فصلنامه علمی – ترویجی «نشریه انرژی ایران»
دوره ۲۰، شماره ۲، تابستان ۱۳۹۶، صفحه ۲۲-۵

پیش‌بینی ذخیره حرارت در سامانه گرمایشی خورشیدی و انرژی مصرفی گلخانه با شبکه عصبی مصنوعی

[۱]محمد جعفری، [۲]حمید مرتضی‌پور*، [۳] کاظم جعفری نعیمی، [۴]محمد مهدی مهارلوئی

تاریخ دریافت:
۱۳۹۵/۶/۳

تاریخ پذیرش:
۱۳۹۵/۱۰/۱۸

کلمات کلیدی:
دمای مخزن
شبکه عصبی مصنوعی
گلخانه
مصرف انرژی

چکیده

در تحقیق حاضر، عملکرد یک سامانه گرمایشی خورشیدی گلخانه، مجهز به متمرکزکننده سهموی خطی و جمع‌کننده تخت خورشیدی دومنظوره، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده است. در گلخانه مورد آزمایش، گرمای مورد نیاز در شب، به وسیله حرارت ذخیره شده به‌وسیله سامانه خورشیدی در طول روز و یک گرم‌کن کمکی تأمین می‌گردید. حرکت سیال درون مجموعه متمرکزکننده به وسیله پمپ و در جمع‌کننده تخت، به‌صورت ترموسیفون بود. از شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با روش یادگیری پس‌انتشار خطا به منظور پیش‌بینی مصرف انرژی ذخیره شده در روز به وسیله سامانه گرمایش خورشیدی، مصرف انرژی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن ذخیره حرارت استفاده شد. ورودی‌های شبکه شامل شدت تابش خورشید، دمای محیط، سرعت باد، دمای سطح، دمای گلخانه، دبی سیال حامل و زمان بودند. حدود ۸۰ درصد از مجموع داده‌ها به منظور آموزش، ۱۰ درصد آزمایش و ۱۰ درصد اعتبارسنجی مورد استفاده قرار گرفتند. برای ارزیابی عملکرد شبکه از پارامترهای ضریب تبیین (R^2) و میانگین مربعات خطا (MSE) استفاده شد. ساختار شبکه ۱-۷-۱۵ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۷ بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی مصرف انرژی از حرارت ذخیره شده توسط سامانه خورشیدی نشان داد. ساختار ۱-۷-۱۰-۱۰ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹ و ۰/۰۰۰۱۴ و ساختار ۱-۷-۵-۱۵ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۱ بهترین نتیجه را به ترتیب برای پیش‌بینی مصرف انرژی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن ذخیره حرارت ارائه کردند.

۱. دانشجوی بخش مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان
۲. استادیار بخش مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان (نویسنده مسئول)
h.mortezapour@uk.ac.ir
۳. استادیار بخش مهندسی مکانیک بیوسیستم، دانشکده کشاورزی، دانشگاه شهید باهنر کرمان

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

مقدمه

محصول‌های گلخانه‌ای، پشتیبان غذایی در طول سال هستند، از این رو صنعت گلخانه در حال توسعه است. در گلخانه عوامل رشد گیاه در طول دوره رشد قابل کنترل می‌باشد [۲۰, ۲۳]. هزینه‌های گرم کردن گلخانه در بسیاری از کشورهای دنیا به طور مثال در ترکیه بسیار بالا است و حدود ۸۰-۶۰ ٪ از کل هزینه‌های تولید را شامل می‌شود [۲۴, ۲۵]. نتایج پژوهشی حاکی از آن بود که بیشترین سهم نهاده‌ها در کشت گلخانه‌ای مربوط به سوخت‌های فسیلی است در حالی که در کشت‌های مزرعه‌ای، سوخت پس از کود دومین نهاده پرمصرف است [۱]. استفاده از سامانه‌های گرمایشی مناسب با هزینه‌های پایین، امری حیاتی برای فراهم کردن شرایط بهینه در محیط داخلی گلخانه در ماه‌های سرد سال است. به‌جای سوخت‌های فسیلی، منابع مختلف انرژی‌های تجدیدپذیر هم‌چون انرژی زمین‌گرمایی [۱۶]، خورشید و انرژی زیست‌توده می‌توانند در یک سامانه گرمایش گلخانه‌ای مورد استفاده قرار گیرند [۱۲]. در این راستا، استفاده از جمع‌کننده‌های انرژی خورشیدی، برای گرم کردن گلخانه‌ها، مورد توجه زیادی قرار گرفته‌اند. دو نوع سامانه آبی و هوایی برای انتقال انرژی گرمائی خورشید به گلخانه ارائه شده است [۲۱]. بررسی منابع انرژی تجدیدپذیر برای گرم کردن گلخانه در شرق ترکیه نشان داده است، با استفاده از انرژی بیوگاز، امکان نگه‌داشتن دمای گلخانه در حدود ۲۳ درجه سلسیوس وجود داشته است [۱۳].

انرژی خورشیدی را می‌توان به صورت گرمایی، الکتریکی، شیمیایی و مکانیکی ذخیره کرد [۱۰]. موادی که برای ذخیره سازی گرما به کار می‌روند عبارت‌اند از: آب، مواد تغییر فاز دهنده[۱]، سنگ، سامانه لوله‌های دفن شده در زیر خاک و غیره [۱۷, ۲۸]. استفاده از مواد تغییر فاز دهنده به منظور ذخیره‌سازی انرژی خورشیدی در تونس نشان می‌دهد که دمای گلخانه مجهز به سامانه ذخیره‌ساز گرما، ۵ درجه سلسیوس بیشتر از یک گلخانه معمولی در شب می‌باشد، همچنین ۳۱ درصد بازیافت حرارت توسط مواد ذخیره‌ساز گرما در شب گزارش شده است [۱۱]. شبیه سازی یک سامانه گرمایش خورشیدی شامل یک

۱ Phase Changed Material

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

جمع‌کننده مسطح، مخزن ذخیره ساز گرما و یک پمپ جهت گردش آب توسط نرم‌افزار TRNSYS در سردترین فصل‌های سال تونس، نشان داد که سامانه نمی‌تواند به‌طور کامل نیاز گرمایی یک گلخانه بزرگ را تولید کند، اما استفاده از آن، نیازهای حرارتی یک گلخانه کوچک را به سادگی پوشش می‌دهد. در واقع به‌کارگیری سامانه گرمایش برای گلخانه ۱۰ و ۱۰۰ مترمکعب به‌ترتیب در دسامبر، ۶۴/۹ و ۲۵ درصد و در آوریل، ۱۳۳/۶۱ و ۵۱/۰۵ درصد هزینه‌های اقتصادی را کاهش می‌دهد [۸].

استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به منظور استخراج روابط خطی و غیرخطی حاکم میان متغییرهای ورودی و خروجی یک فرآیند یا سامانه به‌کارگرفته می‌شود که در مقایسه با روش‌های مرسوم شبیه سازی مانند رگرسیون، در آن به تلاش محاسباتی اندک و ورودی‌های کم‌تر نیاز است [۲۲]. یکی دیگر از مزایای شبیه‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با دیگر روش‌ها، توانایی آن در یادگیری فرآیندهای حاکم بر سامانه‌های مورد بررسی می‌باشد که می‌تواند بدون هیچ دانش قبلی از ارتباط موجود، شبیه سازی رفتاری سامانه را انجام دهد. همچنین این روش نسبت به دیگر روش‌های شبیه‌سازی مرسوم دارای قابلیت اعتماد بیشتری است [۱۵]. به کمک روش شبکه عصبی مصنوعی و روش‌های بهینه‌سازی هوشمند مقدار مصرف انرژی الکتریسیته، در جهان پیش‌بینی شد [۷]. پژوهش‌هایی بر روی پیش‌بینی مقدار تقاضای انرژی در گلخانه‌ها با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی صورت گرفت که در این تحقیق شبکه با ساختار ۱-۴-۳ به عنوان ساختار بهینه انتخاب شد [۲۹]. با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در گلخانه، کشاورز توانایی برقراری ارتباط قوی بین پارامترهای داخل گلخانه و متغییرهای بیرونی را دارد [۱۸].

شبکه‌های عصبی زیست‌شناختی مغز انسان شامل مجموعه از واحدهای عصبی به نام نرون هستند که با رابطهایی موسوم به آسه (آکسون) به هم متصل شده‌اند. یک نرون مصنوعی، مدل ریاضی ساده شده یک عصب زیستی است. عملیاتی که در هر نرون صورت می‌گیرد به این صورت است که نرون همه ورودی‌هایی را که به سلول رسیده است جمع می‌کند، آن را از یک تابع محرک عبور می‌دهد و در نهایت خروجی نرون را ایجاد می‌کند. شبکه‌های عصبی از چندین لایه تشکیل می‌شوند. لایه‌های ابتدایی و انتهایی به‌ترتیب لایه ورودی و لایه خروجی نام دارند، همچنین مابین این دو لایه ممکن است یک یا چند لایه پنهان وجود داشته باشد [۲]. متداول‌ترین شبکه عصبی مصنوعی، شبکه پرسپترون چند لایه می‌باشد [۱۹]. همچنین با توجه به اینکه طی سال‌های اخیر، شبکه عصبی

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

پرسپترون چندلایه[۱] به‌خوبی قابلیتش را در شبیه‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای اقلیمی و هواشناسی متفاوت نشان داده است [۹]، در این تحقیق نیز یک نمونه از شبکه‌های چندلایه پرسپترون مورد استفاده قرار گرفت. در این شبکه، داده‌ها به صورت پیوسته و بدون هرگونه بازخورد[۲] به سمت خروجی انتقال می‌یابند. شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با دریافت بردار ورودی X^q، بردار خروجی Z^q را برای هر q $(q=1,2,3,...Q)$ تولید خواهد کرد. هدف، اتخاذ پارامترهای صحیح شبکه به‌منظور دست‌یابی به خروجی واقعی Z^q است که تا جای ممکن نزدیک به خروجی مطلوب d^q متناظر با خودش باشد [۵].

در تحقیق حاضر، انرژی مصرفی و حرارت ذخیره شده به‌وسیله سامانه گرمایشی خورشیدی گلخانه، مجهز به متمرکزکننده سهموی خطی و جمع‌کننده تخت خورشیدی دومنظوره، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی شده است. در گلخانه مورد آزمایش، گرمای مورد نیاز در شب، به وسیله حرارت ذخیره شده توسط سامانه خورشیدی در طول روز و یک گرم‌کن کمکی الکتریکی تأمین می‌گردید. حرکت سیال درون مجموعه متمرکزکننده به‌وسیله پمپ و در جمع‌کننده تخت به‌صورت ترموسیفون بود. از آنجا که جریان سیال در جمع‌کننده تخت و درنتیجه عملکرد آن، تحت تاثیر شرایط دمایی داخل گلخانه، شدت تابش خورشید و دمای مخزن است، تعیین معادلات انتقال حرارت و مدلسازی ریاضی سامانه گرمایش خورشیدی امری پیچیده می‌باشد. لذا، هدف از این تحقیق، به‌کارگیری شبکه عصبی پرسپترون چند لایه برای پیش‌بینی مصرف انرژی سامانه خورشیدی، مصرف انرژی گرم‌کن کمکی و همچنین دمای مخزن ذخیره‌سازی حرارت با توجه به شدت تابش خورشید، دمای هوای محیط، سرعت باد، دمای سطح جمع‌کننده تخت خورشیدی، دمای داخل گلخانه، دبی سیال و زمان می‌باشد.

