مجله پژوهش های معاصر در علوم و تحقیقات
سال پنجم، شماره ۵۱، مهر ۱۴۰۲
ISSN: ۲۶۷۶-۵۷۶٤
www.jocrisar.ir

بررسی چالش‌های شبکه عصبی MLP و حل آن به کمک الگوریتم‌های تکاملی

همایون موتمنی [۱] ، بهروز شکری فومشی [۲]

[۱] دانشیار، گروه کامپیوتر، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد ساری، مازندران، ایران(نویسنده مسئول)
[۲] کارشناس ارشد، گروه کامپیوتر، موسسه آموزش عالی روزبهان ساری، مازندران، ایران

چکیده

در این مقاله، شبکه‌های عصبی زیستی و مصنوعی و ساختارهای آن‌ها معرفی گردیده و انواع شبکه‌های عصبی نشان داده می شود. تمرکز بیشتر بر روی پروسپترون و مشکلات یک نوع شبکه عصبی به نام پروسپترون چند لایه (**MLP**) می‌باشد، که برای حل مشکلات این روش از نوعی الگوریتم تکاملی جدید استفاده می‌شود؛ که آن الگوریتم، با نام الگوریتم بهینه‌سازی جنگل (**FOA**) معرفی می‌گردد. در این مطالعه جهت مدل‌سازی قدرت تبخیر جو ایستگاه تبریز، از شبکه‌های عصبی مصنوعی بر پایه سه الگوریتم آموزشی (**MLP**)، ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل استفاده شده است. ارزیابی و مقایسه نتایج این مدل‌ها براساس معیارهایی چون ضریب تعیین، میانگین مربعات خطا و مجذور میانگین مربعات خطا اتخاذ شده است. بر اساس مدل پیشنهادی می‌توان قدرت تبخیر جو تبریز را با خطای ۰,۱۲۶۷۸ میلیمتر در ماه، برای سال‌هایی که فاقد آمار تبخیر هستند، پیش‌بینی نمود.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌های عصبی مصنوعی، شبکه‌های عصبی تکاملی، الگوریتم بهینه سازی جنگل، پیش‌بینی میزان تبخیر

مقدمه

از نظر هیدرولوژی تبخیر به مجموعه پدیده‌هایی گفته می‌شود که آب را صرفاً از راه یک فرآیند فیزیکی به بخار تبدیل می‌کند. پدیده تبخیر و تعرق یکی از مولفه‌های اصلی چرخه آب در طبیعت است که نقش کلیدی در مطالعات کشاورزی، هیدرولوژی، آب و هواشناسی، طراحی سیستم های آبیاری و زه‌کشی، زمان بندی آبیاری و مدیریت منابع آب ایفا می‌کند [۱ و ۲]. به سبب نقش وزینی که قدرت یا پتانسیل تبخیر جو در بیلان آب و برنامه ریزی‌های مربوط به کشاورزی و استحصال آب دارد و با توجه به مسائل به وجود آمده در رابطه با آب‌های سطحی و زیر زیرزمینی بخش‌های بزرگی از ایران، به نظر می‌رسد که بیش از پیش ضرورت دارد که قدرت تبخیر جو مدل‌سازی و پیش‌بینی گردد تا بر اساس آن بتوان برنامه‌ریزهای متناسب و بهینه را بر حسب شرایط به وجود آمده به انجام رساند. در این راستا شمال غرب و شهرستان تبریز نیز از بحران‌های به وجود آمده در مسائل ذخایر آبی مستثنا نبوده است.

عباس پلنگی و همکاران (۱۳۸۵) به بررسی تخمین تبخیر و تعرق پتانسیل گیاه مرجع **(ET_0)** با استفاده از شبکه‌های عصبی در منطقه اهواز پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که پس از آموزش و آزمون شبکه و با توجه به میزان خطای استاندارد وزن دار **(WESEE)** می‌توان با استفاده از شبکه های عصبی، تبخیر و تعرق پتانسیل گیاه مرجع **(ETo)** را با درصد بسیار کم خطا پیش‌بینی نمود. همچنین بهترین آرایش شبکه بصورت ۱-۶-۱ و با تابع محرک سیگموئید بدست آمد [۳]. پیری و همکاران (۱۳۸۷) به بررسی استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که پارامترهای دما و سرعت باد به ترتیب بیشترین و کمترین تاثیر را در تخمین مقدار تبخیر از تشتک دارا می‌باشد. همچنین از شبکه عصبی مصنوعی می‌توان با دقت مناسبی در تخمین میزان تبخیر روزانه از تشت تبخیر استفاده نمود [۴].

