

بررسی عملکرد الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب و شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی مقادیر تبخیر روزانه

بابک محمدی*^۱، محمد علی قربانی^۲، اسماعیل اسدی^۳

۱- دانشجوی دکتری هواشناسی کشاورزی، گروه آبیاری و آبادانی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران

۲- دانشیار گروه مهندسی آب دانشگاه تبریز

۳- استادیار گروه مهندسی منابع آب دانشگاه تبریز

(دریافت: ۹۶/۰۲/۲۱، پذیرش: ۹۷/۰۱/۰۷)

چکیده

شبیه‌سازی فرایند تبخیر امری بسیار مهم در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب است و به دلیل پیچیدگی فرایند تبخیر، تعیین دقیق این پارامترهای آن مستلزم استفاده از روش‌های دقیقی است که با دقت قابل قبولی بتواند این فرایند را شبیه‌سازی کند. با استفاده از روش هیبریدی شبیه‌سازی و بهینه‌سازی می‌توان فرایند تبخیر را با دقت بالایی شبیه‌سازی کرد. در این پژوهش با استفاده از داده‌های تبخیر روزانه ایستگاه سینوپتیک رودسر از سال ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۴ به مدت چهار سال، کارایی الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در برآورد تبخیر روزانه در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به اهمیت پارامترهای اقلیمی و میزان همبستگی آن‌ها با تبخیر، ورودی مدل‌ها در قالب ۶ سناریوی مختلف مورد سنجش قرار گرفت. در هر دو مدل بکار گرفته شده، سناریوی برتر مدلی بود که ورودی آن شامل پیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد، ساعت آفتابی بود. طی این ساختار تبخیر شبیه‌سازی شده به وسیله شبکه عصبی مصنوعی دارای ریشه مربعات خطای برابر ۱/۲ میلی‌متر در روز، میانگین خطای مطلق ۰/۸۳ و همچنین همبستگی ۰/۶۷ بوده است و همین‌طور همین نتایج مربوط به الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در همین سناریو برابر ریشه مربعات خطای ۰/۸۸ میلی‌متر در روز، میانگین خطای مطلق ۰/۶۲ و همین‌طور همبستگی ۰/۹۳ می‌باشد. دستاوردهای حاصل از این پژوهش نشان داد که الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در برآورد تبخیر، در همه سناریوهای تعریف شده موفق‌تر از شبکه عصبی مصنوعی عمل کرده است.

کلمات کلیدی: الگوریتم کرم شب تاب، تبخیر، شبکه عصبی مصنوعی، شبیه‌سازی

مقدمه

همکاران (۲۰۰۹). پیش‌بینی مؤلفه‌های مؤثر در تحلیل سامانه‌های منابع آب از جمله بررسی تبخیر، یکی از موارد اساسی در طراحی، بهره‌برداری و مطالعات مربوط به این سامانه‌ها به شمار می‌رود. لذا پیش‌بینی دقیق این پارامتر با دقت قابل قبول، گامی بسیار مهم در مدیریت منابع آبی می‌باشد. با توجه به اهمیت تبخیر و میزان تأثیرگذاری زیاد آن بر منابع آب شیرین کشور و تغییرات اقلیمی که موجب افزایش گرما و میزان خورشید که به‌طور طبیعی موجب افزایش تبخیر شده و کاهش منابع آب شیرین اعم از ذخایر زیرزمینی و سطحی را به دنبال داشته است، پیش‌بینی دقیق میزان تبخیر امری ضروری به نظر می‌رسد. تبخیر یکی از مهم‌ترین پارامترهایی است که متأثر از متغیرهای زیادی همچون بارندگی، سرعت باد، ساعت آفتابی، رطوبت نسبی و ... می‌باشد (سینگ و ژو ۱۹۹۷:۳۱۵). تخمین تبخیر در همه مناطق

فرایند تبخیر و تخمین آن یکی از چالش‌های مدیریت منابع آب و از مهمترین مؤلفه‌های مرتبط با مسائل مهندسی آب می‌باشد. پیش‌بینی تبخیر برای محققان از اهمیت خاصی برخوردار است، از این رو محققان روش‌های مختلفی جهت بهبود عملکرد مدل‌های پیش‌بینی ارائه نموده‌اند. از جمله این روش‌ها می‌توان به روش شبکه عصبی مصنوعی اشاره کرد. از جمله مزایای این روش می‌توان به صرفه‌جویی در زمان، کاهش سعی و خطا و جلوگیری از پیچیدگی بیشتر مدل‌ها اشاره کرد که محققان در سال‌های اخیر از شبکه عصبی مصنوعی به منظور برآورد تبخیر روزانه استفاده کرده‌اند. (کوچک‌زاده و بهمنی ۱۳۸۴، دهقانی و همکاران ۱۳۸۹، سعادت خواه و همکاران ۱۳۸۰، دانشفراز ۱۳۹۲، کومار و همکاران ۲۰۰۲ و مقدم نیا و

(۲۰۱۳) در پژوهشی با استفاده از الگوریتم فراابتکاری کرم شب تاب نتیجه گرفتند این الگوریتم بهتر از جستجوی متناوب است (یانگ و هه ۲۰۱۳:۴۱). الگوریتم کرم شب تاب دارای دو مزیت عمده بیش از الگوریتم‌های دیگر است: اول این که، الگوریتم کرم شب تاب بر اساس جاذبه بین عوامل عمل می‌کند و جذابیت را با فاصله کاهش می‌دهد، این امر منجر به این می‌شود که کل جمعیت به طور خودکار می‌تواند به زیرگروه تقسیم شود و هر گروه می‌تواند در اطراف هر یک از حالت‌های بهینه موجود ازدحام کند. در میان تمام این حالت‌ها، بهترین راه حل را می‌توان یافت. دوم اینکه، این زیربخش‌ها اجازه می‌دهند تا الگوریتم کرم شب تاب قادر به یافتن همه حالت‌های بهینه به طور همزمان شود (یانگ و هه ۲۰۱۳:۴۳).

کاظم زاده و همکاران در مطالعه بررسی آلودگی سفره‌های آب زیرزمینی محصور نشده بر اساس المان محدود و الگوریتم کرم شب تاب اصلاح شده را مورد بررسی قرار دادند. در مطالعه آن‌ها، انجام بهبود کاربرد و کارایی الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب فوق ابتکاری و جایگزینی الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب اصلاح شده به جای روش‌های بهینه‌سازی متعارف (به عنوان مثال، الگوریتم ژنتیک) صورت گرفت. مدل شبیه‌سازی بهینه شده در این مطالعه به منزله یک راه مؤثر برای تعیین طراحی اصلاح مطلوب برای یک آبخوان آلوده بوده است. نتایج حاصل از پژوهش، کمک به بهبود مدیریت آب‌های زیرزمینی در سفره آلوده را در بر داشته است (کاظم زاده و همکاران ۲۰۱۴:۲۸۹۷). کیسی و همکاران برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب در دریاچه ارومیه از ماشین بردار پشتیبان و الگوریتم کرم شب تاب استفاده کردند. نتایج تجربی نشان داد که بهبود در دقت پیش‌بینی و قابلیت تعمیم می‌تواند توسط روش ماشین بردار پشتیبان همراه با الگوریتم کرم شب تاب توسعه داده شده در مقایسه با برنامه‌ریزی ژنتیکی و الگوریتم شبکه عصبی به دست آورد. علاوه بر این، یافته‌ها نشان داد که مدل ماشین بردار پشتیبان همراه با الگوریتم کرم شب تاب را می‌توان در یک مدل جدیدی از استراتژی‌های پیش‌بینی برای

