتخابی شبکه عصبی مصنوعی تخمین‌های روزانه تبخیر-تعرق پتانسیل را در مقایسه با معادله هارگریوز اصلاح شده به صورت قابل توجهی بهمود می‌دهند. تیان و همکاران (۳۴) و سیلو و همکاران (۳۳) نشان دادند که پیش‌بینی هواشناسی با استفاده از روش‌های عددی می‌تواند به عنوان راه‌کاری مناسب چهت پیش‌بینی تبخیر-تعرق در آینده مورد استفاده قرار بگیرد. پالمر و همکاران (۳۰) پیشنهاد کردند که مجموعه مدل‌ها به ترتیج برای بهمود تخمین مدل‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. مدل‌های خطی تعمیم‌یافته^۱ (GLM) عموماً ابزارهایی تحلیلی برای انواع مختلف داده هستند. مدل‌های خطی تعمیم‌یافته شامل طیف گسترده‌ای از مدل‌های آماری نظری رگرسیون خطی برای پاسخ توزیع شده نرمال، مدل‌های لجستیک برای داده‌های باینری و مدل‌های خطی برای داده‌های شمارشی و همچنین بسیاری از مدل‌های آماری مفید از از طریق فرم‌سازی مدل کلی آن می‌شود. بسیاری از محققان گزارش داده‌اند که مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM) به طور گسترده در مدل‌سازی و پیش‌بینی بارش استفاده شده است (۶).

در سال‌های اخیر پیشرفت‌های زیادی در حوزه یادگیری عمیق صورت گرفته که سبب ایجاد روش‌های گوناگونی در این حوزه گشته است. شبکه باور عمیق یکی از قدرتمندترین الگوریتم‌های یادگیری عمیق (DL) است که در سال ۲۰۰۶ توسعه هیئت‌تون ارائه شده است. DL یک نگرش جدید به ایده شبکه‌های عصبی می‌باشد. در واقع DL مجموعه الگوریتم‌هایی است که در تلاش‌اند تا مفاهیم انتزاعی و پیچیده را در سطوح و لاشه‌های مختلف مدل کنند (۱۳، ۲۲، ۲۰). ایده اصلی شبکه‌های مبتنی بر یادگیری عمیق، نزدیک شدن هر چه بیشتر یادگیری ماشین به یکی از اهداف اصلی اش که همان هوش مصنوعی است، می‌باشد. در نگاه اول دو شبکه باور عمیق و پرسپترون چند لایه^۲ از لحاظ ساختار شبکه یکسان به نظر می‌آیند. این در حالی است که شبکه‌های باور عمیق از چند لایه ماشین بولتزمن محدودشده (RBM)^۳ ساخته شده‌اند (۲۲). در واقع یک ماشین بولتزمن نوع خاصی از میدان‌های تصادفی مارکوف هستند که از شبکه‌های متقارن با واحدهای تصادفی باینری تشکیل شده‌اند (۲۲). در این بین تحقیقات بسیار کمی با استفاده از یادگیری‌های عمیق چهت

1- Generalized Linear Models(GLM)
3- Multi Layer Perceptron

2- Deep Learning
4- Restricted Boltzmann Machine

جدول ۱- پارامترهای آماری مورد استفاده در مدلسازی تبخیر و تعرق پتانسیل روزانه در ایستگاه سینوپتیک زابل

پارامتر آماری	(درجه سانتی گراد)	رطوبت نسبی (درصد)	سرعت باد (متر ثانیه)	ساعت‌های آفتابی (ساعت)	ارتفاع از سطح دریا (متر)	Table 1. The statistical mean of the parameters used in modeling mobility and daily potential of Zabol station
۴۸۹/۲۰	۲۳/۴۵	۲۹/۸۵	۱۳/۳۱	۹/۱۱	۹/۷۰	میانگین
	۲۲/۸۰	۲۷/۵۰	۱۳	۷/۸۲	۷/۸۲	میانه
	۱۰/۲۴۵	۲۲/۵۵	۳۸/۹۲	-۱/۵۴	-۱/۵۴	واریانس
	-۲/۳۴	.۶۴	.۰/۹	۲/۲۸	۲/۲۸	چوگانی
	-۱/۲۲	-۰/۴۲	-۰/۹۸			کشیدگی

جدول ۲- سناریوهای در نظر گرفته شده جهت ساختار شبکه

سناریو	پارامترهای ورودی شبکه	تعداد متغیر	Table 2. Designed scenarios for network structure
۱	دما حداکثر، دما حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، بارش، ساعات آفتابی، سرعت باد، تبخیر از تشت	۱۰	
۲	دما حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، بارش، ساعات آفتابی، سرعت باد، تبخیر از تشت	۹	
۳	دما حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، ساعات آفتابی، سرعت باد، تبخیر از تشت	۹	
۴	دما حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، ساعات آفتابی، تبخیر از تشت	۸	
۵	دما حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۸	
۶	دما حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت حداکثر، رطوبت حداقل، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۷	
۷	دما حداکثر، دمای حداقل، دمای میانگین، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۶	
۸	دما حداکثر، دمای میانگین، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۵	
۹	دما میانگین، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۴	
۱۰	دما حداکثر، رطوبت میانگین، سرعت باد، تبخیر از تشت	۴	
۱۱	دما حداکثر، رطوبت میانگین، تبخیر از تشت	۳	
۱۲	دما حداکثر، سرعت باد، تبخیر از تشت	۳	
۱۳	دما حداکثر، سرعت باد	۲	
۱۴	دما حداکثر	۱	
۱۵	سرعت باد	۱	
۱۶	تبخیر از تشت	۱	
۱۷	دما حداکثر-دما حداقل	۲	
۱۸	رطوبت میانگین	۱	
۱۹	دما حداکثر، تبخیر از تشت	۲	
۲۰	دما حداکثر، طوبت میانگین	۲	
۲۱	دما حداکثر، رطوبت حداکثر	۲	
۲۲	دما میانگین، سرعت باد	۲	
۲۳	دما حداکثر، سرعت باد	۲	
۲۴	ساعت‌های آفتابی	۱	
۲۵	دما حداقل	۱	

ایجاد گردیده، سپس تمام درختان با هم برای پیش‌بینی ترکیب می‌گردد (۵).