حاجی حسینی و همکاران (۱۳۹۲) به بررسی برآورد تبخیر و تعرق واقعی در مقیاس منطقه‌ای با استفاده از تکنیک سنجش از دور و مدل **SEBAL** پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که نواحی با پوشش گیاهی متراکم و دمای پایین دارای مقادیر بالای تبخیر و تعرق بوده و مناطق دارای دمای بالا و پوشش گیاهی پراکنده و کم از مقدار تبخیر و تعرق کمی برخوردارند [۵].داروغه عارفی و همکاران (۱۳۹۲) به بررسی ارزیابی میزان خطای برآورد تبخیر و تعرق پتانسیل روزانه با استفاده از روش هامون در مناطق خشک و مرطوب پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که نتایج، حاکی از برآورد کمتر تبخیر با این روش، در قیاس با مقدار اندازه گیری شده بوده و برعکس میزان جریان شبیه‌سازی شده، بیشتر از مشاهدات خواهد بود. این اختلاف، در مناطق خشک بیشتر از مناطق مرطوب است. در چنین شرایطی برآورد پارامترهای مدل دارای اریبی و با عدم قطعیت مواجه خواهد بود [۶]. قمرنیا و همکاران (۱۳۹۵) به بررسی برآورد تبخیر و تعرق گیاه ذرت در منطقه سراب نیلوفر کرمانشاه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که مقادیر محاسبه شده از مدل سبال (مقادیر پیش‌بینی شده) برای گیاه ذرت در تاریخ های گفته شده به ترتیب برابر با ۷/۱۱ و ۶/۹ و ۵/۱۶ میلیمتر در روز بدست آمد [۷].

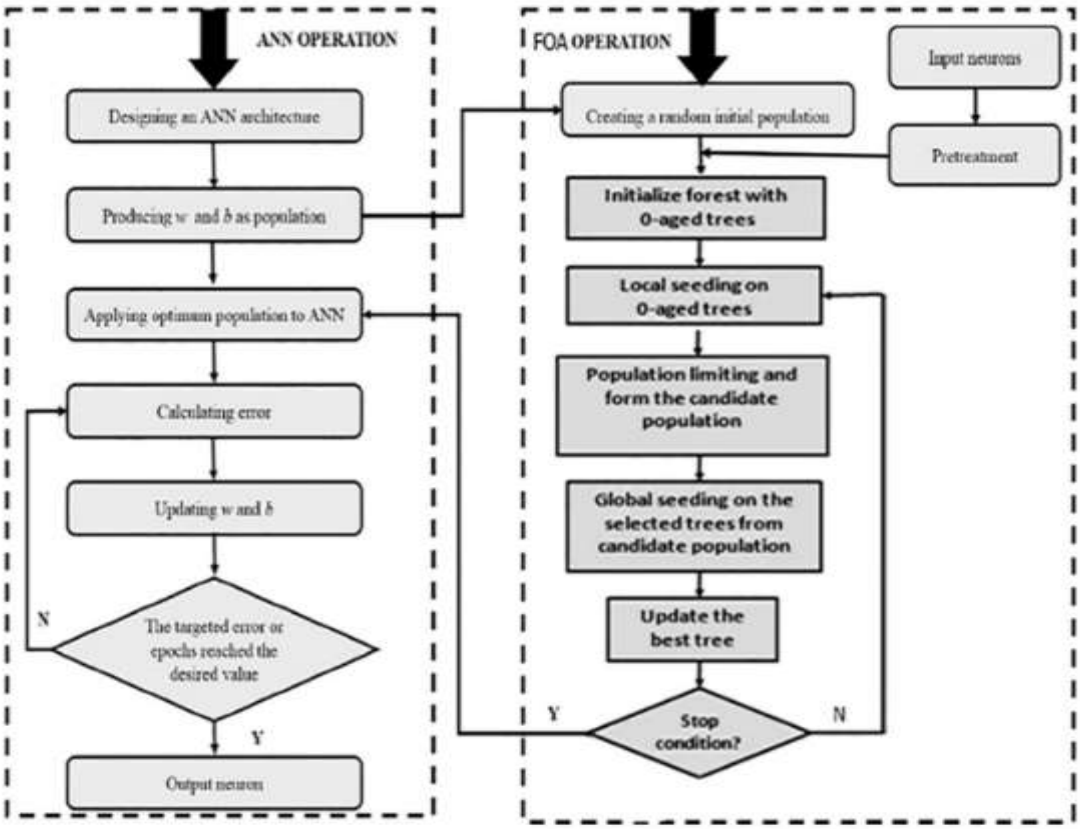
منهاج (۱۳۸۱) در تحقیق برآورد تبخیر دریاچه ارومیه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نشان دادند که این مدل می تواند با دقت مناسبی با استفاده از داده های هواشناسی ایستگاه های اطراف دریاچه میزان تبخیر آنرا برآورد نماید[۸].. مهرآذر(۱۳۹۴) در تحقیق مقایسهٔ سه روش اصلی هوش مصنوعی در برآورد دبی سیلاب رودخانهٔ یلفان نتایج نشان داد مدل تلفیقی شبکهٔ عصبی و الگوریتم ژنتیک نسبت به مدل شبکهٔ عصبی و نیز مدل ترکیب خوشه‌بندی کاهشی و مدل ANFIS عملکرد بهتری در برآورد دبی سیلاب در حوزهٔ یلفان دارد[۹].

