



استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی دمای روزانه هوا در شهر رشت

حسین حکیمی خانسرا^{۱*}، عباس حیدری^۲، سعید راشدی^۳، علی باقری^۴

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۱۲/۰۹

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۲/۰۷/۲۹

چکیده

برآورد دمای هوا اهمیت زیادی در علوم کشاورزی و محیط زیست دارد. در تحقیق حاضر برای پیش‌بینی مقادیر کمینه، بیشینه و متوسط دمای هوای ایستگاه شهر رشت از چند مدل هوش مصنوعی استفاده شد. با وجود تفاوت اندک در دقت مدل‌های مذکور در پیش‌بینی عوامل دمایی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن به ترتیب در اولویت‌های اول تا سوم رتبه‌بندی شدند. همچنین روابط ریاضی بین متغیرهای ورودی و خروجی توسط مدل برنامه‌ریزی بیان ژن ارائه شد که برتری این مدل بر دو مدل دیگر را نشان داد. بر اساس شاخص SI در دوره آموزش دمای کمینه و روزانه در محدوده ۰/۱ تا ۰/۲ قرار دارند که در رتبه‌بندی از نظر دقت پیش‌بینی، خوب و دمای بیشینه در محدوده ۰/۲ تا ۰/۳ قرار دارد که متوسط ارزیابی می‌شود. نتایج نشان داد که اجرای مدل‌ها با بکارگیری داده‌های ورودی از یک تا سه روز قبل دارای بهترین عملکرد در پیش‌بینی هستند.

واژه‌های کلیدی: برنامه‌ریزی بیان ژن، دمای هوا، سیستم استنتاجی عصبی فازی، شبکه عصبی مصنوعی

مقدمه

مقادیر هواپدگی خاک، تبخیر آب و محصول گیاهان مانند غلات و صیفی‌جات و میوه‌جات استفاده می‌شود (Dodson and Marks, 1997). یکی از پارامترهای مهم که در تعیین تناسب گیاهان زراعی با منطقه مورد نظر به کار گرفته می‌شود، دمای هوا است (Hudson and Wackernagel, 1994) و در نهایت، برای هر نوع گونه گیاهی زیستگاه‌های مناسب تعیین می‌گردد (Rubio Sánchez et al., 2002). Zuzel and Cox (1975) مهم‌ترین عامل در تخمین مقدار ذوب برف‌ها را دمای هوا عنوان کردند. پیش‌بینی دمای سطح خاک (George, 2001) و مدل‌سازی تابش آفتابی (Soares et al., 2004) به تغییرات دمای هوا وابسته است. دمای کره زمین در طول قرن بیستم، تمایل به افزایش داشته است.

دما یکی از پارامترهای موثر و میان‌رشته‌ای در زمینه علوم مختلف از جمله غلات، زراعت، باغبانی، زیست‌فناوری، بوم‌شناسی، کاراندام، مدیریت خاک، آفات و بیماری‌ها و آبیاری است که تعیین میزان دقیق آن بر مطالعات مربوط به این علوم تأثیرگذار است. تخمین میزان دمای هوای آینده در زمینه کشاورزی (زراعت و باغبانی)، آبرسانی و مدیریت منابع آب و بسیاری از مسائل روزمره دارای اهمیت بالایی است. مهم‌ترین داده ورودی مدل‌های اکولوژیکی و ارزیابی اراضی و مدل‌های هیدرولوژیکی، دمای هوا است (Benavides, et al., 2007). از دمای هوا برای به دست آوردن مدل‌های مربوط به

^۱ دانشجوی دکترا، مهندسی عمران-مدیریت منابع آب، دانشگاه آزاد علوم و تحقیقات تهران و کارشناس کنترل و پایداری، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان

^۲ کارشناس فناوری اطلاعات، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان

^۱ دانشجوی دکترا، گروه مهندسی آب، دانشگاه تبریز و کارشناس کنترل و پایداری، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان

(*نویسنده مسئول: i.babaeian@gmail.com)

^۲ کارشناس برق - الکترونیک، سرپرست سد و نیروگاه سد سفیدرود، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان

نحوه ارجاع مقاله:

حکیمی خانسرا، ح.، حیدری، ع.، راشدی، س.، باقری، ع. ۱۴۰۳. استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی دمای روزانه هوا در شهر رشت. نشریه هواشناسی کشاورزی، ۱۲(۱): ۵-۱۹. DOI: 10.22125/agmj.2024.387837.1145

Hosein Hakimi Khansar, I. Heydari, A. Rashedi, S., Bagheri, A. 2024. Application of artificial intelligent models for prediction of daily air temperature in Rasht station. Journal of Agricultural Meteorology, 12(1): 5-19. DOI: 10.22125/agmj.2024.387837.1145

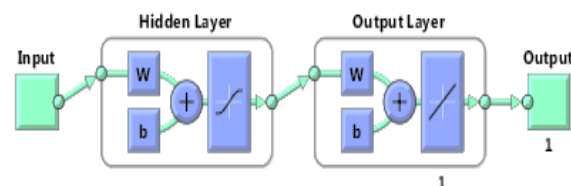
دما قابل اطمینان است. (Smith et al., 2009) برای پیش‌بینی دمای هوای سالانه بر اساس داده‌های به هنگام از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج حاکی از آن بود که شبکه‌های عصبی مصنوعی امکان پیش‌بینی دمای هوا را برای کل سال فراهم می‌کنند. (Ustaoglu et al., 2008) روش مختلف شبکه‌های عصبی را برای پیش‌بینی دمای کمینه، بیشینه و متوسط روزانه استفاده کردند. برنامه‌ریزی بیان ژن جزء الگوریتم‌های فراکاوشی به حساب می‌آید که بر اساس نظریه تکامل داروین استوار شده است. این الگوریتم بر اساس معیارهای کیفی، یک تابع هدف تعریف نموده و سپس تابع هدف را برای اندازه‌گیری و مقایسه روش‌های مختلف حل کرده و ساختار داده‌ها را در یک فرآیند گام به گام تصحیح می‌کند و سرانجام، روش حل مناسب را بر می‌گزیند (Ghorbani, et al., 2010). همچنین از جمله مدل‌هایی که در پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی و بررسی رابطه بین ورودی- خروجی در سیستم‌های چند پارامتری استفاده می‌شود، سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، است. تاکنون در زمینه‌های آگروهیدرولوژیکی یا هیدرولوژی کشاورزی به کمک این سیستم مدل‌سازی‌هایی انجام شده است (Ghorbani et al., 2010). (Moghaddamnia et al., 2009) از سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی برای پیش‌بینی میزان تبخیر روزانه در دشت سیستان استفاده کردند. (Kişi and Öztürk, 2007) برای تخمین میزان نیاز آبی گیاه مرجع از این مدل استفاده کردند. با توجه به موارد اشاره‌شده، پیش‌بینی دمای هوا همیشه توسط محققین مورد توجه بوده است و از روش‌های مختلف از جمله مدل‌های تجربی، نیمه تجربی، سری‌های زمانی و مدل‌های هوشمند برای این منظور استفاده کرده‌اند. مدل‌های هوشمند به علت الهام گرفتن از طبیعت قادرند به پیش‌بینی پدیده‌های طبیعی با دقت قابل قبول بپردازند، لذا در این تحقیق سعی شده است از سه مدل هوشمند پرکاربرد یعنی شبکه‌های عصبی مصنوعی، برنامه‌ریزی بیان ژن و سیستم استنتاج عصبی- فازی که الهام گرفته از طبیعت هستند برای پیش‌بینی دمای هوای کمینه، بیشینه و متوسط در ایستگاه سینوپتیک شهر رشت استفاده شود و مزایای کاربرد هر یک تشریح گردد.