یادگیری عمیق (DL)

شبکه باور عمیق یکی از قدرتمندترین الگوریتم‌های یادگیری عمیق (DL) است. این شبکه‌ها با ترکیب چندین تبدیل غیرخطی شکل می‌گیرند که هدف آن‌ها دستیابی به فضای بیشتر و در نهایت بازنمایی سودمند از داده‌های موجود است (۴). هر چه تعداد لایه‌ها در شبکه عصبی بیشتر شود، مسئله بهینه‌سازی پیچیده‌تر می‌شود. (شکل ۱) (۲۲).

به همین دلیل یکی از روش‌های آموزش این شبکه‌ها با استفاده از الگوریتم‌های پیش‌آموزشی بدون ناظر و لایه‌ای حریصانه انجام می‌گیرد (۴، ۲۴). در این روش ابتدا هر لایه به صورت مجزا آموزش داده می‌شود و در نهایت روی کل شبکه تنظیم دقیق و یکپارچه انجام می‌گرد. همچنین علاوه بر تقاضات‌های ساختاری، دو شبکه باور عمیق و پرسپترون چند لایه از لحاظ شیوه آموزشی نیز کاملاً متفاوت می‌باشند. مدل‌هایی نظری پرسپترون چندلایه، آموزش با کمک شیوه‌ی انتشار رو به عقب^۵ صورت می‌گیرد در صورتی که

مدل‌های خطی تعمیم‌یافته (GLM)

مدل‌های خطی تعمیم‌یافته برای مواجهی که مشاهدات به طور نرمال توزیع نیافتدند و زمانی که سایر روش‌های مدل رگرسیون مناسب نمی‌باشند، ابداع شدند. این مدل، در بین روش‌های مدل‌سازی دارای عملکرد خوبی است (۳۱). بسیاری از محققین از این روش در مدل‌سازی و پیش‌بینی‌های بارش استفاده کرده‌اند (۲۸۶).

جنگل تصادفی (RF)

مدل جنگل تصادفی در حال حاضر جزو بهترین الگوریتم‌های یادگیری است و برای بسیاری از مجموعه داده‌ها، دسته‌بندی را با سرعت بالایی انجام می‌دهد و برخلاف مدل‌های کلاسیکی چون رگرسیون^۶، که تنها بر پایه یک مدل تکیه دارند با استفاده از صدها و هزاران درخت از اطلاعات بیشتری در داده‌ها استفاده می‌کند تا بتوان استنباط بهتری از متغیرها داشت (۲۹). این روش یک تکنیک مدل ناپارامتری^۷ و متعلق به خانواده روش‌های دسته‌جمعی است. این الگوریتم از جمله دسته‌بندی‌هایی است که متد Bagging را به کار می‌گیرد (۵). در این روش تعداد زیادی درخت تصمیم

1- Regression

2- Nonlinear

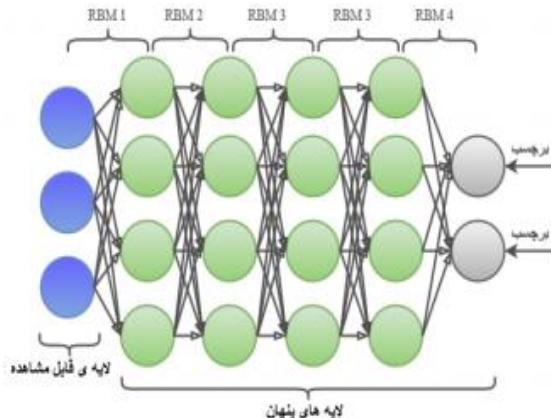
3- Deep Learning

4- Greedy Layer-wise Unsupervised Pre-training Algorithms

5- Backward Propagation Machine

بولتمن محدود شده را ایفا می‌کند و آموزش دومین ماشین بولتمن محدود شده با استفاده از خروجی ماشین بولتمن اول صورت می‌گیرد. این روند تا آموزش تک تک لایه‌های مدل تداوم می‌یابد (۱۶).

استفاده از همین متد آموزشی در شبکه‌های باور عمیق، سبب ایجاد خطای گرادیان محبوسوند^۱ می‌شود (۴، ۱۲). شیوه آموزش در شبکه‌های باور عمیق به این صورت است که ابتدا اولین ماشین بولتمن محدود شده آموزش می‌بیند، سپس لایه‌ی پنهان^۲ آن، نقش لایه قابل مشاهده دومین ماشین



شکل ۱- ساختار شبکه‌ی باور عمیق (۲۲)
Figure 1. The structure of the deep belief network (22)

نتایج پارامترهای آماری مدل‌های پیشنهادی برای انتخاب بهترین الگو در جدول (۳) ارائه شده است. ارزیابی کلی نتایج حاصل از مدل‌های خطی تعییم‌یافته، جنگل تصادفی و یادگیری عمیق و همچنین شاخص‌های آماری محاسبه شده، نشان‌دهنده توانایی این مدل‌های هوشمند در شبیه‌سازی میزان تبخیر-تعرق روزانه منطقه مورد مطالعه است. بررسی مقایسه مدل‌های خطی تعییم‌یافته، جنگل تصادفی و یادگیری عمیق نشان می‌دهد که می‌توان یک الگوی مشخصی برای ایستگاه سینوپتیک زابل را با دقت مناسب برای برآورد تبخیر-تعرق پتانسیل روزانه معروفی نمود و باید برای هر مدل، الگوی برتر را معروفی کرد. مهمترین چالش‌های یک مدل یادگیری ماشین، انتخاب بهترین الگوریتم ممکن، انتخاب متغیرهای نشانگر مناسب و در دسترس بودن مجموعه داده‌های ورودی است (۱۴).