نظری و پاشازاده (۱۳۹۴)، به بررسی بهینه‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم رقابت استعماری برای تخمین قدرت تبخیر جو پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که براساس این مدل می‌توان قدرت تبخیر جو را تبریز را با خطای ۰/۲۲۷ میلیمتر در ماه برای سال‌های که فاقد آمار تبخیر هستند پیش‌بینی نمود [۱۰].حق وردی و همکاران (۱۳۸۶) به بررسی برآورد تبخیر و تعرق با شبکه های پرسپترون چند لایه پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی همخوانی خوبی با داده‌های حاصله از لایسیمتر دارند و با دقت خوبی توانایی مدل‌سازی تبخیر و تعرق را در منطقه سرد نیمه خشک همدان دارند [۱۱]. ستاری و همکاران (۱۳۹۲) به بررسی پیش‌بینی تبخیر و تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی **M5** پرداختند. نتایج یافته‌های آن‌ها نشان می‌دهد که گرچه روش شبکه عصبی مصنوعی با اختلاف خیلی کمی در مقایسه با روش **M5** پیش‌بینی نسبتا دقیق تری از میزان تبخیر و تعرق مرجع ارائه می کند، اما روش **M5** روابط ساده خطی، قابل فهم تر و کاربردی‌تری برای پیش‌بینی تبخیر و تعرق ارائه می‌کند [۱۲].

به دلیل تأثیر متقابل پارامترهای هواشناسی در محاسبه تبخیر ـ تعرق، تخمین آن یک کار پیچیده و دارای روابط غیر خطی می‌باشد [۱۳]. از این رو شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل دارا بودن قابلیت کشف روابط خطی و غیر خطی ابزار مناسبی جهت تخمین تبخیر و تعرق محسوب می‌شوند [۱۴].بنابراین در مطالعه‌ی حاضر جهت مدل‌سازی قدرت تبخیر جو شهرستان تبریز از شبکه عصبی استفاده می‌شود.روش‌های مبتنی بر گرادیان نزولی همچون روش پس انتشارِ خطا از مشهورترین روش‌های یادگیری در تعیین وزن‌های شبکه عصبی پرسپترون چند لایه می‌باشند. سرعت پایین همگرائی و همچنین قرار گرفتن در کمینه‌های محلی، دو مشکل اساسی در استفاده از این روش‌ها برای تعیین وزن های شبکه می‌باشد. بر همین اساس روش‌های بهینه‌سازی عمومی چون الگوریتم ژنتیک، الگوریتم رقابت استعماری و دیگر الگوریتم جستجوی عمومی در جهت تعیین وزن‌های شبکه مورد استفاده قرار می‌گیرند **[**۱۵ و ۱۶**]**. با توجه به مطالب ذکر شده هدف از پژوهش حاضر بررسی چالش‌های شبکه عصبی **MLP** و حل آن به کمک الگوریتم‌های تکاملی می باشد.

روش تحقیق

برای رفع مشکل شبکه عصبی پروسپترون چند لایه و پیش‌بینی تبخیر، از ترکیب شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل کمک گرفته شد. سپس با بهره‌گیری از داده‌های هواشناختی، به مدل‌سازی قدرت تبخیر جو با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی MLP، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل پرداخته شد. جهت دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی ساختارهای مختلفی مورد سنجش قرار گرفتند. در این خصوص با در نظر گرفتن الگوریتم آموزشی شبکه عصبی MLP، الگوریتم ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل، با استفاده از پنج داده ورودی شامل مقادیر دما، نم نسبی، ساعات آفتابی، فشار هوا، سرعت باد و یک داده خروجی شامل میزان تبخیر حاصل از تشتک تبخیر ایجاد شد. از سویی برای آرایش هر ساختار، هر گروه شبکه با تعداد پنج نورون برای یک لایه پنهان آموزش داده شد و در هر بررسی با استفاده از داده‌های آزمون، شاخص های آماری ضریب تعیین، میانگین مربعات خطا و مجذور میانگین مربعات خطا برآورد شدند. در شکل (۱)، فلوچارت روش پیشنهادی (آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم بهینه‌سازی جنگل) نشان داده شده است.