همچنین برای قرن فعلی نیز به علت افزایش گازهای گلخانه‌ای افزایش دمای جهانی متصور است. این افزایش سریع دمای هوا منجر به ناهنجاری‌های هیدرولوژیکی، همچون خشک‌سالی‌ها و سیلاب‌ها خواهد شد. اکثر تحقیقات انجام‌شده در مورد تغییرات اقلیم معاصر بر مبنای تغییرات دما تمرکز دارد (Azizi and Roshani, 2008). برای بررسی راه‌های مقابله با خطر سرمازدگی و یخبندان و با توجه به منابع مطالعاتی مختلف، مدل‌های متعدد برای پیش‌بینی دمای کمینه هوا وجود دارد. پایه و اساس بسیاری از مدل‌های مذکور بر تحلیل آماری و روابط بین دمای کمینه و سایر پارامترهای هیدرومتئورولوژیکی که در هنگام غروب آفتاب یا ساعات دیگری از شبانه‌روز اندازه‌گیری می‌شوند، بنیان نهاده شده‌اند (Allen, 1957). روابط تجربی به دست آمده حالت منطقه‌ای دارند زیرا شرایط خاص اقلیمی در هر منطقه، باعث ایجاد تغییرات قابل توجهی در نتایج این مدل‌ها می‌شود (Ghorbani et al., 2010). همچنین مدل‌های نیمه تجربی توسط محققین مختلف برای این منظور پیشنهاد شده است که از آن جمله می‌توان به مدل (Brunt, 2011) اشاره کرد. این مدل از پرکاربردترین مدل‌ها در زمینه پیش‌بینی دمای هوا است که اساس آن حل تحلیلی معادله توازن انرژی است. Jeager (1945) تأثیر بادهای شبانه را در خنک کردن هوای منطقه با اعمال تغییرات جزئی در مدل برآنت مشخص کرد. بعضی از مدل‌ها مانند مدل (Figueroa and Mazzeo, 1997) برای تخمین کمینه دمای شب کاربرد دارند. در سال‌های اخیر مدل‌های هوشمند به طور گسترده در تمامی زمینه‌های علوم و مهندسی استفاده می‌شوند (Parsa et al., 2021). به دلیل سهولت کاربرد، زمان واسنجی کم و دقت بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در تقریب معادلات غیرخطی و پیچیده ریاضی، استفاده از این مدل‌ها به سرعت در حال افزایش است (Paruelo and Tomasel, 1997; Patterson, 1998). شبکه‌های عصبی مصنوعی برای رده‌بندی و پیش‌بینی مقادیر کمینه دمای هوا نیز استفاده شده‌اند (Abdel-Aal and Elhadidy, 1994; Robinson and Mort, 1997). (Dombaycı and Gölcü, 2009) برای تخمین دمای متوسط روزانه دنیزلی در جنوب غربی ترکیه از مدل شبکه عصبی استفاده کردند و نتایج نشان داد که روش فوق در پیش‌بینی

مواد و روش‌ها

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه‌های عصبی مصنوعی مانند سیستم عصبی بیولوژیکی عمل می‌کنند. در میان انواع شبکه‌های عصبی، شبکه انتشار به عقب، بیش‌ترین استفاده را دارند. به طور کلی اثبات شده است که مدل شبکه پس انتشار با سه لایه برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی در هر گونه مسائل مهندسی نتایج رضایت بخشی ارائه می‌دهد (Norouzi, et al., 2021). در تحقیق حاضر نوع شبکه‌ی عصبی مصنوعی با توجه به شکل ۱ پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا انتخاب گردید. شالوده روش فوق بر پایه قانون یادگیری اصلاح خطا است که از دو مسیر اصلی رفت و برگشت تشکیل شده است. در مسیر رفت، بردار ورودی به شبکه اعمال می‌شود و تأثیراتش از طریق لایه‌های میانی به لایه خروجی انتشار یافته و بردار خروجی پاسخ واقعی شبکه را استخراج می‌کند. ساختار شبکه‌ی عصبی MLP شامل سه لایه‌ی ورودی، پنهان و خروجی است که برای معماری شبکه در هر لایه تعدادی نرون مد نظر قرار می‌گیرد. تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های ورودی و خروجی با توجه به ماهیت مسئله‌ی مورد بررسی، مشخص، درحالی‌که که تعداد نرون‌های موجود در لایه‌های پنهانی و هم چنین تعداد این لایه‌ها با سعی و خطا در جهت کاهش مقدار خطا توسط طراح تعیین می‌شود (Hakimi, Khansar et al., 2021).



شکل ۱- ساختار شبکه عصبی مصنوعی در تحقیق

Figure 1- Structure of artificial neural network in research

سیستم استنتاج عصبی - فازی تطبیقی (ANFIS)

سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) متشکل از شبکه‌های عصبی چند لایه‌ای است و از الگوریتم‌های یادگیری شبکه عصبی و منطق- فازی به منظور طراحی نگاشت غیرخطی بین فضای ورودی و خروجی بهره می‌برد.

سیستم ANFIS در ابتدا توسط (Jang, 1993) توسعه داده شد. پس از آن به عنوان یکی از ابزارهای تقریب‌ساز توابع حقیقی پیوسته (و با هر مقدار دلخواه و درجه دقت) در سطح جهانی مورد استفاده قرار گرفت. این سیستم از نظر عملکرد شباهت زیادی به سیستم‌های استنتاج- فازی دارد. این سیستم با توجه به توانایی در ترکیب قدرت زبانی یک سیستم فازی با قدرت عددی یک شبکه عصبی، توفیق بسیاری در مدل‌سازی و کنترل سیستم‌های پیچیده داشته‌اند (Jang et al., 1997).

روش برنامه‌ریزی بیان ژن (GEP)

مدل GEP توسط (Ferreira, 2001) توسعه داده شد. این مدل به دلیل معیار تنوع ژنتیکی بسیار ساده، عملگرهای ژنتیک در سطح کروموزوم عمل می‌کنند که از نقاط قوت آن به حساب می‌آید. از دیگر نقاط قوت این روش، عبارت است از طبیعت منحصر به فرد چند ژنی بودن آن که زمینه ارزیابی مدل‌های پیچیده‌ای را که شامل چندین زیر مدل می‌باشند را فراهم می‌آورد (Ferreira, 2001). فرآیند مدل‌سازی و پیش‌بینی دمای هوای رشت با استفاده از این مدل در پنج گام زیر صورت گرفت. گام اول، تابع برازش مناسب (تابع جذر میانگین مربعات خطا) انتخاب گردید. گام دوم، مجموعه متغیرهای ورودی و مجموعه توابع به منظور تولید کروموزوم‌ها انتخاب شد. در این پژوهش مجموعه ترمینال‌ها شامل مقادیر دمای روزانه (متوسط) شهر رشت تا سه روز قبل با ترکیبات متفاوت، در نظر گرفته شد. همچنین از چهار عملگر اصلی که شامل (+ و - و * و /) و نیز توابع ریاضی (+، -، *، /، Arctgx، sinx، tanx، Cosx، Ln، e^x و X² و X³) استفاده گردید. گام سوم، ساختار و معماری کروموزوم‌ها تعیین شد. در این روش اندازه، طول هر رأس و تعداد ژن‌ها بر اساس تعداد متغیرهای ورودی انتخاب گردید. در گام چهارم تابع پیوندی انتخاب شد؛ که از تابع جمع‌کننده (مجموع یا +) برای ایجاد پیوند بین زیرشاخه‌ها استفاده گردید. در نهایت، در گام پنجم عملگرهای ژنتیک و نرخ هر یک از آن‌ها تعیین شد و روابط حاصل شده از هر زیر درخت برای پیش‌بینی دماهای کمینه، بیشینه و متوسط ارائه گردید (Parsa et al., 2021). در مدل GEP از نرم‌افزار GeneXproTools5 استفاده گردید و در مورد مدل‌های

نتایج و بحث

آمار توصیفی و آنالیز همبستگی داده‌ها

داده‌های تحقیق حاضر شامل مقادیر کمینه، بیشینه و متوسط دمای روزانه هوا در ایستگاه سینوپتیک رشت است. در این تحقیق از آمار روزانه دمای هوا در ایستگاه هواشناسی سینوپتیک رشت استفاده شد. جدول ۱ مشخصات ایستگاه هواشناسی شهر رشت را نشان می‌دهد. این داده‌ها در طی یک دوره آماری ۱۵ ساله از ۲۰۰۴/۱۲/۳۰ تا ۲۰۲۰/۱۲/۳۰ می‌باشند. داده‌ها در دوره آموزش حدود ۱۰ سال (۷۰ درصد) و حدود ۵ سال (۳۰ درصد) برای دوره آزمون تقسیم‌بندی شده و در ترکیب‌های مختلف ورودی به مدل‌ها معرفی شده است. ترکیب‌های مختلفی از مقادیر دمای هوا تا سه روز قبل تشکیل شد و به عنوان ورودی‌های مدل‌های هوشمند به منظور بررسی دقت هر یک از آن‌ها، استفاده شد. جدول ۲ نیز مشخصات آماری داده‌های به‌کاررفته در طول دوره آماری ۱۵ ساله در این تحقیق را نشان می‌دهد. با توجه به جدول یادشده ملاحظه می‌شود که دمای کمینه دارای حداقل میزان انحراف معیار بوده و بیش‌ترین میزان انحراف معیار نیز مربوط به دمای بیشینه است. در مورد چولگی همه متغیرها دارای چولگی منفی هستند. در مورد کشیدگی همه متغیرها دارای کشیدگی مثبت هستند. چولگی معیاری از تقارن یا عدم تقارن تابع توزیع است. برای یک توزیع کاملاً متقارن چولگی صفر و برای یک توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر بالاتر چولگی مثبت و برای توزیع نامتقارن با کشیدگی به سمت مقادیر کوچک‌تر مقدار چولگی منفی است. کشیدگی نشان‌دهنده ارتفاع یک توزیع است. کشیدگی مثبت یعنی قله توزیع مورد نظر از توزیع نرمال بالاتر و کشیدگی منفی نشانه پایین‌تر بودن قله از توزیع نرمال است (Hakimi Khansar and Shabani Chafjiri, 2021). آنالیز همبستگی برای تصمیم‌گیری درباره تعداد ورودی‌های مدل هوشمند از بین ویژگی‌های بالا و همچنین تأخیر زمانی داده‌ها با استفاده از نرم‌افزار SPSS نسخه ۲۰۱۴ انجام گرفت (Asadi et al., 2019). در این مطالعه، با استفاده از تابع همبستگی متقاطع انتخاب مقادیر پیشین ویژگی‌های ورودی که دارای بیش‌ترین همبستگی با متغیر هدف در هر روز بود، انجام پذیرفت.