۱ Multi layer perceptron

۲ Feedback

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

۱. مواد و روش‌ها

مشخصات سامانه گرمایش خورشیدی

سامانه گرمایش خور شیدی مورد برر سی، به منظور تأمین بخ شی از نیاز حرارتی یک گلخانه تحقیقاتی به م ساحت ۱۰/۸ متر مربع در بخش مکانیک بیو سیستم دان شگاه شهید باهنر کرمان ساخته شد. این سامانه به نحوی طراحی شده است که قادر باشد حدود ۴۰ درصد از انرژی گرمایی مورد نیاز گلخانه در شب‌های زمستان (با کمینه دمای ۲۰- درجه سلسیوس) را با استفاده از انرژی ذخیره شده در مخزن در طول روز تأمین نماید. سامانه گرمایش خور شیدی، شامل متمرکزکننده‌ی سهموی خطی (با م ساحت دهانه ۱/۵۴ متر مربع)، مخزن ذخیره‌ی آب گرم (با ظرفیت ۲۰۰ لیتر آب)، جمع‌کننده‌ی خورشـــیدی تخت (با م ساحت ۲ متر مربع)، و پمپ آب می‌با شد. در طول روز متمرکزکننده خور شیدی با ا ستفاده از توان تاب شی خور شید، سیال حامل حرارت (که در این تحقیق آب ا ست) را گرم، و با عبور آن از مبدل حرارتی دا خل مخزن، مو جب افزایش د مای آب ذخیره شـــده در مخزن می‌گردد. یک جمع‌کننده‌ی خورشیدی تخت بدون پوشش شیشه‌ای که برای دو منظور به مخزن متصل است، گرمای ذخیره شده را در طول شـب با سـرد شـدن هوا، به محیط گلخانه می‌دهد. همچنین این جمع‌کننده، در طول روز با جذب نور خورشـید، نقش یک گردآورنده‌ی انرژی خورشـیدی را دارد و سـبب گرم‌تر شـدن آب داخل مخزن ذخیره حرارت می‌گردد. لوله‌های پلا ستیکی ورودی و خروجی متمرکزکننده، مخزن ذخیره سازی و جمع کننده خورشیدی به پوشش‌های عایق مجهز شده‌اند.

به منظور ارزیابی سـامانه‌ی گرمایش پیشـنهادی، یک گلخانه با سـاختار یک‌طرفه به طول ۵ متر، عرض ۲/۱۶ متر با ارتفاع قسـمت جلو گلخانه ۱/۵ متر و قسـمت عقب ۲/۷۵ متر در آزمایشـگاه انرژی خورشیدی بخش مکانیک بیوسیستم دانشگاه شهید باهنر کرمان ساخته شد (موقعیت جغرافیایی گلخانه: 30 º 14´N، 57 º 06´E و ارتفاع از سطح دریا ۱۷۵۶ متر می‌باشد). شاسی گلخانه از قوطی‌های آهنی با سطح مقطع ۴×۴ سانتی متر ساخته شد که سطح بیرونی آن تو سط ورق‌های پلی‌کربنات شفاف با ضخامت ۱۰ میلی‌متر پو شیده شد. شکل ۱- الف، نحوه قرار گیری اجزای مختلف سامانه‌ی گرمایش خورشـیدی و شـکل ۱- ب، تصـویری از فضـای داخل گلخانه، مخزن ذخیره‌ی حرارت و جمع‌کننده خورشیدی را در حال انجام آزمایش را نشان می‌دهد.

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

الف ب

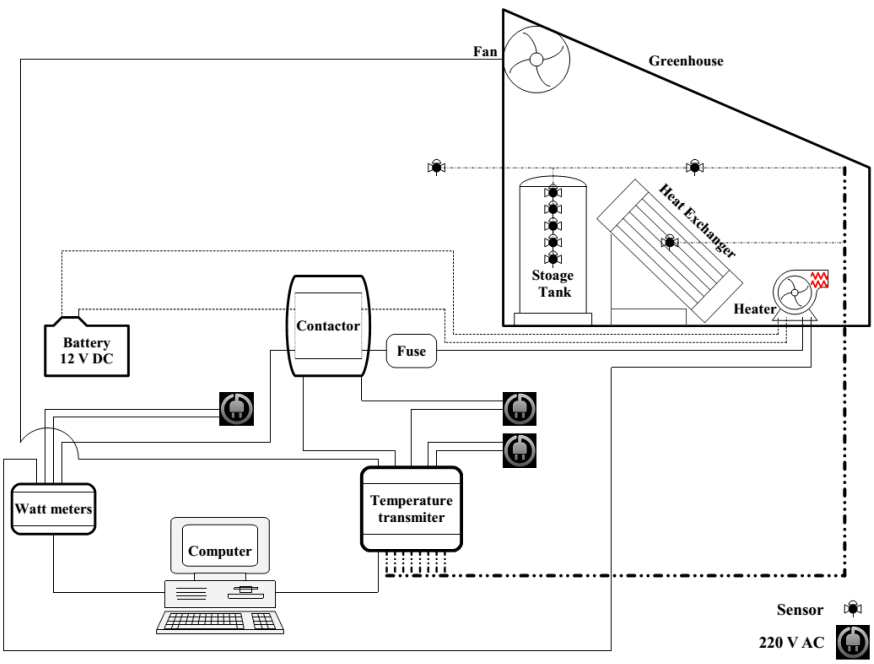
شکل ۱- الف) سامانه گرمایش خورشیدی؛
ب) جمع‌کننده خورشیدی و مخزن ذخیره‌سازی گرما نصب شده در شرایط آزمایش

پس از نصب اجزای مختلف سامانه گرمایشی مورد نظر در کنار گلخانه، آزمایش‌های مربوط به ارزیابی عملکرد آن در بهمن و اسفند ماه سال ۱۳۹۴ انجام گرفت. پارامترهای اندازه‌گیری شده در هر آزمایش شامل دمای داخل گلخانه در سه ارتفاع مختلف، دمای آب داخل مخزن در ۵ عمق مختلف، دمای محیط، شدت تابش خورشید بر روی سطح متمرکزکننده و توان مصرفی گرم‌کن الکتریکی کمکی بودند.

برای اندازه‌گیری دما در نقاط مختلف از حسگرهای دمای مدل SMT 160 با دقت ۰/۱ درجه سلسیوس و محدوده‌ی اندازه‌گیری ۱۳۰+ تا ۳۰- درجه سلسیوس متصل به یک ترانسمیتر دما مدل TM-1323 (ساخت شرکت مهندسی تیکا در ایران) استفاده شد. این ترانسمیتر دارای ۸ رله خروجی بود که با استفاده از آنها گرم‌کن کمکی و دمنده تهویه گلخانه کنترل می‌گردید. شدت تابش اندازه‌گیری شده خور شید با یک سولارمتر با دقت یک وات بر مترمربع در محدوده اندازه‌گیری ۰ تا ۲۰۰۰ وات بر مترمربع (مدل TES 1333 ساخت شرکت TES در تایوان) اندازه‌گیری شد. از یک ترانسمیتر وات‌متر مدل TM-1510 با دقت تعیین ولتاژ ۰/۵ درصد در محدوده‌ی ۵۰ تا ۵۰۰ ولت و همچنین دقت اندازه‌گیری شدت جریان ۰/۵ در صد در محدوده‌ی ۴۰ تا ۵۰ آمپر، (ساخت شرکت مهند سی تیکا در ایران) برای ثبت توان مصرفی گرم‌کن کمکی الکتریکی در فاصله‌های زمانی ۵۰ میلی‌ثانیه‌ای استفاده

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

گردید. یک سرعت سنج هوا مدل G-SUN GS-GM8901 ساخت کشور هنگ‌کنگ با دقت اندازه‌گیری ۳± در صد و محدوده اندازه‌گیری صفر تا ۱۴۰ متر بر ثانیه برای اندازه‌گیری سرعت باد در زمان انجام آزمایش بکار گرفته شد. شکل ۲ محل قرارگیری حسگرهای دما و ابزارهای موجود در برداشت داده‌های آزمایش را نشان می‌دهد.