شکل ۱:فلوچارت آموزش شبکه عصبی توسط الگوریتم بهینه‌سازی جنگل

۱.داده‌های ورودی

برای مقایسه سه روش، از متغیرهای هوا شناختی همچون، دمای هوا، نم نسبی، فشار هوا، سرعت باد و ساعات آفتابی ماه های مه، ژوئن، جولای، اوت و سپتامبر با پوشش زمانی ۱۳۷۱-۱۳۹۰ متعلق به ایستگاه همدید تبریز به عنوان ورودی شبکه عصبی استفاده شد و داده‌های تشتک تبخیر ایستگاه همدید تبریز در همان بازه زمانی به عنوان خروجی شبکه عصبی در نظر گرفته شد.

۲.معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌ها

بررسی صحت وکارایی نتایج بدست آمده توسط شبکه عصبی نیازمند معیاری است که توانایی مدل را در پیش‌بینی تحلیل نماید و میان آن‌ها برترین را که به خوبی آموزش دیده، انتخاب و معرفی کند. در این پژوهش علاوه بر ترسیم نمودارهای مقادیر مشاهداتی در برابر مقادیر پیش‌بینی شده توسط مدل‌ها، از شاخص‌های کمّی همچون ضریب تعیین، میانگین مربعات خطا، مجذور میانگین مربعات خطا، میانگین و انحراف معیار بهره گرفته شده است.

مفهوم پارامترهای ارزیابی عمگری که در خروجی نمایش پیدا می کند بصورت زیر است:

ضریب تعیین = R^2

میانگین مربعات خطا = **MSE**

مجذور میانگین مربعات خطا = **RMSE**

میانگین = **μ**

انحراف معیار= **б**

کمیت R^2 که ضریب تعیین نامیده می‌شود، نسبت تغییرات (متغیرهای) تعریف شده، به کل تغییرات(متغیرها) می‌باشد (این اندازه‌گیری به ما این امکان را می‌دهد که تعیین کنیم چقدر می‌توان به به پیش‌بینی یک مدل یا نمودار مطمئن بود). ضریب تعیین معیاری بدون بعد است و بهترین مقدار آن برابر یک می‌باشد. رابطه (۱) نحوه محاسبه آن را نشان می‌دهد. [۱۷].

$$R^2 = \frac{\sum_{K=1}^{K} X_K Y_K}{\sqrt{\sum_{K=1}^{K} X_K{}^2 \sum Y_K{}^2}}$$

رابطه ۴-۱ محاسبه ضریب تعیین.

در رابطه (۱) X_K مقادیر مشاهداتی، Y_K مقادیر برآورد شده و **K** تعداد داده‌ها می‌باشد.

سه عمل روی **میانگین مربعات خطا (MSE)**[۱]داده انجام می‌شود:

محاسبه خطای خروجی سیستم.

به توان ۲ رسانی خطای سیستم.

میانگین‌گیری از مجموع تمام خطاها (که هر کدام به توان ۲ رسیده است).

فرمول آن در رابطه (۲) آورده شده است.

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left(y_i - \bar{y}\right)^2$$

رابطه ۴-۲ محاسبه میانگین مربعات خطا.

y_i: معادل خروجی سیستم.

$\bar{y}$: معادل پاسخ صحیح (قطعی).

جذر میانگین مربع خطا (RMSE)[۲]شاخصی است که مقدار موثر خطا را نشان می‌دهد. به عبارت دیگر، این شاخص بیانگر تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل و مقدار واقعی یک متغیر است. از این ابزار برای تعیین مدلی که می‌تواند

[۱] **Mean Squared Error**

[۲] **ROOT MEAN SQUAR ERROR**

نزدیک‌ترین برآورد از واقعیت را داشته باشد، استفاده می‌شود و هر مدلی که مقدار **RMSE** کمتری داشته باشد، به عنوان مدل نزدیک به واقعیت انتخاب می‌شود [۱۸]. که فرمول آن در رابطه (۳) آورده شده است.