ANN و ANFIS برنامه‌ای در محیط متلب ۲۰۱۴ نوشته شد و سپس در همه مدل‌ها از ورودی‌های یکسان و تقسیم‌بندی یکسان داده‌ها در بخش آموزش و آزمون استفاده شد. این کدها در چند فایل M-File جداگانه است که در محیط متلب قابل قابلیت اجرا دارد.

ارزیابی مناسب بودن مدل و نرمال کردن داده‌ها

در تحقیق کنونی از شاخص‌های آماری، ضریب همبستگی (R) و ریشه میانگین مربع خطاها (RMSE) و نیز نمایه پراکندگی (SI) به منظور بررسی و ارزیابی دقت مدل‌ها استفاده گردید. شاخص‌های مذکور به ترتیب با استفاده از معادلات ۳ تا ۵ قابل محاسبه هستند.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)(P_i - \bar{P}_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O}_i)^2 \sum_{i=1}^n (P_i - \bar{P}_i)^2}} \quad (3)$$

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

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{O}_i} \quad (5)$$

که در رابطه بالا O_i مقدار مقادیر واقعی مشاهده شده P_i مقادیر محاسبه شده با روش‌های هوش مصنوعی است. n تعداد داده‌های مورد استفاده، و i شمارنده زمانی مورد نظر (مقیاس روزانه) است. شاخص SI بر اساس شاخص RMSE ساخته شده و مانند آن نیز عمل می‌کند. مزیت این شاخص نسبت به RMSE این است که می‌توان آن را طبقه‌بندی کرد دقت کارایی مدل‌ها با این شاخص توسط (Li et al., 2013) بحث شده است. بر اساس این شاخص، مقایسه کیفی عملکرد مدل‌ها به چهار قسمت بسیار عالی، خوب، منصفانه و ضعیف به صورت معادله ۶ طبقه‌بندی می‌شوند.

$$(6) \quad \begin{cases} SI < 0.1 & \text{بسیار عالی} \\ 0.1 < SI < 0.2 & \text{خوب} \\ 0.2 < SI < 0.3 & \text{متوسط} \\ SI > 0.3 & \text{ضعیف} \end{cases}$$

در مقایسه عملکرد مدل با شاخص‌های فوق، مدل برتر مدلی است که در آن مقادیر همه شاخص‌ها (به استثنای R) به صفر و شاخص R^2 به عدد یک میل نماید.

جدول ۱- مشخصات ایستگاه هواشناسی رشت
Table 1- Details of Rasht meteorological station

Station name	City Name	Station type	established year	Installation level	Longitude (E)	Latitude (N)
Synoptic	Rasht	International Section	1330	8.6	49°37'25.8"	37°19'21.9"

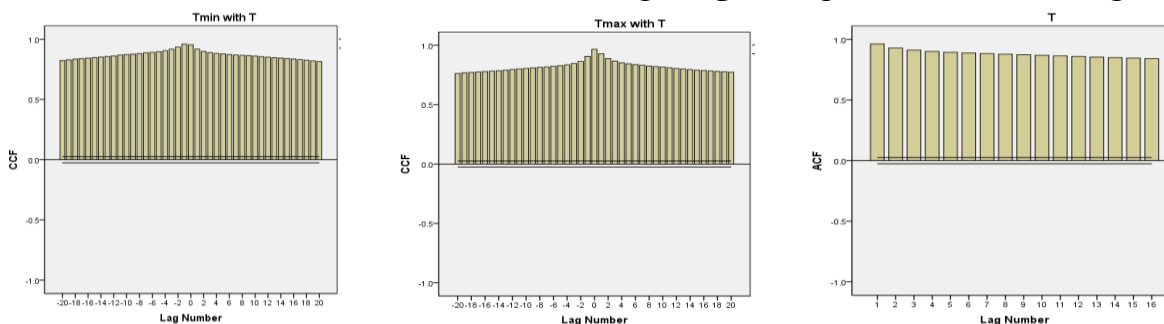
جدول ۲- مشخصه‌های آماری داده‌های استفاده شده در تحقیق

Table 2 - Statistical indicators of the data used in the research

variatio	mean	Middle	Standard deviation	Minimum	Maximum	Coefficient of variation	skewness	Kurtosis
T	16.3500	16.6000	7.5843	-5.6500	30.8250	36.4750	-0.0600	-1.2060
T _{min}	12.6513	12.6000	7.3621	-12.0000	28.2000	40.2000	-0.1320	-1.0850
T _{max}	20.9910	21.5000	8.3656	-1.4000	38.6000	40.0000	-0.1280	-1.0890

و خود همبستگی نشان داد که داده‌های دمای مقادیر دمای کمینه، بیشینه و متوسط در هر روز با داده‌های دمای متوسط روزهای قبل بیش‌ترین همبستگی را دارد. با توجه به اینکه مقادیر دمای کمینه و بیشینه با دمای متوسط روزهای قبل دارای همبستگی بیشتری نسبت به دمای کمینه و بیشینه روزهای قبل داشتند، در تمام مدل‌ها از دمای روزانه (متوسط) روزهای قبل به عنوان ورودی تمام متغیرهای هدف تا سه روز قبل با ۳ نوع ترکیب با توجه به جداول ۳ و ۴ استفاده شد.

همچنین از تابع خود همبستگی جزئی برای تعیین رابطه مقادیر دمای کمینه، بیشینه و متوسط در هر روز با مقادیر پیشین آن استفاده شد. به منظور برآورد تأخیرهای زمانی از تابع خود همبستگی، تأخیر (۲۰ تا -۲۰) روز و محدوده اطمینان ۹۵ درصد استفاده گردید (مقادیر منفی، نشان‌دهنده زمان قبل و مقادیر مثبت، نشان‌دهنده زمان بعد است). در شکل‌های ۳ تا ۵ زمان بر حسب روز و محور Y نشان‌دهنده مقادیر همبستگی بین ویژگی‌ها با متغیر هدف (تا ۲۰ روز) است. نتایج در این شکل‌ها با توجه به توابع همبستگی متقاطع



شکل ۳- آنالیز همبستگی متقاطع داده‌های مورد استفاده: تابع خود همبستگی دما (T)، همبستگی متقابل بین دمای کمینه و دما (T) و (T_{min} و T)، همبستگی متقابل بین دمای بیشینه و دما (T_{max} و T)

Figure 3- Cross-correlation analysis of data: Temperature (T) autocorrelation function, cross-correlation between minimum temperature and temperature (T_{min} with T), cross-correlation between maximum temperature and temperature (T_{max} with T)

بر اساس تحقیقات (Mirjalili, 2015) تعداد نرون بهینه در مدل شبکه عصبی از معادله ۷ به دست می‌آید.

$$m = 2n + 1 \quad (7)$$

که n تعداد ورودی‌ها و m تعداد بهینه نرون‌ها است. برای آموزش شبکه عصبی مصنوعی MLP از الگوریتم آموزشی لوبنبرگ مارکو^۱ استفاده شد. همچنین تعداد گام‌های

مدل‌های هوشمند

در مدل ANN برای تعیین بهترین معماری برای این شبکه، از ۱ تا ۳ نرون ورودی، یک لایه پنهان با ۳، ۵ و ۷ نرون (با توجه به تعداد ورودی مدل‌ها) با تابع هدف تانژانت هایپربولیک و یک نرون خروجی با تابع خطی استفاده گردید.