شکل ۲- طرح‌واره محل قرارگیری حسگرهای دما و ابزارهای موجود در برداشت داده‌های اولیه

محاسبه انرژی مصرفی

انرژی حرارتی ذخیره شده یا مصرف شده مخزن در بازه زمانی مشخص از رابطه‌ی ۱ محاسبه گردید [۱۴].

$$Q_p = m_T C_p (T_2 - T_1) \quad (۱)$$

که در آن Q_p انرژی حرارتی ذخیره یا مصرف شده از مخزن (J)، m_T جرم آب داخل مخزن (kg)، T_1 و T_2 به‌ترتیب دمای میانگین اولیه و نهائی مخزن (°C) می‌با شد. انرژی م صرف شده تو سط گرم‌کن کمکی که برابر است با سطح زیر منحنی توان مصرفی–زمان از رابطه ۲ بدست آمد [۶].

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

$$E_{\text{Cons}} = \int_{T_1}^{T_2} P_{Heater} dt \quad (۲)$$

در این رابطه E_{Cons} انرژی الکتریکی مصرف شده گرم‌کن کمکی (J)، P_{Heater} توان مصرفی گرم‌کن کمکی (W) (که به و سیله تراز سمیتر وات‌متر اندازه‌گیری می شود) و dt بازده زمانی اندازگیری توان (s) هستند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی[۱](ANNs)

شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل یک الگوی پردازش اطلاعات، ابزاری قدرتمند به‌منظور شبیه‌سازی و الهام گرفته از نرون‌های زیستی است. با این رویکرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی همانند ساختار زیست‌شناختی مغز انسان با ترکیب ویژگی‌هایی هم‌چون قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی، پردازش موازی و تصمیم‌گیری، قابلیت حل کامل مسائلی پیچیده با ماهیتی خطی یا غیرخطی را خواهند داشت [۲۷].

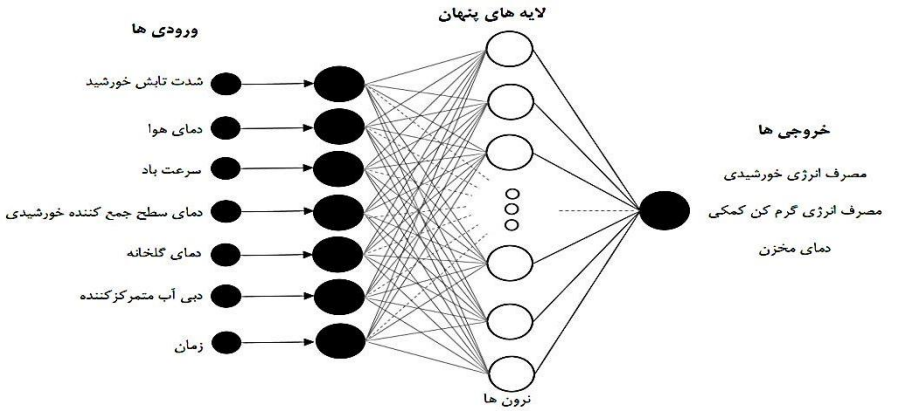
در بسیاری از مسائل علمی و پیچیده داده‌کاوی و شناسایی الگو، از شبکه عصبی پرسپترون برای جداسازی کلاس‌های مختلف بر مبنای الگوهای آموزشی استفاده می شود. در این موارد، معیار مناسب بودن طبقه‌بندی کننده عصبی، تجربی بوده و در صورتی که جواب خوبی به دست نیاید، سعی می شود با تغییر پارامترهای شبکه عصبی (تعداد نرون و لایه) و استفاده از روش سعی و خطا، جواب مطلوب گرفته شود [۴]. شبکه های عصبی مصنوعی چند لایه پیشخور راه حل مناسبی برای پیش‌بینی محسوب می‌شوند. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه با روش یادگیری پس‌انتشار خطا[۲]استفاده شد. این شبکه‌ها به طور معمول به الگوریتم پس‌انتشار خطا مشهورند زیرا خطای خروجی مدل به عقب و به داخل سیستم برگردانده می‌شود تا تجدید و تنظیم وزن‌های لایه‌های پنهان انجام گیرد [۳]. مدل شبکه عصبی عبارت است از: ورودی‌های شبکه شامل شدت تابش خورشید، دمای هوا، سرعت باد، دمای سطح جمع کننده خورشیدی، دمای داخل گلخانه، دبی سیال و زمان است و خروجی

۱ Artificial Neural Networks (ANNs)

۲ Back propagation (BP)

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

شبکه شامل انرژی مصرفی از حرارت ذخیره شده توسط سامانه خورشیدی، انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن ذخیره حرارت هستند، که در شکل ۳ نشان داده شده است.



شکل ۳- شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون به‌منظور پیش‌بینی انرژی مصرفی و دمای مخزن ذخیره حرارت

در این پژوهش، جمع‌آوری داده‌های آزمایش هر ۳۰ دقیقه یک بار در طول شبانه‌روز بود، که در نهایت ۱۴۷۰ مرتبه، داده‌ها جمع‌آوری شدند. در مجموع ۸۰ درصد از داده‌ها برای آموزش، ۱۰ درصد برای آزمایش و ۱۰ درصد دیگر برای اعتبارسنجی شبکه مورد استفاده قرار گرفتند.