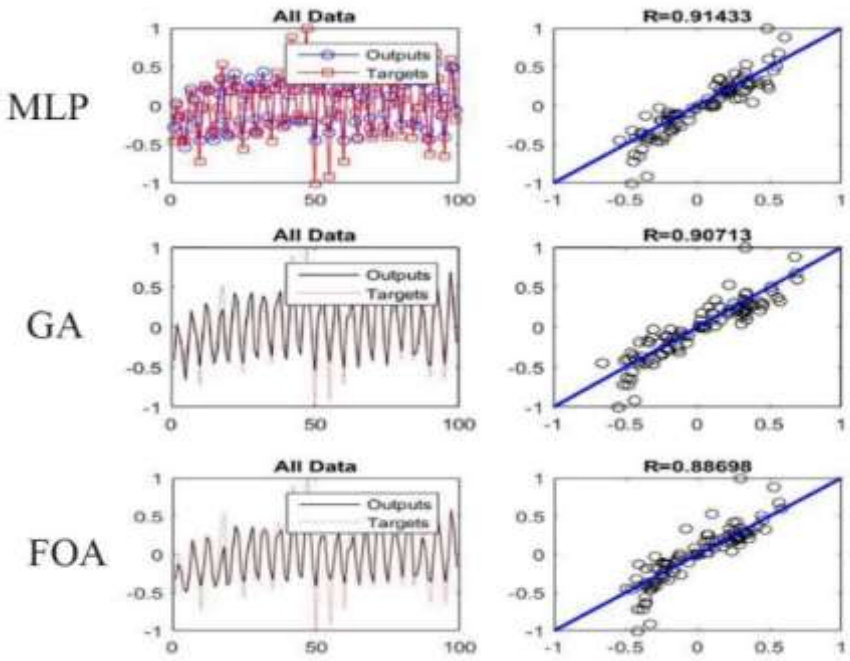
رابطه ۴-۳ محاسبه جذر میانگین مربعات خطا.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y})^2}{N}}$$

انحراف معیار (б) یکی از شاخص‌های پراکندگی است که نشان می‌دهد به طور میانگین داده‌ها چه مقدار از مقدار متوسط فاصله دارند.

یافته‌ها

در ادامه تصاویر خروجی اجرای سه روش **MLP**، **GA** و **FOA** در محیط نرم افزار متلب بر روی داده ورودی، نشان داده شد. به منظور ارزیابی روش‌های مورد استفاده، از معیار آماری ضریب تعیین **(R^2)** و همچنین از معیارهای میانگین مربعات خطا **(MSE)**و مجذور میانگین مربعات خطا **(RMSE)** جهت تعیین مقادیر خطای داده‌های ورودی استفاده شده است. نتیجه بررسی ها در شکل (۲) و نتایج آماری در جدول (۱) آورده شده است.

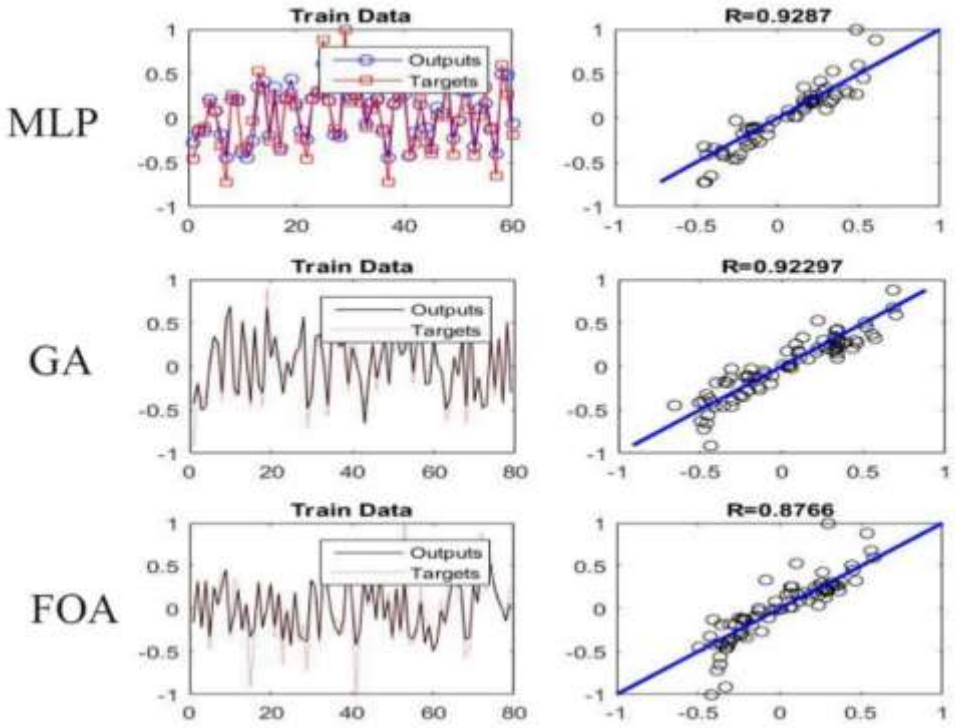


شکل ۲: عملکرد شبکه عصبی برای مقادیر تبخیر، شبیه سازی شده براساس کل داده‌ها **MLP**، **GA**، **FOA**.

جدول ۱: نتایج آماری کل داده‌های تخمین تبخیر جو، براساس الگوریتم **MLP**، **GA**، **FOA**.