¹ Levenbergmarqua

دوره آزمون (صحت سنجی) دمای کمینه

در جدول ۵، مقادیر شاخص‌های آماری برای ارزیابی سه مدل استنتاج عصبی- فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی و برنامه‌ریزی بیان ژن آمده است. همان طوری که در این جدول مشاهده می‌شود برای هر سه مدل، دقت الگوی سوم یعنی ترکیب یک روز، دو روز و سه روز قبل از بقیه حالات بیش‌ترین دقت را دارا است. دلیل این دقت بالا با زیاد شدن ورودی مدل‌ها به علت حافظه‌دار بودن مدل‌ها است. از سویی دیگر با توجه به معیارهای دقت و خطاها در جدول مذکور مدل ANFIS در اولویت نخست، مدل ANN مدل دوم و بالأخره مدل GEP در اولویت سوم قرار گرفته است. شکل ۶ و ۹ به ترتیب دیاگرام پراکنش و مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای کمینه را در حالتی که از داده‌های آماری تا سه روز قبل به عنوان ورودی مدل استفاده گردد، نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۵ و نمودارهای نشان داده‌شده در شکل ۶، می‌توان نتیجه گرفت که هر سه مدل دقت قابل قبولی دارند و می‌توان از آن‌ها در تخمین دمای کمینه هوای رشت استفاده کرد. همچنین با توجه به شکل ۹ مقادیر خطا در هر سه مدل به صورت نرمال توزیع شده است. با توجه به تابع خطا MSE در این شکل، مدل‌های ANN، ANFIS و GEP از نظر رتبه‌بندی با این شاخص آماری به ترتیب با مقادیر ۳/۷۵۱۲، ۳/۸۷۱۹ و ۳/۹۱۹۲ دارای عملکرد بهتری هستند. تعیین توابع و عملگرهای ریاضی در مدل‌سازی برنامه‌ریزی بیان ژن دارای اهمیت زادی است زیرا این توابع و عملگرها در به دست آوردن رابطه بین ورودی‌های مدل و خروجی آن، تأثیر می‌گذارد. با توجه به شاخص R^2 حاصل از کاربرد توابع مختلف ریاضی، بهترین تابع، چهار عملگر اصلی که شامل (+، -، *، / و arctan) به عنوان بهترین تابع عملگر برای دمای مختلف انتخاب گردید که نتایج آن را در جدول ۶ ارائه شده است. البته نتایج نشان داد که این امر در مورد دمای بیشینه و دمای متوسط هم صادق است. از طرف دیگر برنامه‌ریزی بیان ژن دارای برتری نسبی در مقایسه با سایر مدل‌ها است و زیرا توانایی ارائه یک روش حل صریح بین مؤلفه‌های ورودی و خروجی مدل است.

پیش‌فرض در آموزش ANN چند لایه، ۱۰۰۰ گام در نظر گرفته شد. در این پژوهش از یک، دو و سه لایه پنهان استفاده شد. همچنین استفاده از دو یا سه لایه پنهان هیچ تأثیری در بهتر شدن شرایط مدل‌ها ندارد. در مدل ANFIS از الگوریتم هیبرید آموزشی استفاده گردید و در هر مرحله، پس از آزمون توابع عضویت متعدد (مثلثی، دوزنقه‌ای و گوسی)، بهترین تابع با توجه به مقدار حداقل مربع خطاها برای هر یک از دماهای کمینه، بیشینه و متوسط انتخاب شد. برای مدل ANFIS نیز از ورودی‌های مشابه با مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید. بر اساس مراحل سعی و خطای انجام در این تحقیق، تعداد توابع عضویت در هر مورد و برای هر یک از متغیرهای ورودی ۳ تا ۵ تابع انتخاب شد. نتایج نشان داد که ورودی‌ها با بیش از ۴ تابع عضویت سبب بهبود نتایج نمی‌شود. در مدل GEP نیز از ورودی‌های مشابه با مدل شبکه عصبی مصنوعی و ANFIS استفاده گردید. در پژوهش حاضر، ترکیبی از کلیه عملگرها نظیر جهش، برگشت، سه نوع مختلف ترانهش و سه نوع عملگر ترکیب مجدد و معیار خطای تابع $RMSE^1$ استفاده گردید. مقادیر عددی پارامترهای به کار رفته در مدل برنامه‌ریزی بیان ژن در جدول ۳ به صورت خلاصه آمده است.

دوره آموزش (واسنجی)

جدول ۴ در دوره آموزش، مقادیر مربوط به هر یک از شاخص‌های آماری مدل‌های مختلف سه گانه در تحقیق را نشان می‌دهد. برای ارزیابی مدل‌های فوق همان طوری که بیان شد شاخص‌های آماری ضریب تبیین و جذر میانگین مربعات خطا استفاده شد با توجه به جدول ۴ و بررسی شاخص‌های آماری مذکور برای مدل‌ها و حالت‌های مختلف ورودی ملاحظه می‌شود در هر سه مدل، حالت سوم یعنی الگوی ورودی تا سه روز قبل بهترین دقت را دارا است. این بدان معنی است که افزایش مقادیر دمای هوای مربوط به گام‌های زمانی مختلف به عنوان ویژگی‌های ورودی، سبب تغییر و بهبود نسبی مدل‌های فوق با وجود تفاوت اندک، می‌شود. در مجموع می‌توان گفت هر سه مدل هوشمند مورد مطالعه جواب قابل قبول و نزدیک به هم داشته و در دوره آزمون (صحت‌سنجی) قابل استفاده هستند.

¹ Fitness Function Error Type

جدول ۳- مقادیر عددی پارامترهای به کار رفته در مدل GEP
Table 3 - The values of the parameters used in the GEP model

Parameter	Value
Chromosomes	30
Number of Genes	3
Head size	8
Linking Function	Addition (+)
Mutation Rate	0.044
Inversion Rate	0.01
Two-point Recombination Rate	0.3
Gene Recombination Rate	0.2
One-point Recombination Rate	0.2
Gene Transposition Rate	0.1
IS Transposition Rate	0.1
RIS transposition Rate	0.1

دمای متوسط

دمای متوسط نیز همانند دمای بیشینه و کمینه با توجه به جدول ۵ و شاخص‌های آماری در حالت الگوی سوم یعنی با سه ورودی از بقیه حالات بیش‌ترین دقت را دارد و با توجه به معیارهای دقت و خطاها در جدول ۵، مدل ANFIS و ANN به ترتیب در اولویت‌های اول تا دوم و مدل GEP مدل سوم رتبه‌بندی می‌شود. با وجود اختلاف خطای جزئی هر یک از مدل‌ها می‌توان از هر یک جهت تخمین مقادیر دمای متوسط در این حالت نیز استفاده نمود. شکل‌های ۸ و ۱۱ به ترتیب دیاگرام پراکنش و مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای متوسط را در حالتی که از داده‌های آماری تا سه روز قبل به عنوان ورودی مدل استفاده گردد، نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۵ و نمودارهای نشان داده‌شده در شکل ۸، می‌توان نتیجه گرفت که هر سه مدل دقت قابل قبولی دارند. همچنین با توجه به شکل ۱۱ مقادیر خطا در هر سه مدل به صورت نرمال توزیع شده است. با توجه به تابع خطا MSE در این شکل، مدل‌های ANN، ANFIS و GEP از نظر رتبه‌بندی با این شاخص آماری به ترتیب با مقادیر ۳/۲۵۹، ۳/۴۰۲۵ و ۳/۵۱۷۱ دارای عملکرد مطلوب‌تری هستند. همچنین معادله ریاضی ارائه‌شده توسط برنامه‌ریزی بیان ژن برای تخمین دمای متوسط بر مبنای داده‌های دمای متوسط در طی سه روز قبل در جدول ۶ آمده است. درخصوص دقت و قابل اطمینان بودن مدل‌ها، با مراجعه به جداول ۳ و ۴ می‌توان دریافت که تفاوت هر سه مدل بسیار ناچیز است، بنابراین از

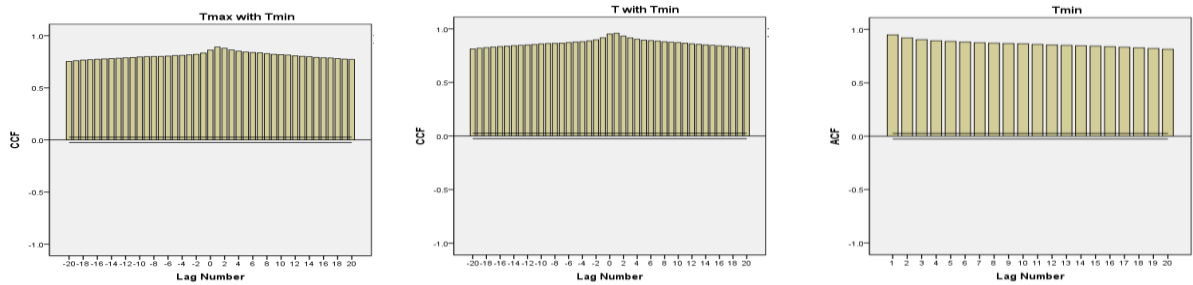
بدین معنی که برنامه‌ریزی بیان ژن معادله تقریبی موجود بین ورودی‌ها و خروجی مدل را ارائه می‌دهد. این خاصیت، آن را از سایر مدل‌ها نظیر شبکه عصبی و سیستم عصبی - فازی متمایز ساخته است. همچنین، معادله مربوط به تخمین دمای کمینه درحالی که که از مقادیر دمای روزانه در یک دوره سه روزه به عنوان ورودی استفاده شود، در جدول ۶ آمده است. بر اساس شاخص SI در دوره آموزش دمای کمینه در محدوده ۰/۱ تا ۰/۲ قرار دارد که در رتبه‌بندی از نظر دقت خوب ارزیابی می‌شود.