پس از طراحی اجزای مختلف مدل‌های فوق، خروجی این مدل‌ها دریافت شد و با شاخص‌های آماری ذکر شده مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج هر یک از مدل‌ها در جدول (۳) دیده می‌شود. با تعیین بهترین مدل مناسب، ترکیب متغیرهای متفاوت در مدل خطی تعییم‌یافته بررسی شد و الگوهای M1 و M3 با بالاترین ضریب همبستگی R=0.95 و RMSE=1.712، به عنوان بهترین الگوها انتخاب شدند (جدول ۳).

در مدل جنگل تصادفی با الگوهای مختلف، بهترین ترکیب، الگوی M10 با متغیرهای دمای حداکثر، رطوبت میانگین، سرعت باد و تبخیر از تشت بود که با بیشترین ضریب همبستگی R=0.981 و کمترین خطای RMSE=1.073 به عنوان بهترین الگو در این مدل برگزیده شد. همچنین در رتبه‌های بعدی بهترتیب الگوهای M8، M3 و M1 در حد قابل قبول بودند. مهمترین پارامترها بهترتیب شامل دمای

ارزیابی روش‌های مورد استفاده

به منظور مقایسه مدل‌های مختلف از شاخص‌های آماری ضریب همبستگی (r) برای تعیین همبستگی بین مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده، میانگین قدرمطلق خطا (MAE) برای نشان‌دادن میزان هم خوانی میان مجموعه داده‌های مقادیر مشاهداتی و مدل‌سازی شده و از برای مقایسه مقادیر اندازه‌گیری شده با مقادیر پیش‌بینی شده از استفاده شد (۳۳).

$$r = \frac{\sum_{i=1}^N O_i P_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^N O_i^2 \sum_{i=1}^N P_i^2}} \quad (2)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^N |O_i - P_i|}{N} \quad (3)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (4)$$

در این روابط: O_i : تبخیر و تعرق به روشن فائو-پنم-مانیث؛ P_i : تبخیر و تعرق محاسبه شده به هر روش؛ R : ضریب همبستگی که هر چه این شاخص به یک نزدیکتر باشد نشان‌دهنده همبستگی بالای مدل می‌باشد و MAE و $RMSE$ به ترتیب میانگین قدرمطلق خطا و ریشه میانگین مربعات خطا که هرچه این شاخص به صفر نزدیکتر باشد نشان‌دهنده انحراف کمتر و دقت بالاتر مدل می‌باشد.

نتایج و بحث

با محاسبه مقادیر تبخیر-تعرق مرجع با روشن فائو-پنم-مانیث و در نظر گرفتن این مقادیر به عنوان مقادیر هدف در آموزش، شبکه مدل‌های خطی تعییم‌یافته، جنگل تصادفی و یادگیری عمیق ایجاد و عملکرد آنها بررسی شد.

خورشیدی خالص، سرعت باد، دمای میانگین و رطوبت نسبی میانگین، و همچنین الگوی تشعشع خورشیدی خالص، رطوبت نسبی میانگین و دمای میانگین نتایج بهتر از سایر روش‌ها ارائه داد.

فنج و همکاران (۹) برای منطقه‌ای خشک در چین نشان داد که روش جنگل تصادفی و روش شبکه‌های عصبی رگرسیونی تعمیم‌یافته (Generalized Regression Neural Networks, GRNN)، نتایج مناسبی در تخمین تبخیر-تعرق روزانه داشتند و نتایج روش جنگل تصادفی اندکی مناسب‌تر بود.

میانگین، دمای حداکثر، سرعت باد، دمای میانگین و تبخیر از تشت بودند.

گراناتا (۱۴) با بررسی الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین شامل الگوریتم‌های درخت تصمیم M5P، روش دسته‌بندی (bagging)، روش جنگل تصادفی و روش رگرسیون بردار پشتیبانی (Support Vector Regression, SVR) و همچنین الگوهای مختلف متغیرهای هواشناسی و مقایسه آنها با روش فائو-پنم-مانیث در منطقه ای با اقلیم مرطوب، استفاده از روش جنگل تصادفی را برای برآورد تبخیر-تعرق رضایت‌بخش دانست. این مدل برای الگوهای ساده‌تر با متغیرهای هواشناسی اندک مانند الگوی شامل تشعشع