که دارای منابع آب سطحی می‌باشند، به دلیل تأثیرگذاری آن بر روی دریاچه سد، مدل‌سازی بارش-رواناب، عملکرد حوضه رودخانه، مدیریت آب آبیاری برای محاسبه میزان آب مورد نیاز گیاه و برنامه‌ریزی آن بسیار مهم است. تبخیر می‌تواند به طور قابل توجهی در بیلان آب مربوط به رودخانه یا مخزن اثر بگذارد و شاید در پایین آمدن سطح آب نیز مؤثر باشد (مکون ۱۹۹۸:۲۲۱). برای اطلاعات بیشتر از جمله پژوهش‌های صورت گرفته در حوضه برآورد تبخیر در جغرافیا می‌توان پژوهش‌های ولیزاده کامران (۱۳۹۳)، دانشفراز (۱۳۹۴)، ولیزاده کامران (۱۳۹۴) و بهمن منش و آزاد طلاپه (۱۳۹۴) را نام برد.

با توجه به اینکه پیچیدگی سیستم‌های هیدرولوژیکی از نظر تعیین تمام پارامترها دخیل و نقص اطلاعات آماری، امکان مدل‌سازی کامل سیستم‌های هیدرولوژیکی را غیرممکن می‌سازد. در چنین شرایطی استفاده از مدل‌سازی سیستمی که مبتنی بر روابط ریاضی باشد، مورد توجه قرار می‌گیرد (کیسی و همکاران ۲۰۱۶:۱۱۴). از مطالعات صورت گرفته در این زمینه می‌توان به موارد زیر اشاره نمود. تزال و بویکیلدیز (۲۰۱۵) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان، تبخیر ماهانه ایستگاه هواشناسی بیشه‌پیر را پیش‌بینی نمودند. در این تحقیق از داده‌های دما، رطوبت نسبی، سرعت باد و بارندگی در دوره آماری ۱۹۷۲ تا ۲۰۰۵ استفاده شده است. آن‌ها از مدل ماشین بردار پشتیبان با هسته تابع پایه شعاعی و از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه استفاده نمودند. نتایج نشان‌دهنده عملکرد مناسب مدل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با الگوریتم آموزش گرادیان مزدوج کوچک بوده است. حسینی موعاری و بنی حیب (۱۳۹۳) در یک پژوهش، الگوریتم کرم شب تاب را به عنوان روشی نوین برای تعیین سیاست‌های بهینه بهره‌برداری از مخزن، به کار گرفتند. عملکرد الگوریتم کرم شب تاب با الگوریتم ژنتیک و بهینه‌سازی مجموعه ذرات که روش‌های بهینه‌سازی متداول و شاخصی می‌باشند، مقایسه و ارزیابی شد. نتایج حاکی از عملکرد بهتر کرم شب تاب نسبت به دو روش دیگر بود (حسینی موعاری و بنی حیب ۱۳۹۳:۲۴). یانگ و هه

شب تاب بر پایه شبکه عصبی مصنوعی (MLP-FA) در طول دوره آماری ۹۴-۱۳۹۱ در ایستگاه‌های سینوپتیک رودسر می‌باشد.

مواد و روش ها

منطقه مورد مطالعه

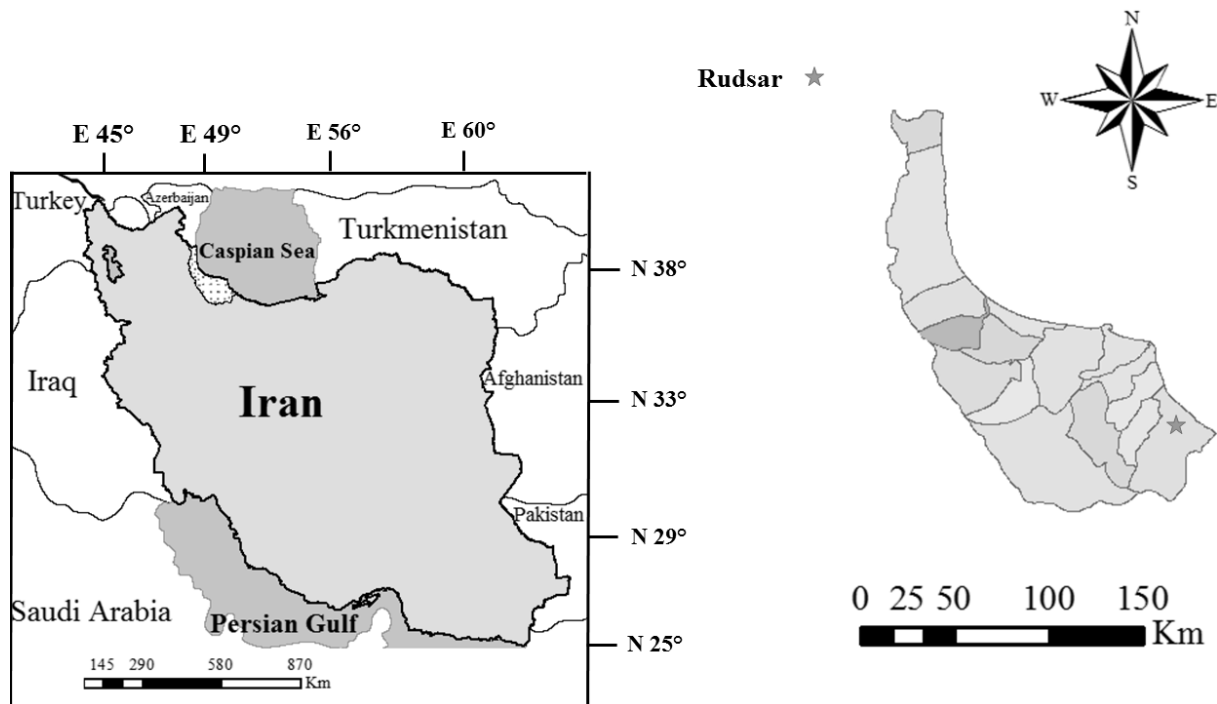
در این تحقیق به منظور برآورد مقادیر تبخیر روزانه در قالب مدل الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب و شبکه عصبی مصنوعی از پارامترهای اقلیمی اندازه گیری شده در ایستگاه سینوپتیک رودسر طی سال‌های ۹۴-۱۳۹۱ در مقیاس روزانه استفاده شد. پارامترهای اقلیمی مذکور به همراه دامنه تغییرات آن‌ها در جدول ۱ آورده شده است. ایستگاه سینوپتیک رودسر در موقعیت طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۱۹ دقیقه شرقی و عرض ۳۷ درجه و ۷ دقیقه شمالی و ارتفاع ۲۲- متری از سطح دریا واقع شده است (شکل ۱). متوسط دما و ساعات آفتابی اندازه-گیری شده در ایستگاه رودسر در طی سال‌های مورد استفاده در این تحقیق به ترتیب ۱۶/۹ درجه سلسیوس و ۵/۶ ساعت اندازه-گیری شده است.