قبل از به‌کارگیری داده‌های خام اولیه در آموزش شبکه، باید آن‌ها را در دامنه مناسبی نرمالیزه کرد. دلیل این امر آن است که الگوریتم یادگیری همراه با داده‌های خام نمی‌تواند عملکرد خوبی داشته باشد و همچنین دامنه تغییرات خروجی تابع فعالیت سیگموئید [۱ – ۰] به‌کارگرفته شده در لایه میانی، این امر ضروری به نظر می‌رسد. در صورت نرمال نکردن داده‌ها، شبکه در طول فاز آموزش هم‌گرا نخواهد شد و نتایج مطلوب حاصل نمی‌گردد. زمانی‌که از تابع فعالیت سیگموئیدی استفاده می‌شود، بهترین دامنه تبدیل داده‌ها [۰/۹ – ۰/۱] می‌باشد، و از معادله ۳ برای نرمال کردن داده‌ها استفاده می‌گردد [۵].

$$X_n = \frac{X - X_{\min}}{Y - Y} \times (r_{\max} - r_{\min}) + r_{\min} \qquad (۳)$$

که در آن X داده خام اولیه، X_n داده نرمالیزه شده، $X_{\max}$ و $X_{\min}$ به‌ترتیب مقادیر بیشینه و کمینه داده‌های اولیه و $r_{\max}$ و $r_{\min}$ به‌ترتیب حد بالایی و پایینی دامنه تغییرات داده‌های تبدیل شده

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

است. به‌منظور ارزیابی قابلیت شبکه عصبی مصنوعی چندلایه پرسپترون در پیش‌بینی انرژی مصرفی سامانه گرمایش خورشیدی، انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن ذخیره حرارت از معیارهای آماری میانگین مربعات خطا[۱](MSE) و ضریب همبستگی[۲](R²) معادله خطی بین مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و مقادیر واقعی آن‌ها استفاده شد [۲۶, ۳۱]

$$MSE = \frac{\sum_{j=1}^{n}(d_j - p_i)^2}{n} \quad (۴)$$

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{j=1}^{n}(d_j - \bar{d})(p_j - \bar{p})\right]^2}{\sum_{j=1}^{n}(d_j - \bar{d})^2 \sum_{j=1}^{n}(p_j - \bar{p})^2} \quad (۵)$$

که در آن، d_j مولفه j ام از خروجی واقعی مربوط به الگوی j ام، p_i مولفه i ام از خروجی پیش‌بینی شده توسط شبکه مربوط به الگوی i ام، $\bar{d}$ و $\bar{p}$ به‌ترتیب متوسط خروجی‌های واقعی و پیش‌بینی شده توسط شبکه و n تعداد الگوهای خروجی است. به‌منظور تحلیل روش شبکه عصبی از نرم‌افزار MATLAB نسخه ۲۰۱۴ استفاده شده است.

۲. نتایج و بحث

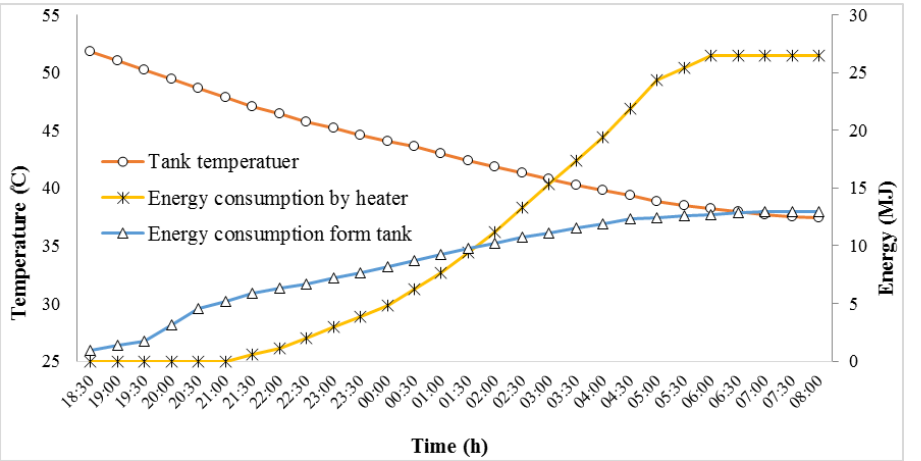
بررسی انرژی مصرفی گلخانه

تغییرات دمای مخزن ذخیره حرارت و انرژی مصرفی سامانه گرمایشی خورشیدی و گرم‌کن کمکی در طول شب (از ساعت ۶:۳۰ بعد از ظهر تا ۸ صبح روز بعد)، در شکل ۴ نشان داده شده است. با توجه به شکل، بیشینه دمای مخزن ۵۱/۷۹ درجه سلسیوس در ساعت ۶:۳۰ بعد از ظهر و کمینه دما ۳۷/۴۵ درجه سلسیوس در ساعت ۸ صبح بود. در ساعت‌های اولیه شب گرم‌کن کمکی خاموش و انرژی ذخیره شده، به تنهایی قادر به تأمین حرارت گلخانه بوده است. بالاترین نرخ مصرف انرژی از مخزن در ساعت‌های اولیه شب تا حدود ساعت ۳:۳۰ بامداد مشاهده گردید و پس از آن، در حدود ساعت ۵:۳۰

۱ Mean Squared Error
۲ Correlation coefficient (R²)

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

بامداد، گرم‌کن کمکی به‌تنهایی گرمای مورد نیاز گلخانه را تأمین کرده‌است. از ساعت ۵:۳۰ صبح به بعد بدلیل طلوع آفتاب و نیز گرم شدن هوای محیط، مصرف انرژی از گرم‌کن و ذخیره مخزن ناچیز بوده و می‌توان گفت متوقف شده‌است. درمجموع، حرارت تأمین شده از مخزن ذخیره ۱۲/۹۸ مگاژول و انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی ۲۶/۴۴ مگاژول در طول شب بود.



شکل ۴- تغییرات دمای مخزن ذخیره حرارت و انرژی مصرفی سامانه گرمایشی خورشیدی و گرم‌کن کمکی در شب

در این تحقیق، داده ها توسط الگوریتم آموزش لونبرگ مارکوارت[۱]مورد آموزش قرار گرفتند. ورودی شبکه شامل، شدت تابش خور شید، دمای هوا، سرعت باد، دمای سطح جمع کننده خور شیدی، دمای داخل گلخانه، دبی سیال و زمان است. لایه خروجی در شبکه عصبی نشان دهنده مصرف انرژی سامانه خورشیدی، مصرف انرژی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن است. مشخصه‌های آماری پارامترهای تجربی مورد استفاده در ساختار شبکه عصبی مصنوعی در جدول ۱ مشاهده می‌گردد.