جدول ۳- نتایج آنالیز مدل‌های انتخابی در ایستگاه مورد مطالعه

Table 3. Results of analysis of selected models at the studied station

سناریو	Generalized Linear Model				Deep Learning				Random Forest	
	شناختی	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation
آماری										
M1	۱/۷۱۲	۱/۳۴۲	۰/۹۵	۰/۰۵۷	۰/۴۲۲	۰/۹۹۶	۱/۱۸۷	۰/۸۳۹	۰/۹۷۱	
M2	۱/۷۵۱	۱/۳۶	۰/۹۴۸	۰/۸۳۴	۰/۴۶۲	۰/۹۹۴	۱/۲۹۲	۰/۹۲۳	۰/۹۷۲	
M3	۱/۷۱۲	۱/۳۴۲	۰/۹۵	۰/۰۵۷	۰/۴۲۲	۰/۹۹۶	۱/۱۸۷	۰/۸۳۹	۰/۹۷۷	
M4	۲/۴۷۴	۱/۶۴۴	۰/۹۱۲	۲/۰۰۳	۱/۳۶	۰/۹۳۲	۲/۰۷۵	۱/۳۹۲	۰/۹۷۷	
M5	۱/۷۱۵	۱/۳۴۵	۰/۹۵	۰/۰۱۷	۰/۳۹۹	۰/۹۹۶	۱/۱۹۵	۰/۸۴۵	۰/۹۷۶	
M6	۱/۷۹۴	۱/۴۰۲	۰/۹۴۵	۰/۰۵۸	۰/۴۰۲	۰/۹۹۴	۱/۲۵۹	۰/۸۸۴	۰/۹۷۴	
M7	۱/۷۹۴	۱/۴۰۱	۰/۹۴۵	۰/۸۲۸	۰/۴۶۳	۰/۹۹۴	۱/۲۴۹	۰/۸۷۴	۰/۹۷۴	
M8	۱/۸۱۵	۱/۴۱۴	۰/۹۴۴	۰/۰۹۹	۰/۴۴۴	۰/۹۹۴	۱/۰۸۲	۰/۸۰	۰/۹۸۱	
M9	۱/۹۷۷	۱/۵۰۸	۰/۹۳۳	۰/۰۹۱	۰/۶۰۷	۰/۹۸۷	۱/۱۲۴	۰/۸۲۷	۰/۹۷۹	
M10	۱/۸۰۳	۱/۴۰۵	۰/۹۴۵	۰/۰۶۵	۰/۴۶۷	۰/۹۹۴	۱/۰۷۳	۰/۸۰	۰/۹۸۱	
M11	۲/۴۴۶	۱/۸۱۱	۰/۸۹۸	۲/۲۱۵	۱/۴۷۷	۰/۹۱۸	۲/۲۶۷	۱/۵۹۴	۰/۹۱۲	
M12	۱/۹۸۷	۱/۵۸۹	۰/۹۳۳	۱/۲۸۲	۱/۰۰۹	۰/۹۷۳	۱/۴۴۹	۱/۱۰۶	۰/۹۶۵	
M13	۲/۲۱۲	۱/۸۳۱	۰/۹۱۷	۱/۳۴۷	۱/۰۴	۰/۹۶۹	۱/۴۴۶	۱/۱۱۳	۰/۹۶۴	
M14	۳/۷۳۵	۲/۹۹۳	۰/۷۸۳	۲/۴۸۶	۲/۶۵۶	۰/۷۹۴	۳/۵۲۲	۲/۶۷	۰/۷۸۸	
M15	۵/۴۱۸	۴/۰۰۲	۰/۵۰۱	۵/۲۸۲	۴/۲۱۳	۰/۵۰۶	۵/۴۰۸	۲/۴۲۹	۰/۵۳	
M16	۳/۲	۲/۴۱۴	۰/۸۲۵	۳/۰۹۸	۲/۴۹۸	۰/۸۳۷	۳/۱۲۵	۲/۳۳	۰/۸۳۳	
M17	۳/۱۸۳	۲/۰۳۲	۰/۸۲۵	۲/۶۲۹	۱/۹۱۷	۰/۸۸۴	۲/۶۷۱	۱/۹۴	۰/۸۷۹	
M18	۵/۰۹	۳/۹۴۵	۰/۰۵۹	۴/۱۰۸	۳/۱۳۱	۰/۷۱۶	۳/۹۲۷	۲/۹۷	۰/۷۳۷	
M19	۲/۵۷۱	۱/۹۱۲	۰/۸۸۸	۲/۴۶۱	۱/۷۴۲	۰/۸۹۷	۲/۵۰۵	۱/۸۲	۰/۸۹۳	
M20	۳/۳۷۶	۲/۶۷۷	۰/۱۰۶	۲/۷۴	۲/۰۳۳	۰/۸۷۵	۲/۷۳۷	۱/۹۶	۰/۸۷۲	
M21	۳/۰۷۴	۲/۴۱۸	۰/۸۳۹	۲/۵۵۳	۱/۸۲۶	۰/۸۸۹	۲/۶۰۳	۱/۸۵	۰/۸۸۴	
M22	۲/۴	۱/۹۵۶	۰/۰۹۰۲	۱/۶۰۴	۱/۲۳۶	۰/۹۵۶	۱/۶۴۷	۱/۲۷	۰/۹۵۴	
M23	۲/۲۱۲	۱/۸۳۱	۰/۹۱۷	۱/۳۴۷	۱/۰۴	۰/۹۶۹	۱/۴۴۶	۱/۱۱	۰/۹۶۴	
M24	۶/۴۶۵	۵/۰۶۴	۰/۲۸۹	۵/۶۸۱	۴/۵۴	۰/۴۵۳	۵/۶۴۴	۴/۴۵	۰/۴۵۶	
M25	۳/۲۲۲	۲/۶۱۲	۰/۸۱۲	۲/۸۵۷	۲/۰۶۵	۰/۸۶۲	۲/۹۰۱	۲/۱۱	۰/۸۵۶	

دیگر این پراکنش یا منحنی پراکندگی مقادیر برآورده شده در برای مقادیر مشاهداتی بر اساس سناریو M3 در شکل (۲) آورده شده است. همان‌طور که نتایج نشان دادند همبستگی بالایی بین تبخیر و تعرق برآورده شده از این مدل‌ها و روش فائو-پنم-مانیث وجود دارد و می‌توان از این مدل محاسباتی برای برآورد تبخیر و تعرق روزانه در زمانی که داده‌های محدودتری در دسترس می‌باشند، استفاده نمود. نکته دیگر در بحث مدل‌سازی با مدل‌های مذکور، بحث زمان مورد نیاز برای محاسبات شبیه‌سازی در مدل‌های یاد شده است. به طوری که این زمان‌ها مثلاً در مدل‌های GLM، RF، DL و به ترتیب ۲ دقیقه و ۷ ثانیه، ۱۳ ثانیه و ۳ دقیقه و ۲۶ ثانیه بود که زمان اجرای مدل یادگیری عمیق از همه مدل‌های

جادلوں و سالی (۲۰) مقدار تبخیر-تعرق محاسباتی را با استفاده از دو مجموعه محدود و کامل از داده‌های هواشناسی در تونس مقایسه کردند و نقاوت بین نتایج آنها برای مناطق مورد مطالعه اندک بود. فریرا و همکاران (۲۰) نشان دادند که در زمان محدودیت داده‌های ورودی برای مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SVM می‌توان از روش استفاده از داده‌های روزهای قبل (previous days strategy) و نیز روش کلاسترینگ (clustering) بهره‌گیری نمود.