پیش‌بینی سطح دریاچه به کار برد (کیسی و همکاران ۷۳۹:۲۰۱۵). شبکه‌های عصبی مصنوعی، ابزاری مؤثر برای مدل کردن سیستم‌های غیرخطی هستند. زیرا این شبکه‌ها نیازی به رابطه ریاضی برای پدیده پیچیده مورد بررسی ندارند (کومار و همکاران، ۲۰۰۲). بنابراین با توجه به ماهیت غیرخطی بودن تبخیر، استفاده از مدل‌های هوشمند مانند شبکه عصبی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌تواند به عنوان ابزار مناسبی برای تخمین هرچه دقیق‌تر تبخیر و تعرق به کار گرفته شوند (احمدی و همکاران ۱۳۹۳). اسلامیان و همکاران (۴۴۲:۲۰۰۹) برای برآورد تبخیر از گلخانه در مدل SVM و ANN استفاده و نتایج دو مدل را با یکدیگر مقایسه کردند. مقادیر ضرایب همبستگی برای SVM و ANN به ترتیب ۰/۹۲ و ۰/۹۶ بدست آمد که این مقادیر بیانگر توانایی دو مدل مذکور در برآورد تبخیر بود. برای اطلاعات بیشتر از جمله پژوهش‌های صورت گرفته در حوضه برآورد پارامترهای اقلیمی توسط شبکه‌های عصبی در جغرافیا می‌توان پژوهش‌های ایلدرمی و همکاران (۱۳۹۲)، قربانی و همکاران (۱۳۹۵) و ندیری و همکاران (۱۳۹۵) را نام برد.

با توجه به اهمیت تبخیر در چرخه هیدرولوژیکی، هدف اصلی این تحقیق کاربرد شبیه‌سازی فرایند تبخیر در قالب مدل شبکه عصبی مصنوعی (MLP) و الگوریتم هیبریدی کرم

جدول ۱- مشخصات پارامترهای اقلیمی مورد استفاده در این تحقیق در ایستگاه‌های رودسر

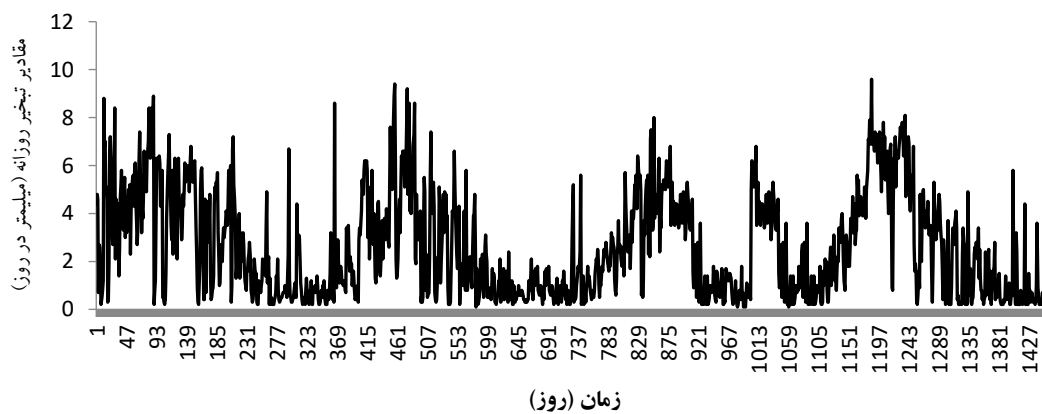
پارامتر اقلیمی	واحد	میانگین	کمینه	بیشینه	انحراف معیار	ضریب تغییرات	همبستگی با تبخیر
دمای بیشینه	درجه سلسیوس	۲۰/۶	۰/۲	۳۴/۸	۷/۸۳	۰/۳۸	۰/۷۵
دمای کمینه	درجه سلسیوس	۱۳/۲	-۵	۲۶/۲	۷/۱۲	۰/۵۴	۰/۶۲
مجموع ساعات آفتابی	ساعت	۵/۶	۰	۱۳/۱	۴/۲۷	۰/۷۶	۰/۷۲
سرعت باد	متر بر ثانیه	۴/۷۹	۰	۱۸	۲/۱۷	۰/۴۵	۰/۴۶
رطوبت نسبی	درصد	۸۰	۲۶	۹۹	۹/۵۱	۰/۱۱	-۰/۶۳
تبخیر	میلی متر در روز	۲/۵۹	۰/۱	۹/۶	۲/۱۴	۰/۸۲	۱



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

شده این مؤلفه در جدول ۱ بیانگر اهمیت آن در وضعیت بیان آبی منطقه مورد مطالعه است به نحوی که در ایستگاه مذکور حتی مقادیر ثبت شده آن به حدود ۱۰ میلی‌متر در روز نیز می‌رسد و اهمیت برآورد صحیح آن را بیش از پیش نمایان می‌سازد.

در شکل ۲ نیز روند تغییرات مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر طی سال‌های ۹۴-۱۳۹۱ در ایستگاه مورد مطالعه نشان داده شده است. نحوه تغییرات مقادیر اندازه‌گیری شده تبخیر که به صورت مستقیم تابع برخی از پارامترهای اقلیمی و به صورت غیرمستقیم تابعی از زمان است، به همراه مقادیر متوسط ثبت

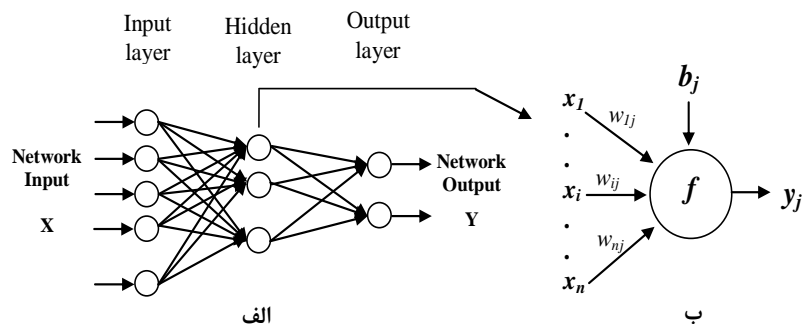


شکل ۲- مقادیر تبخیر روزانه (ایستگاه سینوپتیک رودسر)

همکاران، ۳۹۹:۲۰۰۶). حدود ۹۰ درصد شبکه‌هایی که در مسائل هیدرولوژی کاربرد دارد شبکه‌های پیشرو هستند (کولیالی، ۲۵۱:۲۰۰۰). معماری معمول این شبکه متشکل از سه لایه ورودی، پنهانی و خروجی است. تعداد نرون‌های موجود در لایه ورودی و خروجی بستگی به نوع مسئله دارد ولی تعداد گره‌های لایه پنهان با سعی و خطا بدست می‌آید

مدل شبکه عصبی پیشرو با آموزش مارکورات - لوانبرگ

از اوایل دهه ۱۹۹۰ تاکنون، شبکه‌های عصبی مصنوعی در زمینه هیدرولوژی نیز به طور موفقیت‌آمیز بکار گرفته شده است که از آن جمله می‌توان به مدل کردن فرآیندهای بارش-رواناب، پیش‌بینی جریان رودخانه، مدل کردن آب زیرزمینی، کیفیت آب، پیش‌بینی بارندگی و ... اشاره کرد (داوسون و



شکل ۳ - الف) نمایش شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرو سه لایه، ب) شمای زام گره از آن

پنهان و هم‌چنین برای نگاشت اطلاعات از لایه پنهان به لایه خروجی استفاده شد.