۱ Marquardt Lovenberg

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

جدول ۱- مشخصه‌های آماری پارامترهای تجربی مورد استفاده در ساختار شبکه عصبی مصنوعی

پارامترها **Parameters**	میانگین **Average**	حداقل **Minimum**	حداکثر **Maximum**	انحراف معیار **Standard deviation**
شدت تابش خورشید (وات بر مترمربع)	۲۴۳/۸۰	۰	۱۱۰۰	۳۷۰/۹۲
دما محیط (درجه سلسیوس)	۱۶/۲۹	۵/۰۶	۲۶/۹۲	۵/۸۱
سرعت باد (متر بر ثانیه)	۴/۰۲	۰	۱۰	۱/۹۸
دما سطح جمع‌کننده خورشیدی (درجه سلسیوس)	۴۱/۳۵	۲۹/۰۲	۷۷/۲۹	۱۱/۶۰
دما گلخانه (درجه سلسیوس)	۲۳/۷۱	۱۶/۴۵	۲۹/۵۷	۸/۳۲
دبی آب متمرکزکننده (لیتر بر دقیقه)	۲	۱	۳	۰/۸۱
زمان (دقیقه)	۷۲۰	۰	۱۴۴۰	۴۲۵/۷۱
مصرف انرژی خورشیدی (مگاژول)	۴/۴۱	۰	۱۲/۹۷	۴/۶۷
مصرف انرژی گرم‌کن کمکی (مگاژول)	۴/۲۳	۰	۲۶/۴۴	۷/۷۳
دمای مخزن ذخیره حرارت (درجه سلسیوس)	۳۹/۶۹	۳۷/۴۵	۵۱/۷۹	۴/۹۶

برای آموزش شبکه از پر سپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده گردید و توابع فعالیت در لایه‌های مخفی برای تمام شبکه‌ها از نوع تابع انتقال غیرخطی tansig و از تابع خطی purelin در لایه خروجی، در نظر گرفته شد. اگر تعداد نرون‌ها در لایه پنهان کافی نباشد، شبکه قادر به یادگیری خوب نخواهد شد. ولی در تعداد بسیار زیاد آن مسئله بیش برازش[1] بوجود خواهد آمد که این منجر به تضعیف ویژگی تعمیم پذیری شبکه می‌شود [۳۰]. جدول ۲ عملکرد شبکه عصبی مصنوعی را برای معماری‌های گوناگون ارائه می‌دهد.

[1] Over-fitting

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

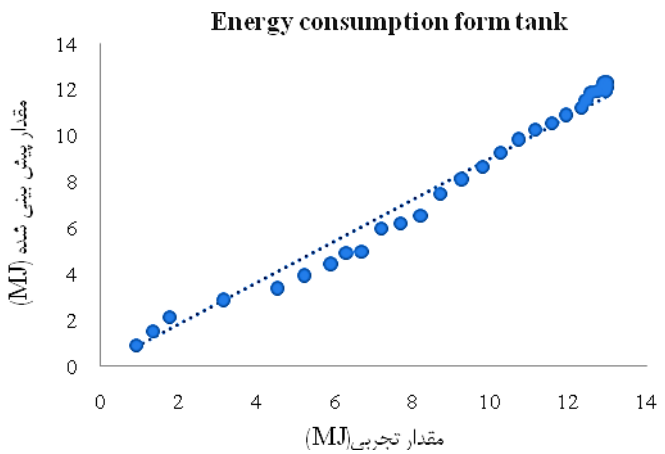
جدول ۲- نتایج عملکرد شبکه‌های عصبی آزمون شده برای معماری‌های گوناگون

پارامترهای اندازه‌گیری‌شده	**نرون‌های لایه میانی**	میانگین مربعات خطا **Mean square error (MSE)**	ضریب همبستگی **Correlation coefficient (R^2)**
انرژی مصرفی سامانه خورشیدی	۵	۰/۰۰۰۲۲	۰/۹۳
	۱۰	۰/۰۰۰۰۷	۰/۹۸
	۱۵	۰/۰۰۰۱۷	۰/۹۸
	۲۰	۰/۰۰۰۰۳	۰/۹۴
	۳۰	۰/۰۰۰۹۰	۰/۹۰
	۳۰-۱۰	۰/۰۰۰۸۹	۰/۹۴
	۲۰-۲۰	۰/۰۰۰۱۲	۰/۹۱
انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی	۱۵	۰/۰۰۰۳۴	۰/۹۸
	۲۰	۰/۰۰۰۱۲	۰/۹۷
	۳۰	۰/۰۰۰۵۷	۰/۹۰
	۵-۵	۰/۰۰۰۲۳	۰/۹۷
	۵-۱۰	۰/۰۰۱۲۰	۰/۹۲
	۱۰-۱۰	۰/۰۰۰۱۴	۰/۹۹
	۲۰-۱۰	۰/۰۰۰۳۸	۰/۹۵
دمای مخزن ذخیره حرارت	۱۰	۰/۰۰۰۰۷	۰/۴۶
	۴۰	۰/۰۰۰۱۵	۰/۴۳
	۱۰-۵	۰/۰۰۰۰۸	۰/۵۷
	۱۵-۵	۰/۰۰۰۱۱	۰/۹۸
	۱۰-۱۰	۰/۰۰۰۱۸	۰/۷۳
	۱۵-۱۰	۰/۰۰۰۰۱	۰/۹۱
	۴۰-۱۰	۰/۰۰۲۴۰	۰/۹۰

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

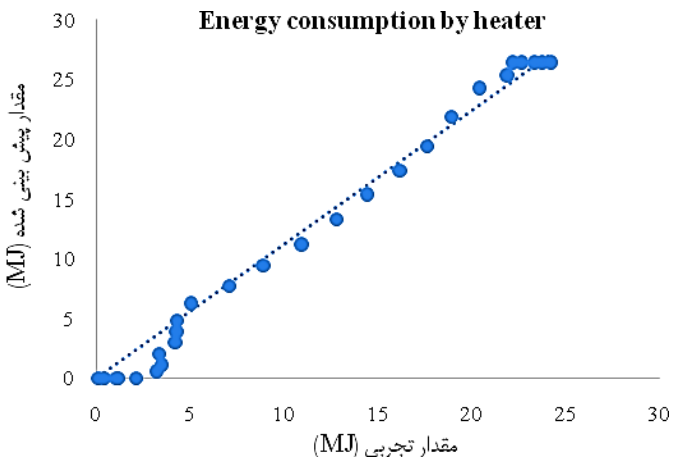
افزایش تدریجی مقدار ضریب تبیین و کاهش کند مقدار MSE حاکی از بهبود ساختار شبکه و آموزش مناسب شبکه است. بهترین نتیجه بد ست آمده برای پیش‌بینی م صرف انرژی سامانه خورشیدی شبکه با ساختار ۱-۱۵-۷ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۷ و برای پیش‌بینی مصرف انرژی گرم‌کن کمکی شبکه با ساختار ۱-۷-۱۰-۱۰ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹ و ۰/۰۰۰۱۴ است. همچنین شبکه با ساختار ۱-۷-۵-۱۵ با R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۱، بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی دمای مخزن ذخیره حرارت نشان داد.