دمای بیشینه

با توجه به جدول ۵ در مورد دمای بیشینه می‌توان گفت، در این حالت نیز الگوی سوم، یعنی ورودی یک روز، دو روز و سه روز قبل با توجه به پایین‌ترین بودن شاخص‌های SI و RMSE و بالاتر بودن شاخص R نسبت به سایر مقادیر الگوهای ورودی از دقت بالایی برخوردار است. در مورد دقت مدل‌ها با توجه به شاخص‌های آماری مدل ANFIS در اولویت اول و مدل ANN و GEP در اولویت‌های بعدی قرار می‌گیرند. دیاگرام پراکنش و مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای کمینه به ترتیب در شکل‌های ۷ و ۱۰ را در حالتی که از داده‌های آماری تا سه روز قبل به عنوان ورودی مدل استفاده گردد، نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۵ و نمودارهای نشان داده‌شده در شکل ۷، می‌توان نتیجه گرفت که هر سه مدل دقت قابل قبولی دارند. همچنین با توجه به شکل ۱۰ مقادیر خطا در هر سه مدل به صورت نرمال توزیع شده است. با توجه به تابع خطا MSE در این شکل، مدل‌های ANN، ANFIS و GEP از نظر رتبه‌بندی با این شاخص آماری به ترتیب با مقادیر ۹/۶۵۱۱، ۱۰/۰۸۲ و ۱۲/۶۱۲۵ دارای عملکرد بهتری هستند. همانند حالت قبل، مدل برنامه‌ریزی بیان ژن قادر به ارائه یک معادله ریاضی به منظور پیش‌بینی میزان دمای بیشینه با استفاده از دمای روزهای قبل خواهد بود. معادله ارائه شده توسط مدل برنامه‌ریزی بیان ژن بر اساس مقادیر دمای یک روز، دو روز و سه روز قبل در جدول ۶ آمده است. بر اساس شاخص SI در دوره آموزش دمای بیشینه در محدوده ۰/۲ تا ۰/۳ قرار دارد که در رتبه‌بندی از نظر دقت متوسط ارزیابی می‌شود.

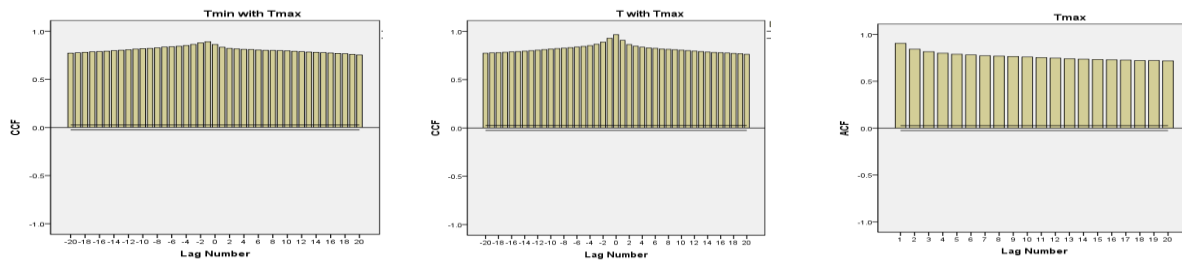
شناسایی کرده و ارائه می کند. با توجه به این خصوصیت، به کمک این مدل می توان اقدام به بررسی و صحت سنجی مدل های تجربی کرد که به عنوان یک موضوع تحقیق می تواند مطرح و پیشنهاد شود. بر اساس شاخص SI در دوره آموزش دمای روزانه در محدوده ۰/۱ تا ۰/۲ قرار دارد که در رتبه بندی از نظر دقت خوب ارزیابی می شود.

هر یک از مدل ها می توان به تنهایی در تخمین میزان دمای کمینه، بیشینه و متوسط استفاده کرد. نکته حائز اهمیت این است که شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی فازی با ایجاد ترکیب های مختلف و فرآوری داده ها هر چند بهترین حالت را از نظر دقت و کمتر کردن خطا برمی گزینند، ولی هیچ گونه رابطه ای بین متغیرهای ورودی و خروجی نمی دهند؛ در حالی که برنامه ریزی بیان ژن چنین رابطه ای را



شکل ۴- آنالیز همبستگی متقاطع داده های مورد استفاده: تابع خود همبستگی دمای کمینه (T_{min})، همبستگی متقابل بین دمای متوسط و دمای کمینه (T و T_{min})، همبستگی متقابل بین دمای بیشینه و دمای کمینه (T_{min} و T_{max})

Figure 4 - Data cross-correlation analysis: Minimum temperature autocorrelation function (T_{min}), cross-correlation between mean temperature and minimum temperature (T with T_{min}), cross-correlation between maximum temperature and minimum temperature (T_{min} with T_{max})



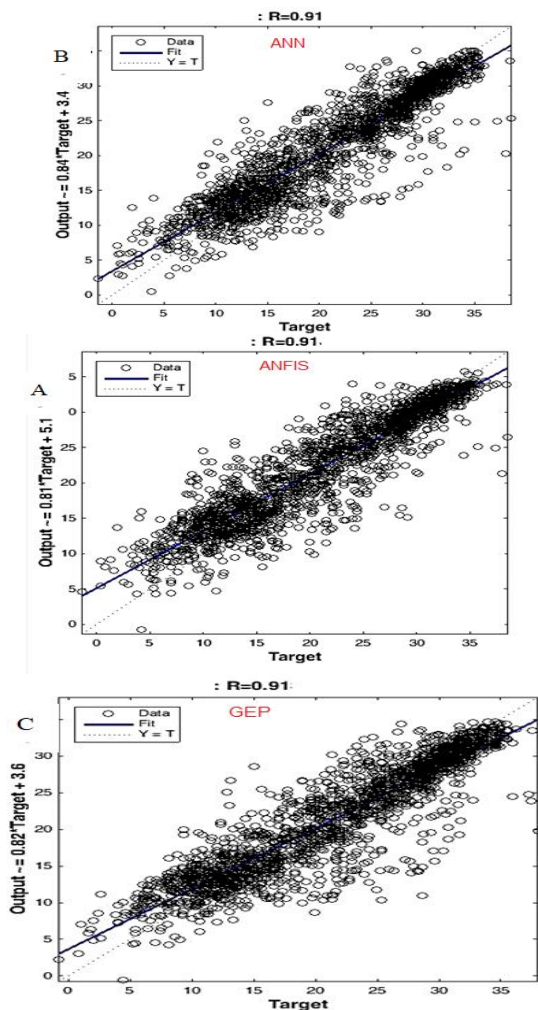
شکل ۵- آنالیز همبستگی داده های مورد استفاده: تابع خود همبستگی دمای بیشینه (T_{max})، همبستگی متقابل بین دمای متوسط و دمای بیشینه (T و T_{max})، همبستگی متقابل بین دمای کمینه و دمای بیشینه (T_{min} و T_{max})

Figure 5 - Data correlation analysis: Maximum temperature autocorrelation function (T_{max}), cross-correlation between medium temperature and maximum temperature (T_{max} with T), cross-correlation between minimum temperature and maximum temperature (T_{min} with T_{max})

جدول ۴- شاخص های آماری مربوط به مدل های مختلف تخمین دمای هوا در مرحله آموزش

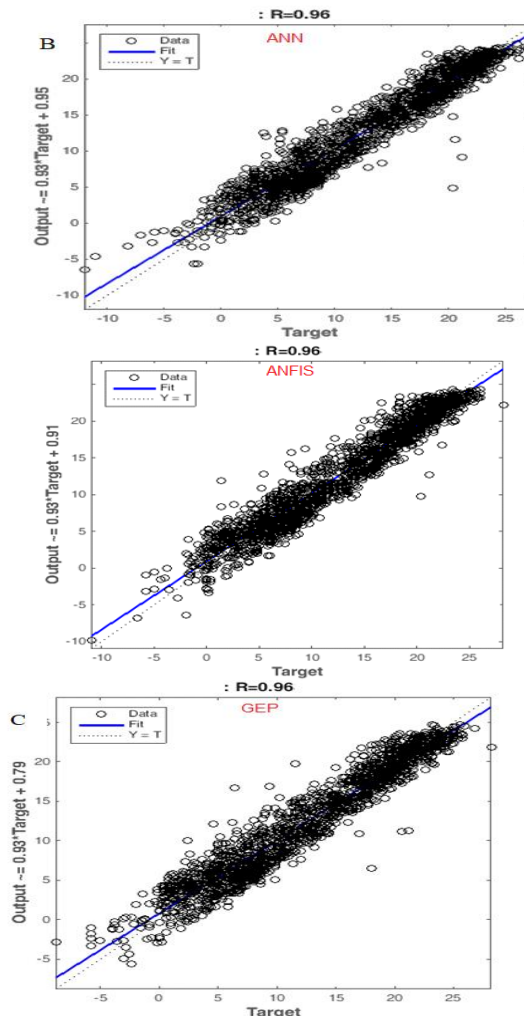
Table 4 - Statistical indicators for different models in the training phase