در مدل یادگیری عمیق الگوی الگوی M5 با کمترین میانگین مربعات خطأ ($0/۰۵۱۷$) و خطای مطلق $0/۳۹۹$ و بیشترین ضریب همبستگی $0/۹۹۶$ به عنوان بهترین الگوی در مدل‌های مذکور در منطقه مورد مطالعه انتخاب شد. نمودار

است که می‌توان علت را تأثیرگذاری بیشتر تغییر اقلیم بر ماههای گرم سال نسبت به ماههای فصل سرد سال دانست. بنابراین مدیریت کارآمد منابع آب در اولویت‌بندی و برنامه‌ریزی دقیق در طرح‌های مدیریتی منابع آب، مطالعات کشاورزی، طراحی شبکه‌های آبیاری و زهکشی و سازه‌های آبی بهویژه با توجه به ماهیت خشک و نیمه‌خشک منطقه ضروری به نظر می‌رسد.

بنابراین، در مجموع پارامتر دما به عنوان مهمترین پارامتر موثر برای هر سه مدل بررسی شده به دست آمد. بنابراین افزایش دقت و صحت داده‌های دما، می‌تواند به افزایش دقت مدل‌های استفاده شده کمک کند. لو و همکاران (۲۵) با مطالعه پارامترهای مختلف هواشناسی در تخمین تبخیر-تعرق توسط مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی نتایج مشابهی مبنی بر اهمیت صحبت داده‌های دما بر دقت نتایج پیش‌بینی شده را گزارش کردند. از طرف دیگر، مدل‌هایی که بر اساس دما هستند، به علت اندازه‌گیری این پارامتر در بیشتر استگاه‌های هواشناسی، مدل‌هایی با اهمیت و مقبولیت بیشتر به شمار می‌آیند (۲۶، ۲۷). ترائوره و همکاران (۳۵)، گزارش دادند که مدل شبکه عصبی مصنوعی بر پایه دما می‌تواند عملکرد بهتری نسبت به روش تجربی هارگریوز داشته باشد. همچنین نتایج پژوهش حقیقت‌جو و آخوند علی (۱۵) نشان داد که روش‌های مبتنی بر دمای هوای تبخیر-تعرق دشت سیستان را بهتر برآورد می‌کنند. بررسی نتایج مدل‌ها در استگاه مورد مطالعه نشان داد که مدل یادگیری عمیق به عنوان بهترین مدل در بین مدل‌های انتخابی می‌باشد و همچنین سناریوی M5 در مدل یادگیری عمیق با بالاترین ضریب همبستگی (۰/۹۹۶) و کمترین میانگین مربعات خطای (۰/۵۱۷) به عنوان سناریوی برتر انتخاب شد. بنابراین این تحقیق مدل یادگیری عمیق را برای برآورد تبخیر و تعرق در منطقه زابل پیشنهاد می‌نماید. از نتایج پژوهش حاضر می‌توان جهت برنامه‌ریزی منابع آبی و برنامه‌ریزی شبکه‌های آبیاری و زهکشی و استفاده بهینه آب در منطقه مورد مطالعه استفاده نمود.

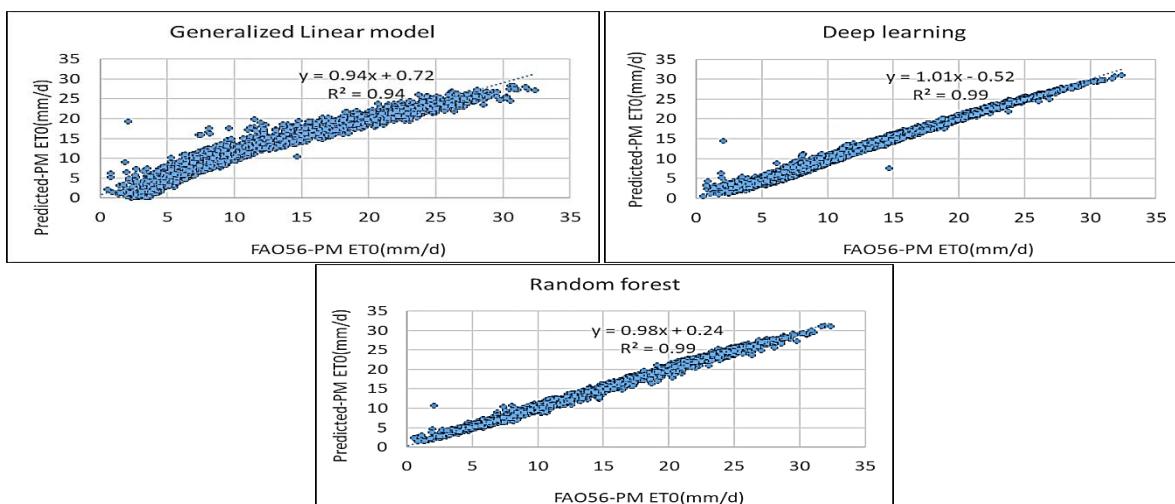
پیشنهادی کمتر بودند و این موضوع به لحاظ صرفه‌جویی در زمان محاسبات برای کاربر بسیار مهم است که مطالعات کسکین و همکاران (۲۱) نیز گواه بر این موضوع می‌باشد.