برای درک بهتر عملکرد شبکه، همبستگی داده‌های خروجی در مقابل داده‌های آزمایشگاهی در شکل ۵، ۶ و ۷ ن شان داده شده ا ست. بهترین نتایج برا ساس این شکل‌ها وقتی به د ست می‌آید که معادله خطی مابین مقادیر واقعی و شبیه سازی شده تو سط مدل، علاوه بر دا شتن ضرایب تبیین بالا دارای کمترین عرض از مبدأ نزدیک به صفر باشد.

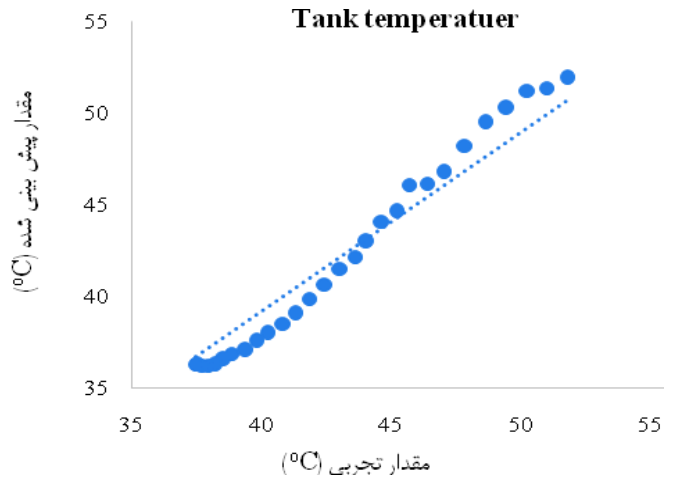


شکل ۵- همبستگی انرژی مصرفی تجربی و شبیه‌سازی شده سامانه گرمایش خورشیدی با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]



شکل ۶- همبستگی انرژی مصرفی تجربی و شبیه‌سازی شده گرم‌کن کمکی با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه



شکل ۷- همبستگی دمای تجربی و شبیه‌سازی شده مخزن ذخیره حرارت با استفاده از شبکه پرسپترون چند لایه

همان‌طور که از سه شکل ۵، ۶ و ۷ پیداست، اختلاف کم بین داده‌های تجربی و داده‌های شبیه‌سازی شده، موجب قرارگیری تمام داده‌ها، با فاصله نزدیکی در اطراف خط با شیب یک گردیده است. این امر، حاکی از عملکرد خوب شبکه عصبی می‌باشد.

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

۳. نتیجه‌گیری

شبکه دارای هفت ورودی شامل شدت تابش خورشید، دمای هوا، سرعت باد، دمای سطح جمع‌کننده خورشیدی، دمای داخل گلخانه دبی سیال و زمان و خروجی شبکه شامل انرژی مصرفی سامانه خورشیدی، انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی و دمای مخزن ذخیره حرارت بودند. برای آموزش شبکه از پرسپترون چندلایه با الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده گردید و توابع فعالیت در لایه‌های مخفی برای تمام شبکه‌ها از نوع تابع انتقال غیرخطی tansig و از تابع خطی purelin در لایه خروجی، در نظر گرفته شد. با توجه به نتایج بدست آمده، می‌توان بیان نمود که استفاده از شبکه عصبی مصنوعی به‌عنوان یک ابزار شبیه‌سازی غیرخطی، توانایی پیش‌بینی دمای مخزن تحت عوامل مختلف کاری را دارا می‌باشد. در پیش‌بینی انرژی مصرفی سامانه خورشیدی شبکه با ساختار ۱-۱۵-۷ بهترین نتیجه را ارائه داد، که برای این آزمایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۷ و بهترین نتیجه برای پیش‌بینی انرژی مصرفی گرم‌کن کمکی شبکه با ساختار ۱-۱۰-۱۰-۷ که برای این آزمایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۹ و ۰/۰۰۰۱۴ و همچنین بهترین نتیجه برای پیش‌بینی دمای مخزن ذخیره حرارت شبکه با ساختار ۱-۷-۵-۱۵ که برای این آزمایش مقدار R^2 و MSE به ترتیب برابر با ۰/۹۸ و ۰/۰۰۰۱۱ نشان داد.

منابع

[۱] تاکی، مرتضی. عجب شیرچی اسکویی، یحیی. عبدی، رضا. اکبرپور، محمد. (۱۳۹۱). تجزیه و تحلیل کارایی انرژی محصول خیار گلخانه‌ای به روش تحلیل پوششی داده‌ها مطالعه موردی (شهرستان شهرضا-استان اصفهان)، نشریه ماشین‌های کشاورزی ،جلد ۲، شماره ۱، صفحه ۲۷-۳۸.

[۲] سبزی‌پرور، علی‌اکبر. علیائی، احسان. (۱۳۹۰)، ارزیابی عملکرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تابش خورشیدی کل روزانه و مقایسه آن با نتایج مدل آنگستروم (مطالعه موردی: ایستگاه سینوپتیک تبریز)، نشریه ژئوفیزیک ایران، جلد ۵، شماره ۳، صفحه ۴۱-۳۰.

[۳] سیگاری، محمدحسین. سیگاری، حامد. مزینی، ناصر. (۱۳۸۷)، تخمین مدت زمان خشک شدن مواد غذایی با استفاده از بینایی کامپیوتر و شبکه عصبی (مطالعه موردی کدوحلوایی)، پنجمین کنگره ملی مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون، مشهد، انجمن مهندسی ماشین‌های کشاورزی و مکانیزاسیون ایران، دانشگاه فردوسی مشهد.