Model	Input	T_{max}			T_{min}			T		
		R	RMSE (°C)	SI	R	RMSE (°C)	SI	R	RMSE (°C)	SI
ANN	T_i	0.91	3.57	0.31	0.95	2.10	0.16	0.96	2.02	0.16
	T_i, T_{i-1}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.97	0.15	0.96	2.01	0.16
	T_i, T_{i-1}, T_{i-2}	0.91	3.45	0.30	0.97	1.93	0.14	0.97	1.94	0.15
ANFIS	T_i	0.91	3.57	0.31	0.95	1.99	0.15	0.96	2.00	0.16
	T_i, T_{i-1}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.97	2.00	0.16
	T_i, T_{i-1}, T_{i-2}	0.91	3.43	0.30	0.97	1.92	0.14	0.97	1.93	0.15
GEP	T_i	0.91	3.57	0.33	0.95	1.99	0.15	0.96	2.00	0.16
	T_i, T_{i-1}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.96	2.01	0.16
	T_i, T_{i-1}, T_{i-2}	0.91	3.57	0.31	0.97	1.99	0.15	0.96	2.01	0.16



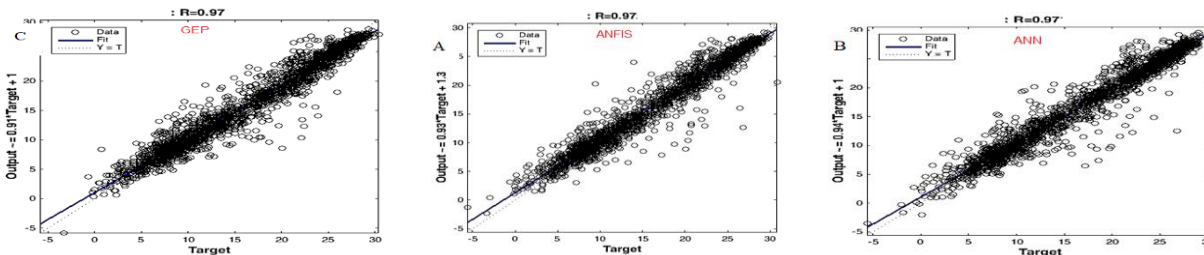
شکل ۷- دیاگرام پراکنش دمای بیشینه (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش

Figure 7- Distribution diagram of maximum temperature (°C) for different models in the training stage



شکل ۶- دیاگرام پراکنش دمای کمینه (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش

Figure 6- Distribution diagram of minimum temperature (°C) for different models in the training stage



شکل ۸- دیاگرام پراکنش دمای متوسط (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش

Figure 8- Distribution diagram of average temperature (°C) for different models in the training stage

جدول ۵- شاخص های آماری مربوط به مدل های مختلف تخمین دمای هوا در دوره آزمون

Table 5- Statistical indicators for different models in the test stage

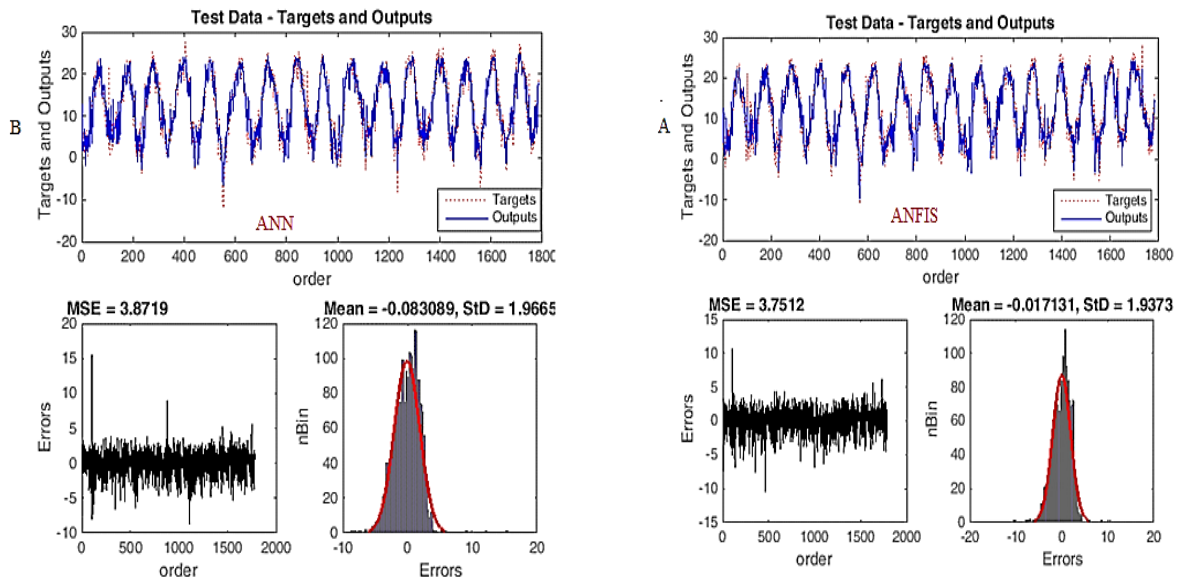
Model	Input	T _{max}			T _{min}			T		
		R	RMSE (°C)	SI	R	RMSE (°C)	SI	R	RMSE (°C)	SI
ANN	T _{i-1}	0.90	3.57	0.31	0.96	2.03	0.15	0.96	2.13	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2}	0.90	3.56	0.31	0.96	2.02	0.15	0.97	1.89	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	0.91	3.45	0.30	0.96	1.92	0.14	0.97	1.82	3.45
ANFIS	T _{i-1}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.96	1.88	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.97	1.88	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	0.93	3.44	0.30	0.97	1.92	0.14	0.97	1.81	3.43
GEP	T _{i-1}	0.91	3.57	0.32	0.96	1.99	0.15	0.96	1.89	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2}	0.90	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.97	1.89	3.57
	T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	0.91	3.57	0.31	0.96	1.99	0.15	0.97	1.89	3.57

جدول ۶- روابط به دست آمده از هر زیر درخت

Table 6- Relationships obtained from each sub-tree to predict the temperature of Rasht

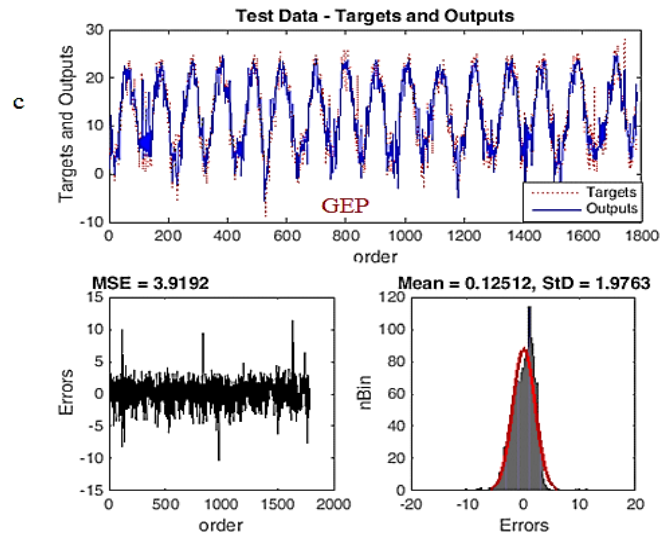
input	*Relationships derived from each subtree	R
T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	$T_i = 2.388 + \tan^{-1}(\tan^{-1}(-4.7837)) + ((T_{i-1}) - \tan^{-1}(((T_{i-1}) - \tan^{-1}((T_{i-1}) + (T_{i-1}))))))$	0.97
T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	$T_{min} = -4.7697 + \tan^{-1}(((2.5129 - (T_{i-1})) + ((T_{i-3}) + 2.3107)) - \tan^{-1}((-9.886 + (T_{i-2})))))) + (T_{i-1})$	0.96
T _{i-1} , T _{i-2} , T _{i-3}	$T_{max} = (T_{i-1}) + (((T_{i-2}) + 6.8077) - ((T_{i-2}) + (T_{i-2}))) - (\tan^{-1}((T_{i-2})) - ((T_{i-3}) \times 2.1384)) + (((T_{i-2}) + 0.95) - 1.7648)$	0.91

*در جداول بالا T_{i-1} و T_{i-2}, T_{i-3} به ترتیب مقادیر دمای هوای متوسط روزانه شهر رشت در سه، دو و یک روز قبل است.