تحلیل حساسیت

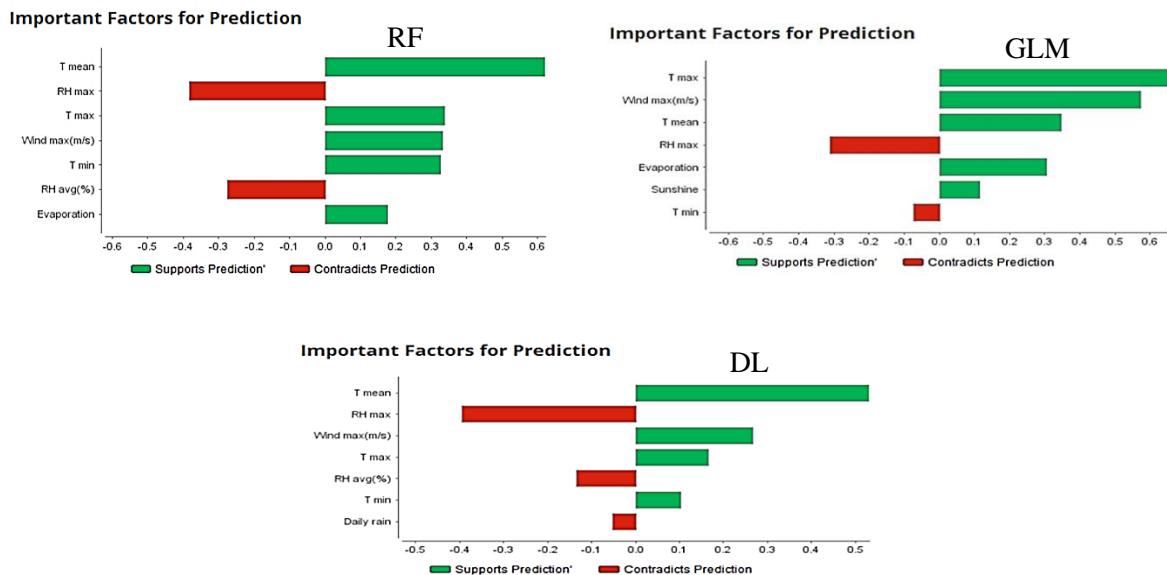
هدف از تحلیل حساسیت در این پژوهش شناسایی و تعیین درجه اهمیت هر یک از پارامترها در سری داده‌های ورودی بر عملکرد دینامیکی سیستم است. به منظور آنالیز حساسیت در هر سری داده ورودی یک پارامتر حذف و مدل با همان داده‌های سری آموزش، تست، اجرا و مقادیر ضریب همبستگی و خطای تعیین گردید. با حذف هر پارامتر هر چه خطای مدل افزایش بیشتری نشان دهد بیان گر تاثیر بیشتر آن پارامتر بر فرایند شبیه‌سازی می‌باشد.

نتایج نشان داد در مدل خطی تعمیم‌یافته (GLM) مهمترین پارامترهای هواشناسی به ترتیب دمای ماکریم، سرعت باد، دمای میانگین، تبخیرگذار به ترتیب و در مدل جنگل تصادفی (RF) پارامترهای تأثیرگذار به ترتیب دمای میانگین، دمای ماکریم، سرعت باد، دمای حداقل و تبخیر از تشت و در نهایت در مدل یادگیری عمیق (DL) مهمترین پارامترها به ترتیب میانگین دما، سرعت باد، دمای حداقل و دمای حداقل انتخاب شدند.

تحلیل نتایج به دست آمده از تحلیل رگرسیونی با بررسی فصلی مقدار تبخیر-تعرق مرجع مشخص گردید که بیشترین افزایش میزان تبخیر و تعرق در فصول تابستان و بهار اتفاق افتاده و کمترین آن نیز در پاییز و زمستان در مدل‌های یادگیری عمیق، جنگل تصادفی و مدل خطی تعمیم‌یافته بوده است. روند تغییرات تبخیر و تعرق در فصول تابستان و پاییز کاهشی و در فصل بهار و زمستان افزایشی بوده است. همچنین بیشترین مقادیر تبخیر و تعرق به ترتیب در فصول تابستان، بهار، پاییز و زمستان با مقادیر ۴۷۸/۱۲، ۶۸۴/۳، ۲۶۳/۷۰ و ۱۷۰/۸۵ میلیمتر رخ داده است جدول (۴). همچنین می‌توان نتیجه گرفت که روند افزایشی تبخیر-تعرق مرجع معلوم افزایش درجه حرارت به تعداد ساعت آفتابی از یک طرف و کاهش رطوبت نسبی هوا به علت کاهش بارندگی



شکل ۲- مقادیر پیش‌بینی شده و مشاهده شده تبخیر و تعرق با استفاده از مدل‌های مختلف
Figure 2. Simulated and observed values of evapotranspiration using different models



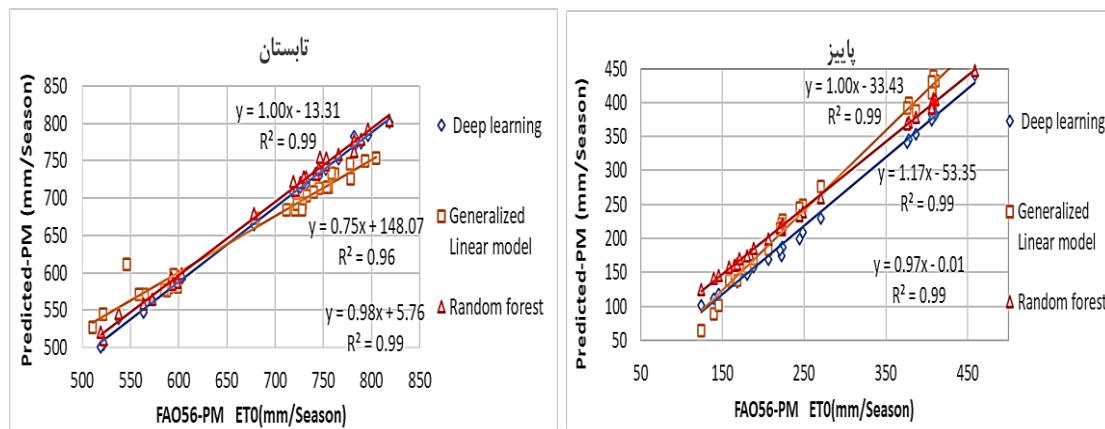
شکل ۳- نتایج آنالیز حساسیت مدل‌های مختلف مورد مطالعه