	All Data				
	R2	Mse	Rmse	μ	б
Mlp	0.91433	0.024136	0.15536	-0.04162	0.15044
Ga	0.90713	0.024014	0.15496	-0.026232	0.1535
Foa	0.88698	0.029041	0.17041	-0.0013145	0.17128

شکل (۳) نمودار مربوط به داده‌های آموزش است که خط قرمز در نمودار مربوط به خروجی هدف و خط مشکی مربوط به خروجی داده‌های آموزش است. مجموعه‌ی **Train Data** برای هدایت پروسه آموزش به کار گرفته می‌شود، برای بروز کردن وزن های شبکه عصبی به هنگام آموزش. پارامتر R^2 که همان ضریب تعیین است، صحت آموزش شبکه عصبی را نشان می‌دهد. هر چه به یک نزدیک‌تر باشد یعنی شبکه عصبی عملکرد بهتری دارد. شبکه عصبی برای داده‌های آموزش با میانگین خطای **MSE** تبخیر را پیش‌بینی می‌کند. نتیجه بررسی‌ها در شکل (۳)و نتایج آماری در جدول (۲) آورده شده است.

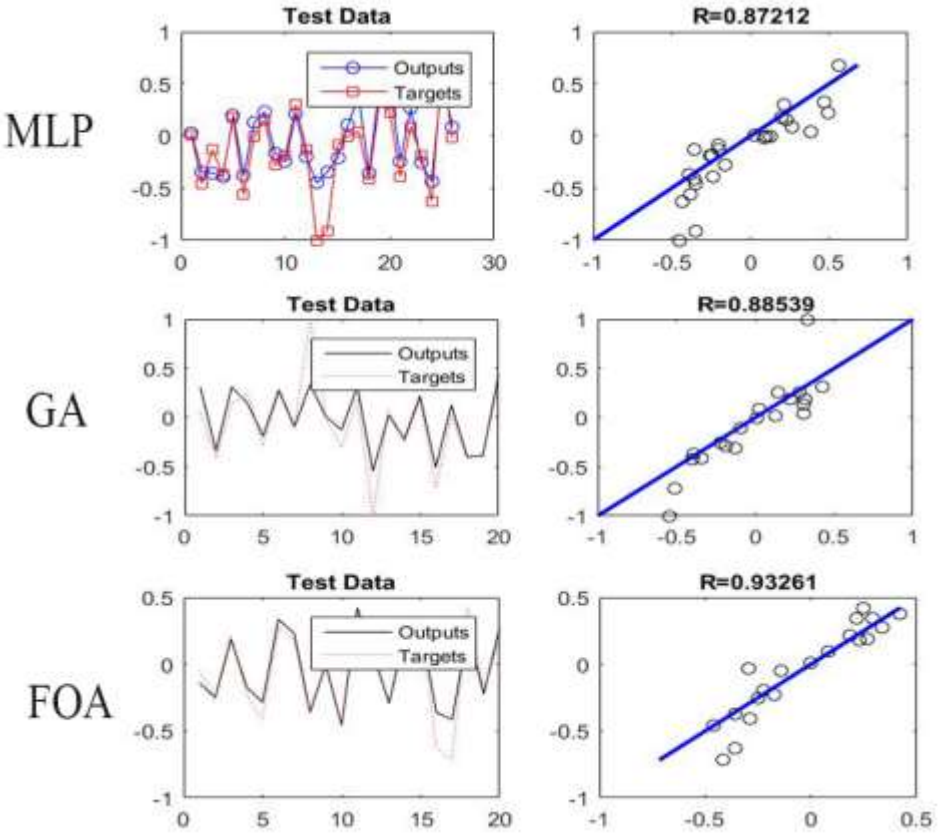


شکل۳: عملکرد شبکه عصبی برای مقادیر تبخیر، شبیه سازی شده براساس داده‌های آموزش **MLP، GA، FOA**.

جدول ۲:نتایج آماری داده‌های آموزش تخمین تبخیر جو، براساس الگوریتم **MLP، GA، FOA**.

	Train Data				
	R2	Mse	Rmse	μ	б
Mlp	0.9287	0.019219	0.13863	-0.027839	0.13695
Ga	0.92297	0.018746	0.13692	-0.019247	0.13642
Foa	0.8766	0.032324	0.17979	0.0010882	0.18093

مجموعه ی **Test Data** مستقلا برای تعیین کیفیت نهایی شبکه‌ی آموزش دیده شده از لحاظ دقت و قابلیت‌های تعمیم سازی سیستم اصلی، استفاده می‌شود**.** نتیجه بررسی‌ها در شکل (۴) و نتایج آماری در جدول (۳) آورده شده است.