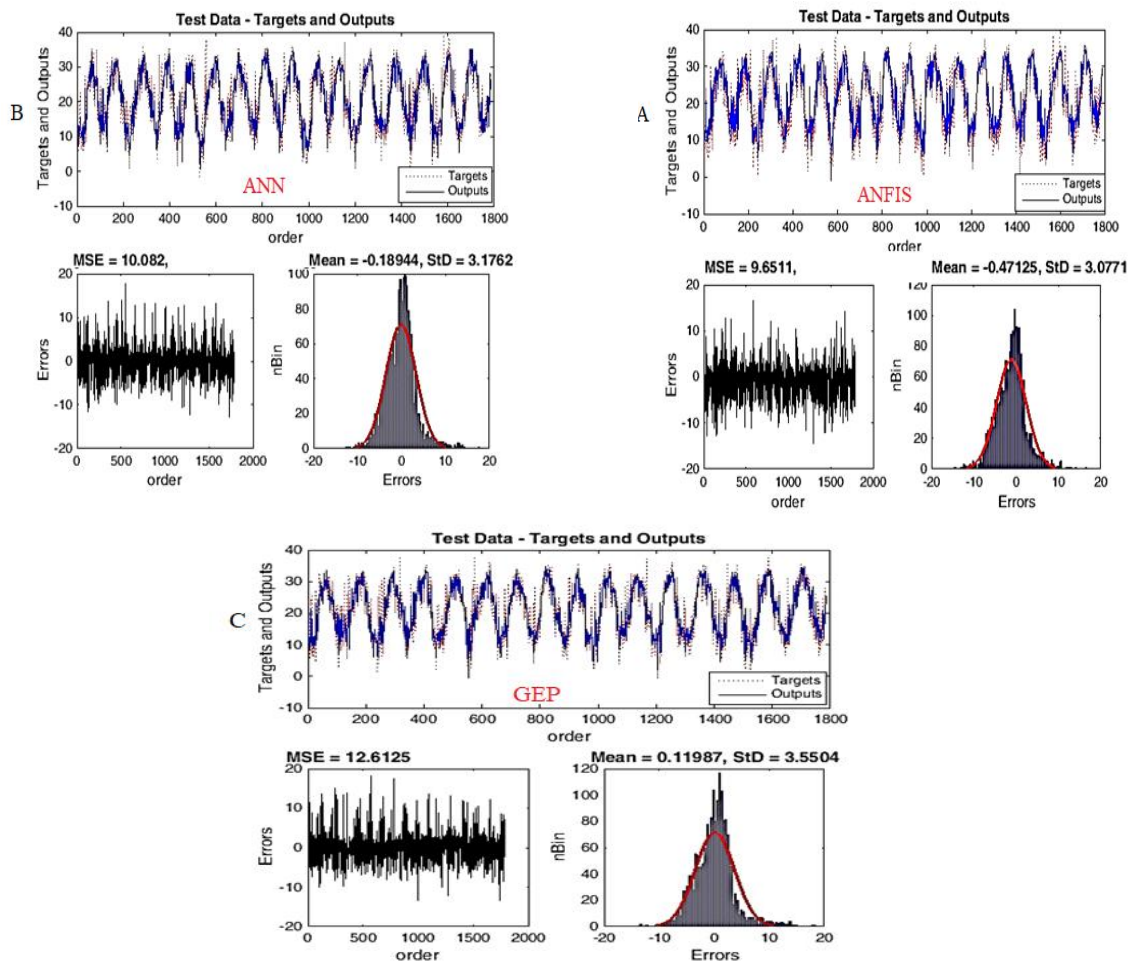
شکل ۹- مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای کمینه (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش

Figure 9- The observational and estimated values of minimum temperature (°C) for different models in the training stage



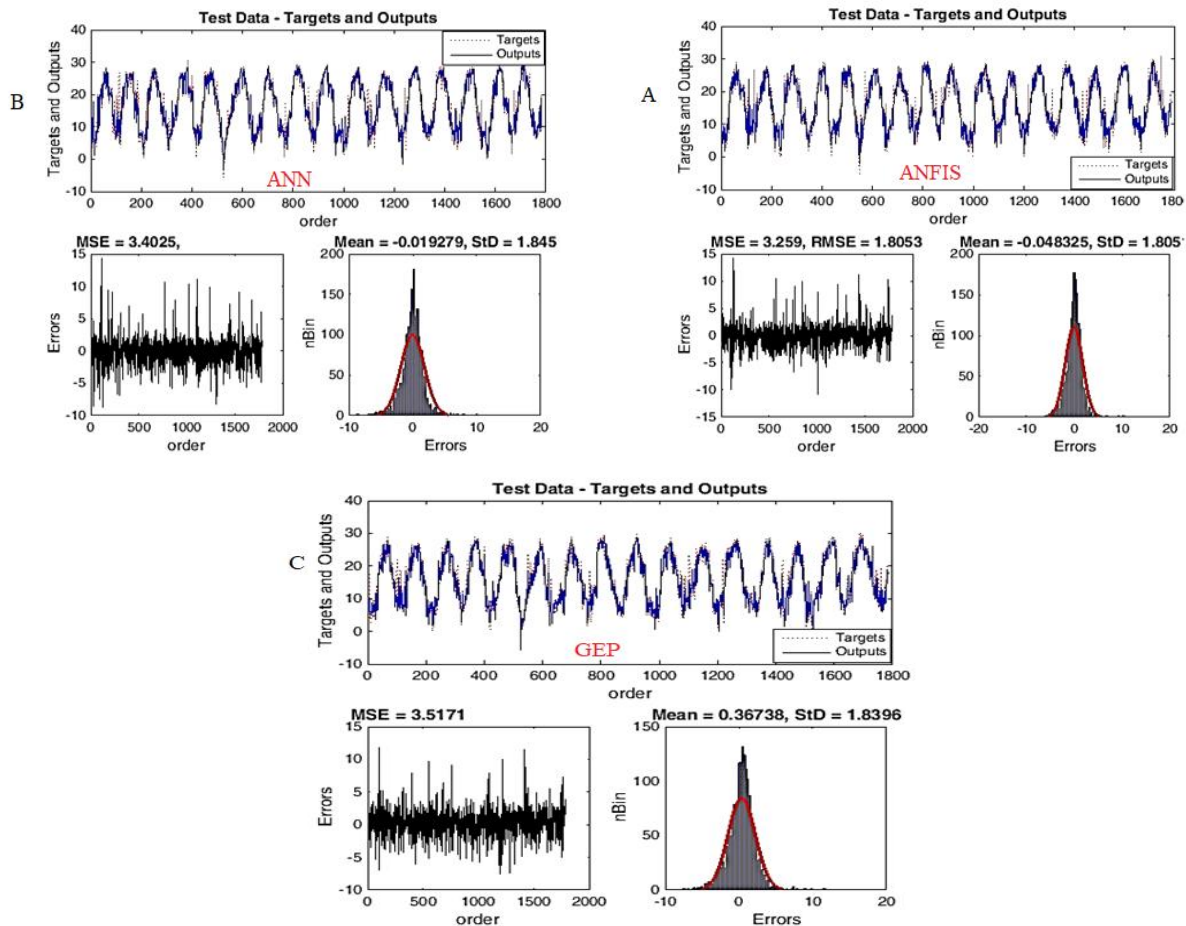
ادامه شکل ۹

Figure 9 continues



شکل ۱۰- مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای بیشینه (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش

Figure 10- The observational and estimated values of maximum temperature (°C) for different models in the training stage



شکل ۱۱- دیگرام پراکنش و نمودار مقادیر مشاهداتی و تخمینی دمای متوسط (°C) برای مدل های مختلف در مرحله آموزش
Figure 11- graph of observational and estimated values of average temperature (°C) for different models in the training stage

برابر ۰/۹۱ و در شهر تبریز مقدار آن برابر ۰/۹۵ است. این امر نشان دهنده آن است که در مورد تغییرات دمای هوای کمینه، شهر تبریز دارای نوسانات بیشتری (تابع غیرخطی تر) نسبت به شهر رشت است و این مطلب در مورد تغییرات دمای هوای بیشینه برعکس است. همچنین بررسی نشان داد که در هر دو شهر رشت و تبریز مقادیر با ۳ ویژگی ورودی یک، دو و سه روز قبل دارای بهترین عملکرد هستند. در نهایت می توان گفت که به ترتیب دمای متوسط، کمینه و بیشینه شهر رشت بیشترین دقت را در مدل سازی با سه مدل مورد مطالعه را دارند، درحالی که در مورد شهر تبریز (Ghorbani et al., 2010) به ترتیب دمای متوسط، بیشینه و کمینه دارای بالاترین دقت در مدل سازی بودند.