Figure 3. Sensitivity analysis of the various models studied

جدول ۳- نتایج آنالیز فصلی مدل‌های انتخابی در ایستگاه مورد مطالعه

Table 3. Results of seasonal analysis of selected models at the station under study

سازاریو	Generalized Linear Model				Deep Learning				Random Forest	
	فصول	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation	RMSE	Absolute Error	Squared Correlation
پاییز	۲۳/۱۶۷	۱۷/۷۳۸	۹۹/۰	۵/۹۰۴	۵/۸۷۲	۹۹۵/۰	۳۱/۳۲	۳۱/۵۴	۹۹۹/۰	
زمستان	۲۷/۵۹	۲۳/۵۵۳	۰/۹۶۱	۱۰/۸۷۲	۹/۱۹۱	۰/۹۹۵	۱۱/۲۹۳	۱۲/۸۹۳	۰/۹۹۶	
بهار	۳۶/۳۱۹	۳۲/۰۰۱	۰/۹۹۳	۸/۲۰۳	۶/۶۱۸	۰/۹۹۷	۱۰/۹۹۹	۱۱/۷۹۸	۰/۹۹۷	
تابستان	۳۶/۸۶۳	۳۱/۶۴۵	۹۸۷/۰	۷/۹۲۱	۶/۶۳۵	۹۹۷/۰	۱۰/۳۹۶	۹/۷۹۸	۹۹۸/۰	



شکل ۴- مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده تبخیر و تعرق فصلی با استفاده از مدل‌های مختلف

Figure 4. Predicted and observed values of seasonal evapotranspiration using different models

منابع

1. Allen, R.G., J.L. Jensen, J.L. Wright and R.D. Burman. 1989. Operational estimate of evapotranspiration. *Agronomy Journal*, 81: 650-662.
2. Arel, I., D.C. Rose and T.P. Karnowski. 2010. Deep machine learning-a new frontier in artificial intelligenceresearch [research frontier]. *IEEE Computational Intelligence Magazine*, 5(4):13-18.
3. Babamiri, O., Y. Dinپashoh and E. Asadi. 2014. Calibration and evaluation of seven radiation- based reference crop evapotranspiration method at Urmia lake basin. *Water and Soil Science*, 23: 143-158 (In Persian).
4. Bengio Y. 2009. Learning Deep Architectures for Artificial Intelligence. *Foundations and Trends in Machine Learning*, 2(1): 1-127.
5. Breiman, L. 2001. Application and analysis of random forests and machine learning. *Journal of Water Management*, 15(1): 5-32.
6. Chandler, R.E. and H.S. Wheater. 2002. Analysis of rainfall variability using generalized linear models: a case study from the west of Ireland. *Water Resources Research*, 38(10): 10-1.
7. Dalto, M., J. Matuško and M. Vašak. 2015. Deep neural networks for ultra-short-term wind forecasting. In 2015 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). IEEE, 1657-1663.
8. Diamantopoulou, M.J., P.E. Georgiou and D.M. Papamichial. 2010. Performance evaluation of artificial neural networks in estimating reference evapotranspiration with minimal meteorological data. *Global nest Journal*, 13.1 (2011): 18-27.
9. Feng, Y., N. Cui, D. Gong, Q. Zhang and L. Zhao. 2017. Evaluation of random forests and generalized regression neural networks for daily reference evapotranspiration modelling. *Agricultural Water Management*, 193: 163-173.
10. Ferreira, L.B., F.F. da Cunha, R.A. de Oliveira and E.I. Fernandes Filho. 2019. Estimation of reference evapotranspiration in Brazil with limited meteorological data using ANN and SVM-a new approach. *Journal of Hydrology*, 572: 556-570.
11. Ghahreman, N. and A. Gharekhani. 2012. Evaluation stochastic time series models in pan evaporation estimating (case study Shiraz station). *Journal of Water Research in Agriculture*, 25(1): 75-81 (In Persian).
12. Glorot, X. and Y. Bengio. 2010. Understanding the difficulty of training deep feedforward neural networks. *Proceedings of Machine Learning Research*, 9: 249-256.
13. Goodfellow, I., Y. Bengio and A. Courville. 2016. Deep learning. 802 pp. www.deeplearningbook.org.
14. Granata, F. 2019. Evapotranspiration evaluation models based on machine learning algorithms-A comparative study. *Agricultural Water Management*, 217: 303-315.
15. Haghigatjou, P. and A.M. AkhondAli. 2008. Computation of evapotranspiration of Sistan plain based on solar data. Second National Conference on Management of Irrigation and Drainage Networks. Ahvaz, Iran. (In Persian).
16. Hinton, G.E., S. Osindero and Y.W. The. 2006. A fast learning algorithm for deep belief nets. *Neural Computation*, 18(7): 1527-1554.
17. Hu, Q., R. Zhang and Y. Zhou. 2016. Transfer learning for short-term wind speed prediction with deep neural networks. *Renewable Energy*, 85: 83-95.
18. Hulme, M.Z., C. Zhao and T. Jiang. 1994. Recent and future climate change in East Asia. *International Journal of Climatology*, 14: 637-658.
19. Jabloun, M. and A. Sahli. 2008. Evaluation of FAO-56 methodology for estimating reference evapotranspiration using limited climatic data: application to Tunisia. *Agricultural Water Management*, 95: 707-715.
20. Jain, S., P. Nayak and K. Sudheer. 2008. Models for estimating evapotranspiration using artificial neural networks, and their physical interpretation. *Hydrological Processes: An International Journal*, 22(13): 2225-2234.
21. Keskin, M.E., O. Terzi, E.D. Taylan and D.K. Ücukyaman. 2009. Meteorological drought analysis using data-driven models for the lakes district, Turkey. *Hydrological Sciences Journal*, 54(6): 1114-1124.
22. Keyvanrad, M.A. and M.M. Homayounpour. 2015. Deep Belief Network Training Improvement Using EliteSamples Minimizing Free Energy. *International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 29(5): 155-166.
23. Kiş, Ö. 2009. Modeling monthly evaporation using two different neural computing techniques. *Irrigation Science*, 27(5): 417-430.
24. Liu, J.N. 2014. Deep Neural Network Based Feature Representation for Weather Forecasting. In Proceedings on the International Conference on Artificial Intelligence (ICAI). The Steering Committee of the World Congress in Computer Science, Computer Engineering and Applied Computing (World Comp).