نمودار ۴: عملکرد شبکه عصبی برای مقادیر تبخیر، شبیه‌سازی شده براساس داده‌های آزمون **MLP**، **GA**، **FOA**.

جدول ۳: نتایج آماری داده‌های آزمون تخمین تبخیر جو، براساس الگوریتم **MLP**، **GA**، **FOA**.

	Test Data				
	R2	Mse	Rmse	μ	б
Mlp	0.87212	0.043117	0.20765	-0.098018	0.18668
Ga	0.88539	0.044822	0.21171	-0.053821	0.21008
Foa	0.93261	0.016072	0.12678	-0.010805	0.1296

مقایسه نتایج حاصل از بکارگیری الگوریتم **MLP**، ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل در پیش‌بینی تبخیر جو در داده‌های آزمون، گویای آن است که، نتایج ناشی از بکارگیری الگوریتم بهینه‌سازی جنگل، براساس معیارهایی چون:

ضریب تعیین (**R^2**)= ۰,۹۳۲۶۱

میانگین مربعات خطا (**MSE**)=۲ ۰,۰۱۶۰۷

مجذور میانگین مربعات خطا (**RMSE**)= ۰,۱۲۶۷۸

بسیار دقیق‌تر از نتایج حاصل از شبکه عصبی **MLP** و الگوریتم ژنتیک بوده، و روش پیشنهادی در شرایط یکسان (از نظر تعداد لایه‌ها، نورون‌ها و دیتای ورودی) نشان داد که ضریب تعیین این مدل، در مقابل **MLP** و ژنتیک بیشتر بوده و در مقابل دو روش دیگر، با خطای کمتری تبخیر را پیش‌بینی نموده است. بنابراین الگوریتم بهینه‌سازی جنگل توانسته است مدل‌های دقیق‌تری را ایجاد نماید.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه با بهره‌گیری از عناصر هواشناختی و بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی به مدل‌سازی قدرت تبخیر جو پرداخته شد. در این خصوص با در نظرگیری یک لایه پنهان و پنج نورون در سه الگوریتم آموزشی شبکه عصبی **MLP**، الگوریتم آموزشی ژنتیک و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل، جهت آموزش شبکه استفاده و مورد مقایسه قرار گرفت؛ مقایسه و ارزیابی این مدل‌ها با استفاده از معیارهای آماری ضریب تعیین، مجذور میانگین خطا و میانگین خطا حاکی از آن است که دقت مدل‌ها در پیش‌بینی و مدل‌سازی قدرت تبخیر جو وابسته به نوع الگوریتم بهینه‌سازی، با تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌های بکارگرفته شده، است. مدل‌هایی که مورد مقایسه قرار گرفتند، همگی با شرایط یکسان یک لایه پنهان و پنج نورون و دیتای

ورودی یکسان، در نظر گرفته شدند که الگوریتم بهینه‌سازی جنگل در نتیجه به عنوان دقیق‌ترین مدل نسبت به **MLP** و ژنتیک بدست آمد.

بنابر نتایج بدست آمده، روش پیشنهادی جنگل، میزان قدرت یا پتانسیل تبخیر جو تبریز را با خطای ۰,۱۲۶۷۸ میلی متر در ماه پیش‌بینی نمود که نتایج به دست آمده با نتایج (آقای نظری و پاشازاده، ۱۳۹۴)**[**۱۰**]** همخوانی داشته و الگوریتم بهینه‌سازی جنگل توانسته به نتیجه بهتری دست پیدا کند. بنابراین جهت مدل‌سازی قدرت تبخیر جو در ایستگاه سینوپتیک تبریز بسیار مناسب است از الگوریتم یاد شده استفاده گردد زیرا برمبنای این روش می‌توان میزان قدرت یا پتانسیل تبخیر جو تبریز را با خطای ۰,۱۲۶۷۸ میلی متر در ماه پیش‌بینی نمود.

منابع

رامش، امین؛ سیدسعید اسلامیان و محمدجواد زارعیان، (۱۳۹۲)، برآورد مؤثرترین پارامتر هواشناسی در میزان تبخیر و تعرق به وسیله الگوریتم بهینه‌سازی کلنی مورچگان، چهارمین همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زه‌کشی، اهواز، دانشگاه شهید چمران اهواز.

رمنیراس، ژ (۱۳۶۳)، اصول هیدرولوژی مهندسی، جلد اول، برگردان حسین صدقی، انتشارات مرکز نشر و ترجمه امور آب وزارت نیرو ـ تهران، چاپ سوم.