الگوریتم کرم شب تاب

الگوریتم کرم شب تاب از الگوریتم‌های برگرفته از طبیعت است که رفتار اجتماعی کرم‌های شب تاب را شبیه‌سازی می‌کند. این الگوریتم توسط یانگ در سال ۲۰۰۸ معرفی گردید. کرم‌های شب تاب نورهایی تولید می‌کنند که الگوی نوری هر کدام با دیگری متفاوت است (یانگ و هه ۴۸:۲۰۱۳). آن‌ها به منظور جذب جفت و شکار از این نور استفاده می‌کنند، میزان این نور رابطه مستقیم با جذابیت کرم شب تاب دارد. با در نظر گرفتن میزان نور هر کرم به عنوان مقدار تابع هدف، می‌توان رفتار کرم‌های شب تاب را به صورت یک الگوریتم بهینه‌ساز مدل کرد. برای راحتی شبیه‌سازی زندگی کرم‌های شب تاب در فرآیند مدل‌سازی سه فرض اساسی در نظر گرفته شده است (یانگ و هه ۴۸:۲۰۱۳):

در $X = (x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)$ بردار ورودی‌ها، w_{ij} وزن اتصالی از نامین گره به زامین گره در لایه بعد، b_j بایاس مربوط به گره زام، y_j ها خروجی‌های هر لایه، Y خروجی نهایی شبکه عصبی مصنوعی است. در شبکه‌های پیشرو، اتصالات میان گره‌هایی وجود دارد که در لایه‌های متفاوت قرار دارند. هم‌چنین ورودی‌ها در لایه ورودی شبکه نمایش داده شده و عمل تحریک از ورودی به سمت خروجی شبکه شروع می‌شود (آسی ۱۱۹:۲۰۰۰). برای کسب اطلاعات بیشتر از کاربرد شبکه‌های عصبی در علوم جغرافیا می‌توان به پژوهش ایلدرمی و همکاران (۱۳۹۲) مراجعه کرد. در تحقیق حاضر از تعداد نرون‌های ۱ تا ۲۰ برای لایه پنهان شبکه استفاده شد تا از این طریق تأثیر ساختار مختلف شبکه بر عملکرد آن در شبیه‌سازی مقادیر تبخیر مورد ارزیابی قرار گیرد. از آنجا که متداول‌ترین نوع توابع محرک تابع تانژانت سیگموئید می‌باشد بنابراین در این مطالعه از آن برای نگاشت اطلاعات از لایه ورودی به لایه

در رابطه ۲، x_i موقعیت کرم شب تاب کم نورتر، z موقعیت کرم شب تاب درخشان‌تر، n شماره تکرار، α عددی تصادفی و e_i^{n-1} ، یک بردار از اعداد تصادفی است که می‌تواند دارای توزیع یکنواخت یا گوسی باشد. رابطه ۳ حالت تصادفی رابطه محسوب می‌شود که باعث جستجوی جامع‌تر فضای تصمیم مسئله توسط الگوریتم می‌شود. جذب کرم‌های شب تاب تا جایی ادامه پیدا می‌کند که آن‌ها به سمت درخشان‌ترین کرم موجود جذب شوند، در واقع این کرم بهترین مقدار را برای تابع هدف ما ایجاد می‌کند. شکل زیر روند نمای این الگوریتم را نشان می‌دهد. در تعیین پارامترهای بهینه الگوریتم کرم شب تاب معمولاً مقادیر α و β در بازه $[0, 1]$ و مقدار γ در بازه $(0, \infty)$ متغیر است (یانگ و هه ۲۰۱۳: ۴۹).

در شبکه عصبی مصنوعی بهینه‌سازی توسط تابع موجود در خود شبکه و توسط تابع‌های از پیش تعیین شده صورت می‌گیرد، اما در الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی - کرم شب تاب (MLP-FA) بهینه‌سازی توسط تابع بهینه‌کننده کرم شب تاب موجود در الگوریتم کرم شب تاب صورت می‌گیرد. در شکل ۴ عملکرد الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی - کرم شب تاب توضیح داده شده است.

۱- کرم‌های شب تاب همگی تک جنسیتی هستند، بنابراین جنسیت نقشی در جذب آن‌ها به سمت یکدیگر ندارد.

۲- میزان جذب بین دو کرم شب تاب با درخشندگی آن‌ها نسبت مستقیم و با فاصله بین آن‌ها نسبت عکس دارد، بنابراین کرم شب تاب درخشان‌تر سایر کرم‌های شب تاب که در همسایگی اش است را به خود جذب می‌کند و اگر هیچ کدام از آن‌ها درخشان‌تر از دیگری نبودند حرکت آن‌ها به صورت تصادفی انجام می‌شود.

۳- میزان درخشندگی کرم‌های شب تاب بر اساس مقدار تابع هدف مربوط به آن‌ها تعیین می‌شود.

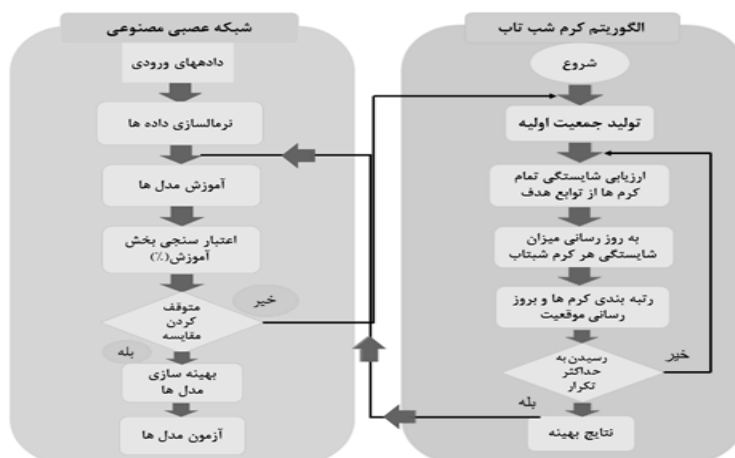
میزان جذابیت کرم‌های شب تاب نسبی بوده و به فاصله بین دو کرم شب تاب و ضریب جذب نور بستگی دارد که از رابطه زیر قابل محاسبه است:

$$\beta(r) = \beta_0 e^{-\gamma r^2} \quad (1)$$

در این رابطه β_0 ، میزان جذابیت کرم درخشان‌تر در $r = 0$ است (r فاصله کرم شب تاب کم نور نسبت به کرم شب تاب پر نورتر است). موقعیت کرم i ام پس از حرکت به سمت کرم j ام که درخشان‌تر است از رابطه زیر محاسبه می‌گردد (محمدی، ۱۳۹۶: ۵۵):

$$x_i^n = x_i^{n-1} + \beta_0 e^{-\gamma r_{ij}^2} (x_j^{n-1} - x_i^{n-1}) + a e_i^{n-1} \quad (2)$$