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

[۴] معلم، پیمان. منجمی، امیرحسین. (۱۳۸۶)، معیاری تجربی برای تشخیص مناسب بودن استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه جهت طبقه بندی الگوها، اولین کنفرانس داده کاوی ایران.

[۵] مکاریان، حسن. روحانی، عباس. (۱۳۹۲)، پیش‌بینی الگوی توزیع مکانی جمعیت علف هرز تلخه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی بردار چندی ساز یادگیر، نشریه دانش کشاورزی و تولید پایدار، جلد ۲۳، شماره ۱، صفحه ۸۵-۹۸.

[۶] هدایت، میلاد. مرتضی‌پور، حمید. مقصودی، حسین. شمسی، محسن. (۱۳۹۴)، بررسی عملکرد خشک‌کن خورشیدی مجهز به سامانهٔ بازیافت حرارتی برای خشک‌کردن نعناع، نشریه مهندسی بیوسیستم ایران، جلد ۴۶، شماره ۴، صفحه ۳۷۹-۳۸۸.

[7] Assareh, E., Behrang, M. A., Assareh, R., & Hedayat, N. (2011). Integration of artificial neural network and intelligent optimization techniques on world electricity consumption estimation. World Acad. Sci. Eng. Technol, 73, 690-694.

[8] Attar, I., & Farhat, A. (2015). Efficiency evaluation of a solar water heating system applied to the greenhouse climate. Solar Energy, 119, 212-224.

[9] Azadeh, A., Maghsoudi, A., & Sohrabkhani, S. (2009). An integrated artificial neural networks approach for predicting global radiation. Energy Conversion and Management, 50(6), 1497-1505.

[10] Bal, L. M., Satya, S., & Naik, S. N. (2010). Solar dryer with thermal energy storage systems for drying agricultural food products: A review. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 14(8), 2298-2314.

[11] Bouadil, S., Skouri, S., Kooli, S., Lazaar, M., & Farhat, A. (2014, January). Solar energy storage application in Tunisian greenhouse by means of phase change materials. In Composite Materials & Renewable Energy Applications (ICCMREA), 2014 International Conference on (pp. 1-4). IEEE.

[12] Chau, J., Sowlati, T., Sokhansanj, S., Preto, F., Melin, S., & Bi, X. (2009). Economic sensitivity of wood biomass utilization for greenhouse heating application. Applied Energy, 86(5), 616-621.

[13] Esen, M., & Yuksel, T. (2013). Experimental evaluation of using various renewable energy sources for heating a greenhouse. Energy and Buildings,65, 340-351.

[14] Fernandez, F. G., Camacho, F. G., Perez, J. A., Sevilla, J. M., & Grima, E. M. (1998). Modeling of biomass productivity in tubular photobioreactors for microalgal cultures: effects of dilution rate, tube diameter, and solar irradiance. Biotechnology and bioengineering, 58(6), 605-616.

[15] Ghobadian, B., Rahimi, H., Nikbakht, A. M., Najafi, G., & Yusaf, T. F. (2009). Diesel engine performance and exhaust emission analysis using waste cooking biodiesel fuel with an artificial neural network. Renewable Energy,34(4), 976-982.

[16] Ghosal, M. K., & Tiwari, G. N. (2004). Mathematical modeling for greenhouse heating by using thermal curtain and geothermal energy. Solar energy, 76(5), 603-613.

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]

[17] Ghosal, M. K., & Tiwari, G. N. (2006). Modeling and parametric studies for thermal performance of an earth to air heat exchanger integrated with a greenhouse. Energy conversion and management, 47(13), 1779-1798.
[18] Haykin, S. (2008). Neural Networks and Learning Machines, edit Prentice Hall. New Jersey, USA.
[19] Hecht-Nielsen, R. (1987, June). Kolmogorov's mapping neural network existence theorem. In Proceedings of the international conference on Neural Networks (Vol. 3, pp. 11-13). New York: IEEE Press.
[20] Jaber, J. O. (2002). Prospects of energy savings in residential space heating. Energy and Buildings, 34(4), 311-319.
[21] Jakhar, S., Misra, R., Bansal, V., & Soni, M. S. (2015). Thermal performance investigation of earth air tunnel heat exchanger coupled with a solar air heating duct for northwestern India. Energy and Buildings, 87, 360-369.
[22] Kartalopoulos, S. V., & Kartakapoulos, S. V. (1997). Understanding neural networks and fuzzy logic: basic concepts and applications. Wiley-IEEE Press.
[23] Kissock, J. K., & Eger, C. (2008). Measuring industrial energy savings.Applied Energy, 85(5), 347-361.
[24] Ozgener, O., & Hepbasli, A. (2006). An economical analysis on a solar greenhouse integrated solar assisted geothermal heat pump system. Journal of Energy Resources Technology, 128(1), 28-34.
[25] Paksoy, M., TÜRKMEN, Ö., & DİREK, M. (2010). Importance of geothermal water using for greenhouse heating in Turkey. SELÇUK TARIM VE GIDA BİLİMLERİ DERGİSİ, 24(2), 50-53.
[26] Taki, M., Ajabshirchi, Y., & Mahmoudi, A. (2012). Prediction of output energy for wheat production using artificial neural networks in Esfahan province of Iran. Journal of Agricultural Technology, 8(4), 1229-1242.
[27] Taner, M. (1995). Neural networks and computation of neural network weights and biases by the generalized delta rule and back-propagation of errors.Rock solid images.
[28] Teitel, M., Segal, I., Shklyar, A., & Barak, M. (1999). A comparison between pipe and air heating methods for greenhouses. Journal of Agricultural Engineering Research, 72(3), 259-273.
[29] Trejo-Perea, M., Herrera-Ruiz, G., Rios-Moreno, J., Miranda, R. C., & Rivasaraiza, E. (2009). Greenhouse energy consumption prediction using neural networks models. training, 1(1), 2.
[30] Wang, Y. M., & Elhag, T. M. (2007). A comparison of neural network, evidential reasoning and multiple regression analysis in modelling bridge risks. Expert Systems with Applications, 32(2), 336-348.
[31] Zarifneshat, S., Rohani, A., Ghassemzadeh, H. R., Sadeghi, M., Ahmadi, E., & Zarifneshat, M. (2012). Predictions of apple bruise volume using artificial neural network. Computers and electronics in agriculture, 82, 75-86.

[Downloaded from necjournals.ir on 2025-07-31]