عباس پلنگی، جمال؛ هادی معاضد و رضا طارقیان، ۱۳۸۵، تخمین تبخیر و تعرق پتانسیل گیاه مرجع **(ET_0)** با استفاده از شبکه‌های عصبی در منطقه اهواز، اولین همایش ملی مدیریت شبکه های آبیاری و زه‌کشی، اهواز، دانشگاه چمران.

پیری، مهدی؛ امیر احمد دهقانی؛ موسی حسام و عبدالرضا ظهیری، ۱۳۸۷، استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین تبخیر روزانه از تشت تبخیر، دومین همایش ملی مدیریت شبکه‌های آبیاری و زه‌کشی، اهواز، دانشگاه چمران.

حاجی حسینی، حمیدرضا؛ محمدرضا حاجی حسینی و صالح ارشد، ۱۳۹۲، برآورد تبخیر و تعرق واقعی در مقیاس منطقه‌ای با استفاده از تکنیک سنجش از دور و مدل **SEBAL**، دوازدهمین همایش سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، کرمان، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

داروغه عارفی، بتول؛ جعفر دستورانی؛ مرضیه قشمشمی و سمیه سادات حسینی، ۱۳۹۲، ارزیابی میزان خطای برآورد تبخیر و تعرق پتانسیل روزانه با استفاده از روش هامون در مناطق خشک و مرطوب، پنجمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، تهران، انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشگاه شهید بهشتی.

قمرنیا، هوشنگ؛ سید محسن غلامیان و مهسا بصیری، ۱۳۹۵، برآورد تبخیر و تعرق گیاه ذرت در منطقه سراب نیلوفر کرمانشاه با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای، ششمین کنفرانس ملی مدیریت منابع آب ایران، کردستان، دانشگاه کردستان.

منهاج، محمدباقر،۱۳۸۱، هوش محاسباتی (جلد اول) ـ مبانی شبکه های عصبی، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

مهرآذر، آیدا؛ جابر سلطانی؛ محمد سلطانی و موسی کلانکی، ۱۳۹۴، ارزیابی دقت روشهای هوشمند **(ANFIS , M5)** و آنالیز حساسیت تبخیر و تعرق مرجع روزانه به پارامترهای هواشناسی (مطالعه موردی ایستگاه سینوپتیک طالقان)، دومین همایش یافته‌های نوین در محیط زیست و اکوسیستم‌های کشاورزی، تهران، پژوهشکده انرژی های نو و محیط زیست دانشگاه تهران.

نظری، موسی و سعید پاشازاده، ۱۳۹۴، بهینه سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و الگوریتم رقابت استعماری برای تخمین قدرت تبخیر جو، سومین کنفرانس ملی مهندسی برق ایران، بندر گز، دانشگاه آزاد اسلامی واحد بندرگز.

حق وردی، امیر؛ کورش محمدی و علی اکبر سبزی پرور، ۱۳۸۶، براورد تبخیر - تعرق با شبکه های پرسپترون چند لایه - مطالعه موردی همدان، نهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، کرمان، دانشگاه شهید باهنر، انجمن مهندسی آبیاری و آب.

ستاری، محمدتقی؛ فرناز نهرین و وحید عظیمی، ۱۳۹۲، پیش‌بینی تبخیر- تعرق مرجع روزانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل درختی **M5** (مطالعه موردی ایستگاه بناب)، مجله آبیاری و زه‌کشی ایران ، سال هفتم، شماره ۱.

قبادیان، رسول؛ کامران جهاندیده و غلامعلی سبعه، ۱۳۸۸، ارزیابی دقت روش شبکه های عصبی مصنوعی و معادلات تجربی در محاسبه تبخیر- تعرق پتانسیل در کرمانشاه، دهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، کرمان، دانشگاه شهید باهنر.

شاهرخ نیا، علی، دهاقین بذرافشان، احسان (۱۳۹۰)، تخمین تبخیر و تعرق پتانسیل گیاه مرجع با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، ششمین کنگره ملی مهندسی عمران، دانشگاه سمنان، سمنان.

صداقت کردار، علی.، فتاحی، ابراهیم،۱۳۸۷. شاخص های پیش آگاهی خشکسالی در ایران، مجله جغرافیا و توسعه دانشگاه سیستان و بلوچستان، ج۶، ش ۱۱، صص ۷۶-۵۹.

۱. Moghaddamnia A., Ghafari Gousheh M., Piri J., Amin S., and Han D. (2009). "**Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques**". Advances in Water Resources. 32(1): 89-97.
۲. Muttil, N. , K.W. Chau, (2006), "**Neural network and genetic programming for modelling coastal algal blooms**", International Journal of Environment and Pollution **28 (3–4) pp. 223–238.**
۳. Hyndman, R. J. & Koehler, A. B. (2006). "**Another look at measures of forecast accuracy**", International Journal of Forecasting. To appear