$$r_{ij} = \|x_i - x_j\| \quad (3)$$



شکل ۴- عملکرد الگوریتم هیبریدی شبکه عصبی - کرم شب تاب

معیارهای ارزیابی

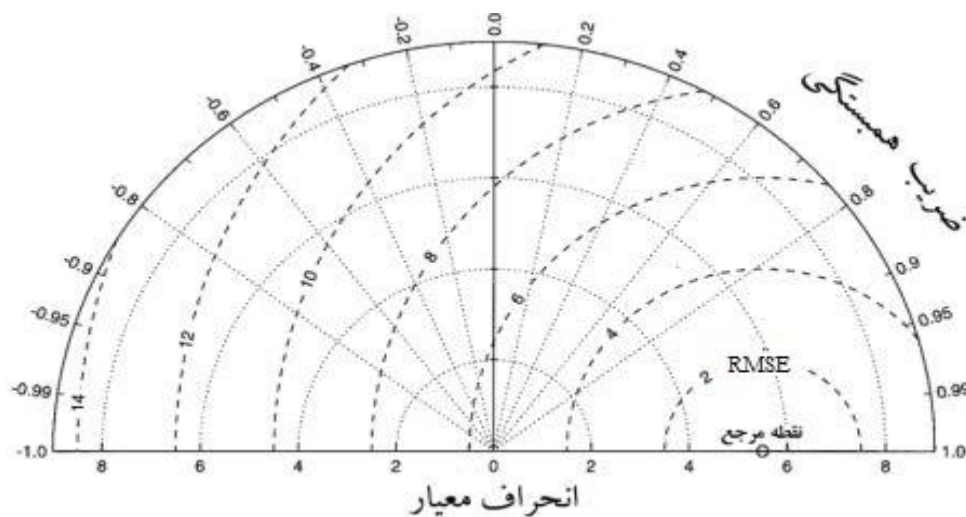
با استفاده از روش‌های مختلفی می‌توان عملکرد مدل‌ها را مورد ارزیابی و مقایسه قرار داد. یکی از این روش‌ها استفاده از معیارهای ارزیابی است. از جمله معیارهای ارزیابی پر کاربرد در علوم مهندسی آب، میانگین قدر مطلق خطا (MAE) (لاندراس و همکاران ۲۰۰۸، ۵۵۸)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) و معیار ناش-ساتکلیف (NS) (نش و ساتکلیف ۱۹۷۰، ۲۸۸) است که به ترتیب، در روابط ۴، ۵ و ۶ آورده شده‌اند. دقیق‌ترین مدل با توجه به این معیارها، مدلی خواهد بود که مقدار این سه معیار برای آن به ترتیب، نزدیک به صفر، صفر و یک باشد.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |(P_i - O_i)| \quad (4)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (P_i - O_i)^2} \quad (5)$$

$$NS = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^N (O_i - \bar{O}_i)^2}, 0 \leq NS \leq 1 \quad (6)$$

در روابط بالا P_i و O_i به ترتیب، مقادیر مشاهداتی تبخیر و مقادیر تخمین زده شده تبخیر و N تعداد داده‌ها است. دیاگرام تیلور، ابزاری مناسب برای ارزیابی روش‌های متنوع است و اخیراً در مطالعات مربوط به جغرافیا به کرات استفاده می‌شود (برای نمونه، گزارش IPCC، ۲۰۰۱؛ پینکس و همکاران، ۲۰۰۸؛ واینر، ۲۰۱۳؛ لوکونتی و همکاران، ۲۰۱۴). نمونه‌ای خام از نمودار تیلور در شکل ۵ نمایش داده شده است.



شکل ۵- نمونه‌ای از نمودار تیلور

دایره توخالی روی محور افقی ترسیم می‌شود. نقطه مرجع موقعیت ایستگاه زمینی را بر اساس انحراف معیار سری زمانی آن نشان می‌دهد زیرا مقدار RMSE و ضریب تعیین سری زمانی ایستگاه زمینی در مقایسه با خودش به ترتیب صفر و یک خواهد بود، لذا موقعیت آن روی محور افقی بر اساس مقدار انحراف معیار تعیین خواهد شد. روش ارزیابی در این

نمودار تیلور به دو صورت نیم دایره نمایش همبستگی منفی و مثبت (و ربع فقط نمایش همبستگی مثبت) ارائه می‌شود که در هر دو صورت، مقادیر ضریب همبستگی به صورت شعاع دایره روی قوس آن، مقادیر انحراف معیار به صورت دایره متحدالمرکز نسبت به مرکز دایره و مقادیر RMSE به صورت دایره متحدالمرکز نسبت به نقطه مرجع

بحث و بررسی

تعیین ساختار ورودی

با توجه به همبستگی پارامترهای هواشناسی، این پارامترها تحت ساختارهای متفاوتی به عنوان ورودی‌های دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب تعریف شدند که ساختارهای ورودی تعریف شده در جدول ۲ ارائه شده است.

دیاگرام به این صورت است که موقعیت داده‌های مورد بررسی بر اساس RMSE، ضریب همبستگی آن با ایستگاه زمینی هر داده و انحراف معیار سری زمانی روی دیاگرام ترسیمی که موقعیت مکانی آن روی نمودار به نقطه مرجع نزدیکتر باشد، با دقت بیشتری مقدار برآورد شده ایستگاه زمینی را برآورد می‌کند و بنابراین مناسب‌تر خواهد بود.

جدول ۲ - ساختارهای متفاوت ترکیب پارامترهای مؤثر در برآورد تبخیر به عنوان ورودی مدل‌های شبیه‌ساز

شماره ساختار	تعداد ورودی	پارامترهای ورودی	پارامتر خروجی
۱	۱	بیشینه دمای هوا	تبخیر روزانه
۲	۲	بیشینه دمای هوا، سرعت باد	تبخیر روزانه
۳	۳	بیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا	تبخیر روزانه
۴	۴	بیشینه دمای هوا، سرعت باد، رطوبت نسبی هوا، ساعت آفتابی	تبخیر روزانه
۵	۴	بیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد	تبخیر روزانه
۶	۵	بیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد، ساعت آفتابی	تبخیر روزانه

پس از تعیین ورودی‌ها جهت تخمین تبخیر روزانه، ورودی‌ها به شبکه عصبی مصنوعی (MLP) و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب بر پایه شبکه عصبی مصنوعی (MLP) داده شدند. نتایج این شبیه‌سازی در جدول ۳ آورده شده است.

جدول ۳ - نتایج مدل‌سازی تبخیر توسط شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب

آزمون			آموزش			ساختار شبکه	شماره ساختار	مدل
NS	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)	NS	MAE (mm/day)	RMSE (mm/day)			
۰/۴۹	۱/۳۴	۱/۸۹	۰/۵۵	۱/۲۲	۱/۶۸	۱-۳-۱	۱	MLP1
۰/۵۷	۱/۲۴	۱/۶۴	۰/۵۹	۱/۰۲	۱/۴۲	۲-۵-۱	۲	MLP2
۰/۶۵	۱/۰۰	۱/۳۶	۰/۶۵	۰/۹۸	۱/۳۱	۳-۴-۱	۳	MLP3
۰/۶۳	۰/۹۸	۱/۳۲	۰/۶۶	۰/۹۴	۱/۲۷	۴-۹-۱	۴	MLP4
۰/۶۰	۱/۰۱	۱/۳۹	۰/۶۱	۱/۰۰	۱/۳۶	۴-۸-۱	۵	MLP5