25. Luo, Y., S. Traore, X. Lyu, W. Wang, Y. Wang, Y. Xie, X. Jiao and G. Fipps. 2015. Medium range daily reference evapotranspiration forecasting by using ANN and public weather forecasts. *Water Resources Management*, 29(10): 3863-3876.
26. Mattar, M.A., A.A. Alazba, B. Ablewi, B. Gharabaghi and M.A. Yassin. 2016. Evaluating and calibrating reference evapotranspiration models using water balance under hyper-arid environment. *Water Resources Management*, 30: 3745-3767.
27. Mendicino, G. and A. Senatore. 2013. Regionalization of the Hargreaves coefficient for the assessment of distributed reference evapotranspiration in Southern Italy. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 139: 349-362.
28. Nykodym, T., T. Kraljevic, N. Hussami, A. Rao and A. Wang. 2016. Generalized linear modeling with h2o .Published by H2O. ai Inc.
29. O'Brien, R. and H. Ishwaran. 2019. A random forests quantile classifier for class imbalanced data. *Pattern recognition*, 90: 232-249.
30. Palmer, T., F. Doblas-Reyes, R. Hagedorn and A. Weisheimer. 2005. Probabilistic prediction of climate using multi-model ensembles: from basics to applications. *Philosophical Transactions of the Royal Society B: Biological Sciences* 360(1463): 1991-1998.
31. Pregibon, D. and T.J. Hastie. 2017. Generalized linear models. In *Statistical Models in S*; Momirovic, K., Mildner, V., Eds. Routledge: London, UK, 195-247.
32. Saggi, M.K. and S. Jain. 2019. Reference evapotranspiration estimation and modeling of the Punjab Northern India using deep learning. *Computers and Electronics in Agriculture*, 156: 387-398.
33. Silva, D., F. Meza and E. Varas. 2010. Estimating reference evapotranspiration (ETO)using numerical weather forecast data in central Chile. *Journal Hydrol*, 382(14): 64-71.
34. Tian, D. and C.G. Martinez. 2012. Forecasting reference evapotranspiration using retro-spective forecast analogs in the South-eastern United States. *Journal Hydrometeorol*, 1(3): 1874-1892.
35. Traore, S., Y.M. Wang and T. Kerh. 2010. Artificial neural network for modeling reference evapotranspiration complex process in Sudano-Sahelian zone. *Water Resources Management*, 97(5): 707-714.

Comparison of Performance of GLM, RF and DL Models in Estimation of Reference Evapotranspiration in Zabol Synoptic Station

Hadi Siasar¹ and Tooraj Honar²

1- Assistant Professor, Faculty of Agriculture, Payame Noor University, Tehran, Iran
(Corresponding author: Hadisiasar@pnu.ac.ir)

2- Associate Professor, Department of Water Science and Engineering, Faculty of Agriculture, Shiraz University, Shiraz, Iran

Received: March 3, 2019 Accepted: May 26, 2020

Abstract

Evapotranspiration is one of the most important components of the hydrology cycle for planning irrigation systems and assessing the impacts of climate change hydrology and correct determination is important for many studies such as hydrological balance of water, design of irrigation irrigation networks, simulation of crop yields, design, optimization of water resources, nonlinearity, inherent uncertainty, and the need for diverse climatic information in estimating evapotranspiration have been the reasons why researchers have used artificial intelligence-based approaches. In this study, to estimate accurately the daily reference evapotranspiration between 2009-2018 in Zabol city, north of Sistan and Baluchestan province, first was used a standard FAO-Penman-Montith method and Zabol synoptic station meteorological data- the ETo reference transpiration is calculated and then presented by various scenarios of meteorological parameters including: maximum, minimum and mean temperature, maximum, minimum and mean humidity, precipitation, sunshine, wind speed and evaporation as inputs for deep learning models, Random forest and generalized linear model were attempted on a daily time scale More accurately. In estimating daily evapotranspiration in these models, 25 scenarios were selected from meteorological data combination and FAO-Penman-Monteith method was used to evaluate the models. Among the investigated scenarios, the M5 scenario (maximum, minimum and mean temperature, maximum, minimum and mean humidity, wind speed, pan evaporation) for deep learning model with minimum error (0.517) and highest correlation coefficient (0.517). 0.996 had the best performance among the above models. The deep learning model showed more accuracy and stability than other models. Hence, this study is recommended a deep learning model for estimating reference plant evapotranspiration in Sistan plain.

Keywords: Deep Learning, Evapotranspiration, FAO-Penman-Monteith, Uncertainty