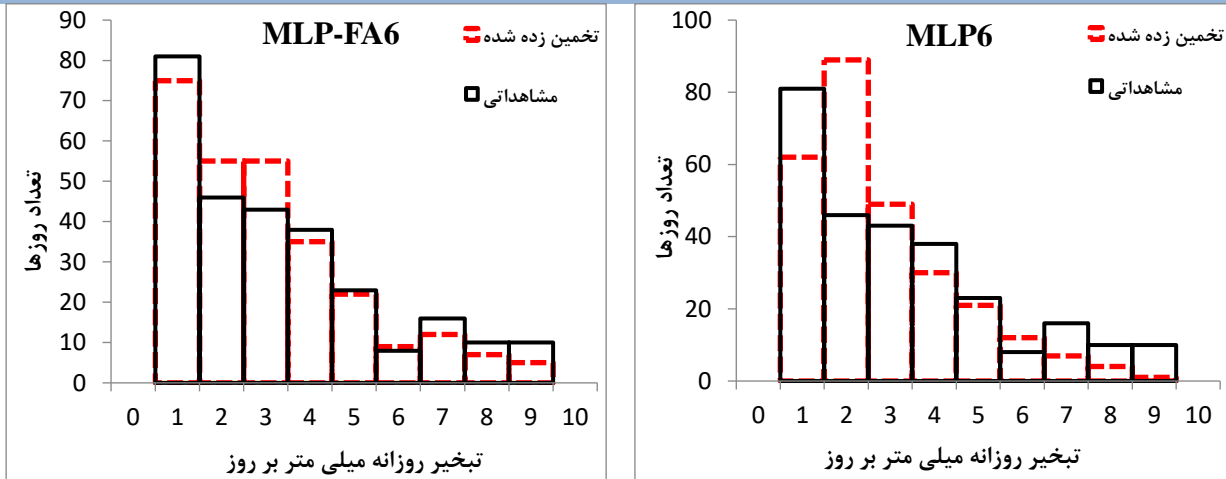
ادامه جدول ۳ -

آزمون			آموزش				ساختار شبکه	شماره ساختار	مدل
۰/۶۹	۰/۸۳	۱/۲۰	۰/۷۱	۰/۸۷	۱/۱۷	۵-۱۲-۱	۶	MLP6	
۰/۶۶	۱/۰۱	۱/۳۶	۰/۶۳	۰/۹۸	۱/۳۰	۱-۳-۱	۱	MLP-FA1	
۰/۶۵	۰/۹۴	۱/۲۶	۰/۶۰	۰/۸۸	۱/۱۹	۲-۵-۱	۲	MLP-FA2	
۰/۷۳	۰/۸۹	۱/۲۱	۰/۷۴	۰/۷۹	۱/۱۴	۳-۴-۱	۳	MLP-FA3	
۰/۷۹	۰/۷۰	۱/۰۰	۰/۸۲	۰/۶۸	۰/۹۲	۴-۹-۱	۴	MLP-FA4	
۰/۷۸	۰/۸۰	۱/۰۹	۰/۸۰	۰/۷۵	۱/۰۴	۴-۸-۱	۵	MLP-FA5	
۰/۸۵	۰/۶۲	۰/۸۸	۰/۸۸	۰/۵۲	۰/۷۵	۵-۱۲-۱	۶	MLP-FA6	

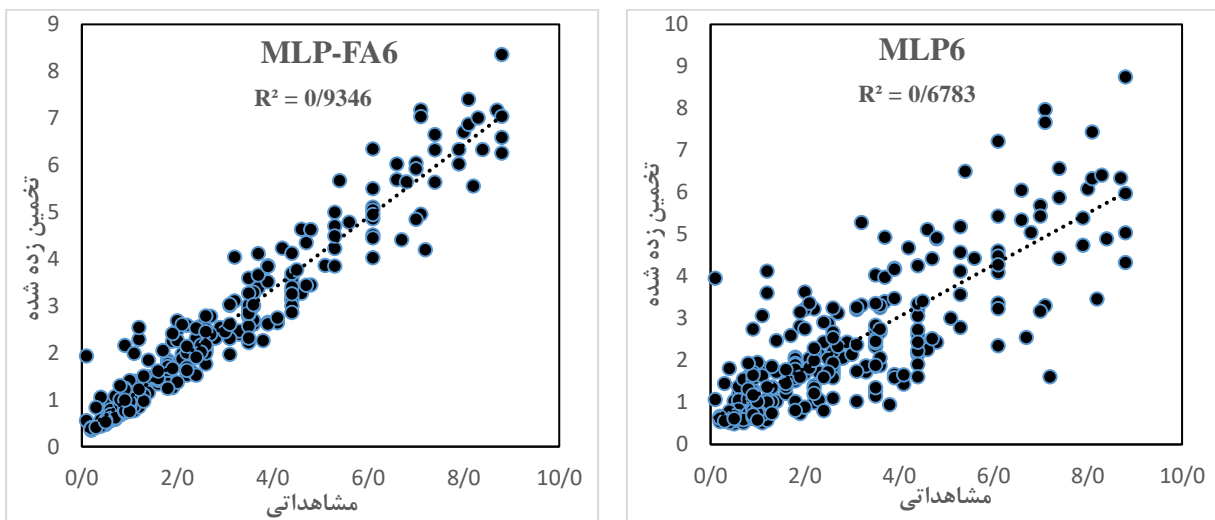
بوده و نزدیک تر به مقادیر واقعی است. به طوری که در بازه‌های تبخیر بین ۱ تا ۲ میلی‌متر در روز شبکه عصبی مصنوعی مقادیر بیشتری را در این بازه تخمین زده است که با هیبرید شدن الگوریتم کرم شب تاب با شبکه عصبی مصنوعی این خطا کم و ناچیز شده است به گونه‌ای که همین مقادیر تبخیر در الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب بسیار نزدیک تر به واقعیت تخمین زده شده‌اند و همچنین شبکه عصبی مصنوعی همین مشکل را در بازه تبخیر ۰ تا ۱ میلی‌متر در روز داشته به طوری که تعداد این مقادیر را کم تر از واقعیت تخمین زده است. اما بعد از هیبرید شدن با کرم شب تاب این مشکل حل شده است و مقادیر نزدیک به واقعیت تخمین زده شده‌اند. در شکل ۷ دیده می‌شود که در قسمت تست شبکه عصبی توانست با همبستگی ۰/۶۴۸ داده‌ها را مدل‌سازی کند، اما الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب توانست با همبستگی بالاتری به اندازه ۰/۹۳۴ همین داده‌ها را مدل‌سازی کند که در همه حالات نتایج الگوریتم کرم شب تاب نسبت به شبکه عصبی بهتر بوده است.

نتایج مربوط به شبیه سازی مقادیر تبخیر روزانه در دوره آموزش (۸۰ درصد داده‌ها) و آزمون (۲۰ درصد داده‌ها) در ایستگاه مورد مطالعه بر اساس مدل و شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در جدول ۳ ارائه شده است. آنچنان که نتایج این جدول نشان می‌دهد ترکیب ششم که دارای پنج ورودی پیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد، ساعت آفتابی بود به عنوان ورودی‌ها در هر دو مدل با بهترین نتایج همراه بوده است.

برای ارزیابی بهتر توانایی الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب نسبت به شبکه عصبی مصنوعی، نمودار هیستوگرام و نمودار پراکنش نقاط داده‌های تخمین زده شده و مشاهداتی به ازای تخمین روزانه برای شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب به ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ رسم شدند. در شکل ۶ دیده می‌شود که در تمامی بازه‌های تبخیر تعیین شده است، مقادیر تخمین زده شده توسط الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب نسبت به شبکه عصبی مصنوعی دارای دقت بیشتری



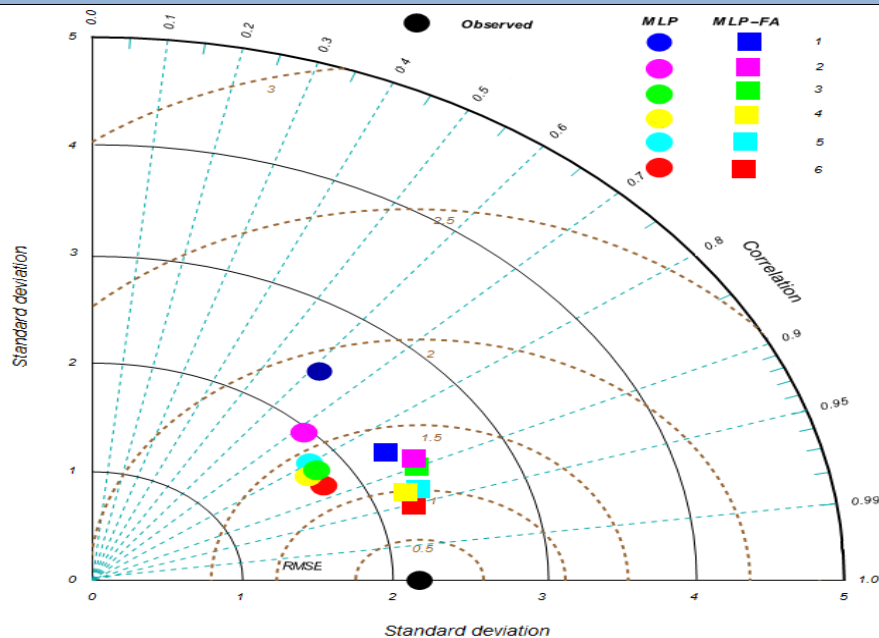
شکل ۶- هیستوگرام (بخش آزمون) مقادیر مشاهداتی و تخمین زده شده تبخیر با دو مدل شبکه عصبی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب



شکل ۷- پراکنش نقاط (بخش آزمون) مقادیر مشاهداتی و تخمین زده شده تبخیر با دو مدل شبکه عصبی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب

مرجع دورتر هستند که نشان دهنده دقت پایین تر این مدل نسبت به الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در تخمین مقادیر تبخیر روزانه است. در نهایت با توجه به دیاگرام تیلور ساختار ششم برای الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب به عنوان بهترین نتیجه برای شبیه‌سازی و همچنین ساختار اول برای شبکه عصبی مصنوعی به عنوان بدترین ساختار برای شبیه‌سازی مقادیر تبخیر روزانه معرفی می‌شود.

با توجه به دیاگرام تیلور (شکل ۹)، در ایستگاه رودسر دیده می‌شود که نتایج مدل الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب (MLP-FA) (تقاطع مربع شکل) نزدیک‌ترین نقاط به نقطه مرجع است که نشان دهنده دقت بالای این مدل هیبریدی است که این نتیجه دلالت بر دقت بالای این الگوریتم هیبریدی دارد. همچنین نتایج شبکه عصبی مصنوعی (MLP) (نقطه دایره‌ای شکل) نسبت به نقاط الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب از نقطه



شکل ۹- دیاگرام تیلور (بخش آزمون)

نتیجه گیری

کرم شب تاب به واسطه بیشتر بودن دامنه کاهش خطا از یک ساختار به ساختار دیگر، بیشتر مشهود است، که دلیل این امر دقت بیشتر الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب است که نتایج یکدست تری را ارائه کرده است. همانطور که انتظار می‌رفت از آنجا که مدل‌های آموزش داده شده برای مجموعه داده‌های مستقلی مورد آزمون قرار گرفتند، نتایج هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب در مرحله آموزش و در تمامی ساختارهای تعریف شده دقت بیش تری از نتایج متناظر در مرحله آزمون داشته است. بر اساس نتایج به دست آمده در ایستگاه مورد مطالعه، کمترین مقادیر خطا از نقطه نظر تعداد ورودی‌ها در هر دو مدل الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب و شبکه عصبی مصنوعی برای ساختار شماره ۶ (استفاده از تمامی ورودی‌ها) رخ داده است، درحالی‌که در مدل الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب کمترین خطا از نقطه نظر کمترین اختلاف خطا برای آموزش و آزمون در مورد ساختار شماره ۴ (استفاده از بیشینه دمای هوا، سرعت باد، رطوبت نسبی هوا، ساعت آفتابی) رخ داده است و همین‌طور در مدل شبکه عصبی مصنوعی کمترین خطا از نقطه نظر کمترین اختلاف خطا

در این تحقیق از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی (MLP) و الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب بر پایه شبکه عصبی مصنوعی (MLP-FA) جهت تخمین تبخیر روزانه ایستگاه سینوپتیک رودسر استفاده شده است. برای تخمین هرچه بهتر تبخیر، از شش سناریوی مختلف برای حالات ورودی مدل‌ها استفاده شد. مقایسه نتایج جدول ۳ در مورد ایستگاه رودسر نشان می‌دهد آن که افزوده شدن مجموع ساعات آفتابی به پارامتر بیشینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا و سرعت باد باعث افزایش دقت برآورد تبخیر در هر دو مدل شده است و همچنین افزوده شدن سرعت باد به پارامترهای بیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا و رطوبت نسبی هوا باعث افزایش خطای برآورد تبخیر در مدل شبکه عصبی مصنوعی شده است. نکته مهم در رابطه با نتایج جدول ۳ آن است که اگرچه مقادیر خطای برآورد تبخیر در هر ۶ ساختار ورودی و در هر دو حالت آموزش و آزمون شبکه عصبی مصنوعی از مقادیر متناظر آن‌ها در الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب بیشتر است، با این حال نقش افزوده شدن ورودی‌ها در مدل شبکه عصبی مصنوعی در قیاس با مدل الگوریتم هیبریدی

۳- بهمنش، ج. آزاد طلاپه، ن. ۱۳۹۴. بررسی تغییرات پارامترهای هواشناسی مؤثر بر اقلیم ارومیه. نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی. دوره ۱۹، شماره ۵۱، صفحه ۴۱-۵۸.

۴- حسینی موعاری، س. م. بنی حبیب، م. ۱۳۹۳. بهینه‌سازی بهره‌برداری از مخزن برای تأمین آب کشاورزی با استفاده از الگوریتم کرم شب تاب. نشریه حفاظت منابع آب و خاک تابستان ۱۳۹۳. دوره ۳، شماره ۴، صفحه ۱۷-۳۱.

۵- دانشفرزاد، ر. ۱۳۹۴. تحلیل حساسیت پارامترهای مؤثر بر میزان تبخیر روزانه با استفاده از الگوریتم Garson و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: شهر تبریز). نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی. شماره ۵۴، صفحه ۱۲۷-۱۴۲.

۶- دهقانی، امیراحمد. پیری، مهدی. حسام، موسی. دهقانی، نوید. ۱۳۸۹. تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر با استفاده از سه شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه، تابع پایه شعاعی و المانی. مجله پژوهش‌های حفاظت آب و خاک. شماره ۲. جلد ۱۷. صفحه‌های ۶۷-۴۹.

۷- سعادتخواه، ن.، سارنگ، س. ا.، تجریشی، م. و ابریشمچی، ا. ۱۳۸۰. برآورد تبخیر از مخازن چاه نیمه. آب و فاضلاب، شماره ۴۰، صفحه‌های ۳۲-۱۲.

۸- قربانی، م. ع. پوربابک، س. جباری خامنه، ح. اسدی، ا. فاضلی فرد، م. ح. ۱۳۹۵. طبقه‌بندی دمایی ایستگاه‌های هواشناسی کشور با استفاده از خوشه‌بندی فازی و شبکه عصبی مصنوعی کوهونن. نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی. دوره ۲۰، شماره ۵۵، صفحه ۴۵-۶۳.

۹- کوچک زاده، م. بهمنی، ع. ۱۳۸۴. ارزیابی عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در کاهش پارامترهای مورد نیاز، جهت برآورد تبخیر و تعرق مرجع، مجله علوم کشاورزی، سال یازدهم، شماره ۴، صفحه ۱۰۱-۹۱.

برای آموزش و آزمون در مورد ساختار شماره ۵ (استفاده از پیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد) رخ داده است. یکی از دلایل این موضوع به نقش بیشتر ساعت آفتابی در قیاس با سرعت باد در کاهش خطای برآورد تبخیر در هر دو مدل باز می‌گردد که در بالا نیز به آن اشاره شد. نتایج نشان داد که الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و به ازای هر ورودی تخمین دقیق‌تری از تبخیر را ارائه می‌دهد. اما دقیق‌ترین نتیجه مربوط می‌شود به ورودی پیشینه دمای هوا، کمینه دمای هوا، رطوبت نسبی هوا، سرعت باد، ساعت آفتابی، که با دقت بالایی توسط الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب شبیه‌سازی شد با وجود کمترین خطا و بیشترین همبستگی در نتایج الگوریتم هیبرید کرم شب تاب و نتایج حاصله می‌توان چنین نتیجه گرفت که مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب، ابزاری مناسب برای شبیه‌سازی و تخمین تبخیر روزانه هستند اما الگوریتم هیبریدی کرم شب تاب دقت بالاتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی دارد. که این امر نشان از موفق بودن عملیات ترکیب کردن الگوریتم کرم شب تاب با شبکه عصبی مصنوعی است.

منابع

۱- احمدی، ف. آیشم، س. خلیلی، ک. بهمنش، ج. ۱۳۹۳. کاربرد سیستم‌های استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و ماشین بردار پشتیبان برای برآورد تبخیر تعرق مرجع ماهانه شمال غرب کشور. جلد ۳۰. صفحه‌های ۲۷۴-۲۶۰.

۲- ایلدرمی، ع. زارع ایبانه، ح. بیات ورکشی، م. ۱۳۹۲. برآورد بارش به کمک شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های هواشناسی غیر بارشی در سه منطقه شیراز، مشهد و کرمان. نشریه جغرافیا و برنامه‌ریزی. دوره ۱۷، شماره ۴۳، صفحه ۲۱-۴۰.

- 19- IPCC (2001). *Climate Change 2001: The Scientific Basis, Contribution of Working Group I to the Third Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*.
- 20- Kazemzadeh, M.J. Daneshmand, Ahmadfard, M., A. (2015). "Optimal Remediation Design of Unconfined Contaminated Aquifers Based on the Finite Element Method and a Modified Firefly Algorithm." *Water Resources Management* 29(8): 2895-2912
- 21- Kisi, O. Shiri, J. Karimi, S. Shamshirband, Sh. Motamedi, Sh, Petkovic, D. Hashim, R. (2015). "A survey of water level fluctuation predicting in Urmia Lake using support vector machine with firefly algorithm." *Applied Mathematics and Computation* 270: 731-743
- 22- Kisi, O., Genc, O., Dinc, S., Zounemat-Kermani, M., (2016), "Daily pan evaporation modeling using chi-squared automatic interaction detector, Neural networks, Classification and Regression tree", *Computers and Electronics in Agriculture*, 122: 112-117.
- 23- Kumar, M., Raghuwanshi, N.S., Singh, R., Wallender, W.W., and Pruitt, W.O.2002. Estimating evapotranspiration using artificial neural network. *J. Irrig. Drain. Engin.* 128: 4. 224-233
- 24- Landeras ,G. Barredo,A. Javier ,J. (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 (2008) 553-565.
- 25- Lo Conti, F.; Hsu, K.L.; Noto, L.V.; Sorooshian, S. (2014). Evaluation and comparison of satellite precipitation estimates with reference to a local area in the Mediterranean Sea. *Atmospheric Research*, 138: 189-204.
- 26- McCuen, R.H., (1998), "Hydrologic analysis and design", Prentice Hall, Englewood Cliffs, New Jersey, 1-867.
- 27- Moghaddamnia, A. Ghafari Gousheh M, Piri J, Amin S and Han D, 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy interface system techniques. *Advances in Water Resources*, 32: 88-97.
- 28- Pincus, R.; Batstone, C.P.; Hofmann, R.J.P.; Taylor, K.E.; Glecker, P.J. (2008). Evaluating the present-day simulation of clouds, precipitation, and radiation in climate models. *Journal of Geophysical Research: Atmospheres*, 113(D14): 1-10.
- ۱۰- محمدی، ب. ۱۳۹۶. تخمین تبخیر روزانه بر اساس مدل هیبریدی شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی کرم شب تاب. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز.
- ۱۱- ندیری، ع، ا. نادری، ک. اصغری مقدم، ا. حبیبی، م، ح. ۱۳۹۵. پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی و زمین آمار (مطالعه موردی: آبخوان دشت دوزدوزان). دوره ۲۰، شماره ۵۸، صفحه ۲۸۱-۳۰۱.
- ۱۲- ولیزاده کامران، خ. ۱۳۹۳. برآورد تبخیر- تعرق پتانسیل در آذربایجان شرقی به روش استفنز با استفاده از GIS. دوره ۱۸، شماره ۴۹، صفحه ۳۱۷-۳۳۴.
- ۱۳- ولیزاده کامران، خ. ۱۳۹۴. برآورد تبخیر- تعرق واقعی به‌روش سبال کوهستانی در منطقه مشکین‌شهر. دوره ۱۹، شماره ۵۳، صفحه ۳۵۳-۳۸۲.
- 14- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000), "Artificial Neural Networks in Hydrology. I: Preliminary Concepts." *Journal of Hydrology Engineering*, 2:115-123.
- 15- Coulibaly, P., Anctil, F., Bobée, B., (2000), "Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach", *Journal of Hydrology*, 230:244-257.
- 16- Dawson, C.W., Abrahart, R.J., Shamseldin, A.Y. and Wibly, R.L., (2006), "Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks", *Journal of Hydrology*, 319: 391-409.
- 17- Eslamian, S.S.; J. Abedi-Koupai; MJ. Amiri; SA. Gohari. 2009. Estimation of daily reference evapotranspiration using support vector machines and artificial neural networks in greenhouse. *Environmental Sciences*, 4: 439-447.
- 18- Ghorbani, M.A., H. Ahmadzadeh., M. Isazadeh and O. Terzi. 2016. A comparative study of artificial neural network (MLP, RBF) and support vector machine models for river flow prediction. *Environmental Earth Science*, 75: 476-490.

networks and support vector machines", Journal of Theoretical and Applied Climatology, 124: 69-80.

32- Wehner, M.F. (2013). Very extreme seasonal precipitation in the NARCCAP ensemble: model performance and projections, Climate Dynamics, 40(1-2): 59-80.

33- Yang, X.-S. and X. He (2013). "Firefly algorithm: recent advances and applications." International Journal of Swarm Intelligence 1(1): 36-50

29- Nash, J.E., I.V. Sutcliffe. 1970. River flow forecasting through conceptual models, Part I, A discussion of principles, Journal of Hydrology, 10:282-290.

30- Singh, V.P., Xu, C.Y., (1997), "Evaluation and generalization of 13 mass transfer equations for determining free water evaporation", Hydrological Process, 11:311-324.

31- Tezal, G., Buyukyildiz, M., (2015), "Monthly evaporation forecasting using artificial neural