مقایسه با دمای شهر تبریز

مقایسه تحقیق حاضر با پیش بینی دمای کمینه، بیشینه و متوسط هوای تبریز که با سه مدل ANN، ANFIS و GEP توسط قربانی و همکاران (Ghorbani et al., 2010) انجام گرفت نشان می دهد که از نظر شاخص های آماری در مورد دمای متوسط بسیار شبیه به هم عمل می کنند، بدین معنی که مقدار ضریب تبیین (R) در هر دو شهر رشت و تبریز مقدار ۰/۹۶ را نشان می دهد. این مقدار در مورد دمای هوای کمینه در شهر رشت برابر ۰/۹۶ و در شهر تبریز برابر ۰/۹۳ است که نشان دهنده همبستگی بهتر داده های دمای کمینه در شهر رشت نسبت به شهر تبریز است. نکته جالب این که در مورد دمای بیشینه این امر برعکس است بدین معنی که در مورد دمای هوای بیشینه در شهر رشت مقدار ضریب تبیین (R)

نتیجه گیری

مدل سازی و پیش بینی دمای هوا مهم ترین ورودی در زمینه هواشناسی کشاورزی و نیز برنامه ریزی، طراحی و مدیریت منابع آب است. دمای هوا ممکن است به مقادیر بحرانی (دماهای کمینه و بیشینه) میل نماید که این امر به عنوان یک تحدید برای محصولات زراعی به حساب می آید، بنابراین باید با روش های دقیق مدل سازی تغییرات دمای هوا مدل سازی و پیش بینی کرد. در این مطالعه از مدل های پر کاربرد شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی و برنامه ریزی بیان ژن برای نیل به این هدف استفاده شد. با توجه به خروجی مدل ها و شاخص های آماری به کار رفته، هر سه مدل داری توانایی قابل قبولی در تخمین میزان دمای هوا (با وجود تفاوت اندک در دقت) هستند و با اطمینان قابل قبولی می توان از آن ها در تخمین مقادیر کمینه و بیشینه دمای هوا و نیز دمای متوسط شهر رشت استفاده کرد. در این مطالعه رابطه های ریاضی برای تخمین میزان دمای هوای کمینه، بیشینه و متوسط شهر رشت با مدل برنامه ریزی بیان ژن ارائه شد که بر اساس آن می توان مدل های تجربی تخمین دمای کمینه، بیشینه و متوسط را مورد صحت سنجی قرار داده و همچنین به عنوان یک موضوع تحقیق در آینده نیز قابل ارائه است. نتایج این تحقیق با نتایج تحقیق (Ustaoglu et al., 2008) برای مدل سازی دمای حداکثر، حداقل و متوسط روزانه با شبکه های عصبی و نیز تحقیقات (Ghorbani et al., 2010) برای مدل سازی دمای حداکثر، حداقل و متوسط روزانه شهر تبریز با مدل های استنتاج عصبی-فازی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی و برنامه ریزی بیان ژن، تطابق بالایی دارد و مدل های به کار رفته و روش کار را تأیید می کند.

منابع

- Abdel-Aal, R., Elhadidy, M. 1994. A machine-learning approach to modelling and forecasting the minimum temperature at Dhahran, Saudi Arabia. *Energy*, 19(7), 739-749.
- Allen, C. C. 1957. A simplified equation for minimum temperature prediction. *Monthly weather review*, 85(4), 119-120.
- Asadi, H., Shahedi, K., Sidle, R. C., Kalami Heris, S. M. 2019. Prediction of Suspended Sediment Using Hydrologic and Hydrogeomorphic Data within Intelligence Models. *Iran-Water Resources Research*, 15(3), 105-119.
- Azizi, G., Roshani, M. 2008. Using Mann-Kendall Test to Recognize of Climate Change in Caspian Sea Southern Coasts. *Physical Geography Research Quarterly*, 64, 13-28.
- Benavides, R., Montes, F., Rubio, A., Osoro, K. 2007. Geostatistical modelling of air temperature in a mountainous region of Northern Spain. *Agricultural and Forest Meteorology*, 146(3-4), 173-188.
- Brunt, D. 2011. *Physical and dynamical meteorology*, Cambridge University Press.
- Dodson, R., Marks, D. 1997. Daily air temperature interpolated at high spatial resolution over a large mountainous region. *Climate research*, 8(1), 1-20.
- Dombaycı, Ö. A., Gölcü, M. 2009. Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method, A case study of Turkey. *Renewable Energy*, 34(4), 1158-1161.
- Ferreira, C. 2001. Gene expression programming, a new adaptive algorithm for solving problems. *Complex systems*, 13.
- Figuerola, P., Mazzeo, N. 1997. An analytical model for the prediction of nocturnal and dawn surface temperatures under calm, clear sky conditions. *Agricultural and Forest Meteorology*, 85(3-4), 229-237.
- George, R. K. 2001. Prediction of soil temperature by using artificial neural networks algorithms. *Nonlinear Analysis, Theory, Methods Applications*, 47(3), 1737-1748.
- Ghorbani, M., Shiri, J., Kazemi, H. 2010. Estimation of Maximum, Mean and Minimum Air Temperature in Tabriz City Using Artificial Intelligent Methods. *Water and Soil Science*, 20(3), 87-104. (In Farsi)
- Hakimi Khansar, H., Parsa, J., Hosseinzadeh Dalir, A., Shiri, J. 2021. Pore water pressure coefficient forecasting in the body of earth dams at the time of construction and determination of its effective features using WCA-ANN hybrid algorithm. *Dam and Hydroelectric Powerplant*, 8(29), 26-39. (In Farsi)
- Hakimi Khansar, h., Shabani Chafjiri, a. 2021. Determining Effective Features for Estimating the Volume of Water Delivered to the Irrigation and Drainage Network using Artificial Intelligence Methods (Case study: Irrigation and Drainage

- dams using artificial intelligence models and determination of effective features. *Amirkabir Journal of Civil Engineering*, 54(1), 247-262. (In Farsi)
- Paruelo, J., Tomasel, F. 1997. Prediction of functional characteristics of ecosystems, a comparison of artificial neural networks and regression models. *Ecological Modelling*, 98(2-3), 173-186.
- Patterson, D. W. 1998. *Artificial neural networks, theory and applications*, Prentice Hall PTR.
- Robinson, C., Mort, N. 1997. A neural network system for the protection of citrus crops from frost damage. *Computers and electronics in agriculture*, 16(3), 177-187.
- Rubio Sánchez, A., Sánchez Palomares, O., Gómez, V., Graña, D., Elena Rosselló, R., Blanco Andray, A. 2002. *Autoecología de los castañares de Castilla (España)*. *Investigación Agraria, Sistemas y Recursos Forestales*, 11(2), 373-393.
- Smith, B. A., Hoogenboom, G., McClendon, R. W. 2009. Artificial neural networks for automated year-round temperature prediction. *Computers and electronics in agriculture*, 68(1), 52-61.
- Soares, J., Oliveira, A. P., Božnar, M. Z., Mlakar, P., Escobedo, J. F., Machado, A. J. 2004. Modeling hourly diffuse solar-radiation in the city of São Paulo using a neural-network technique. *Applied energy*, 79(2), 201-214.
- Ustaoglu, B., Cigizoglu, H., Karaca, M. 2008. Forecast of daily mean, maximum and minimum temperature time series by three artificial neural network methods. *Meteorological Applications, A journal of forecasting, practical applications, training techniques and modelling*, 15(4), 431-445.
- Zuzel, J. F., Cox, L. M. 1975. Relative importance of meteorological variables in snowmelt. *Water resources research*, 11(1), 174-176.
- Network of Sefidrood Dam). *Water Management in Agriculture*, 8(2), 117-134. (In Farsi)
- Hudson, G., Wackernagel, H. 1994. Mapping temperature using kriging with external drift, theory and an example from Scotland. *International journal of Climatology*, 14(1), 77-91.
- Jaeger, J. 1945. Note on the effect of wind on nocturnal cooling. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 71(309-310), 388-390.
- Jang, J.-S. 1993. ANFIS, adaptive-network-based fuzzy inference system. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685. doi,10.1109/21.256541.
- Jang, J., Sun, C., Mizutani, E. *Neuro-fuzzy and Software Computing, A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence*, 1997, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- Kişi, Ö., Öztürk, Ö. 2007. Adaptive neurofuzzy computing technique for evapotranspiration estimation. *Journal of Irrigation and Drainage Engineering*, 133(4), 368-379.
- Li, M.-F., Tang, X.-P., Wu, W., Liu, H.-B. 2013. General models for estimating daily global solar radiation for different solar radiation zones in mainland China. *Energy Conversion and Management*, 70, 139-148.
- Moghaddamnia, A., Gousheh, M. G., Piri, J., Amin, S., Han, D. 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*, 32(1), 88-97.
- Norouzi, R., Sihag, P., Daneshfaraz, R., Abraham, J., Hasannia, V. 2021. Predicting relative energy dissipation for vertical drops equipped with a horizontal screen using soft computing techniques. *Water Supply*, 32(2), 80-95.
- Parsa, J., Hakimi Khansar, H., Hoseinzadeh dalir, A., Shiri, J. 2021. Simulation of soil stress in earth



Application of artificial intelligent models for prediction of daily air temperature in Rasht station

I. Hosein Hakimi KHansar^{1*}, A. Heydari², S. Rashedi³, A. Bagheri⁴

Received: 28/02/2023

Accepted: 21/10/2023

Abstract

Estimation of air temperature is important in environmental and agricultural sciences. The aim of this study is prediction of daily air temperature (mean, maximum and minimum) using several types of AI models, in Rasht station north of Iran. According to the results, the adaptive neural-fuzzy inference system, artificial neural network, and gene expression programming were ranked first, second and third, respectively, despite of a slight difference in prediction accuracy of the selected models. Besides, the developed mathematical equation between the input and output variables using the gene expression programming model showed the superiority of this approach to the other two models. Based on the SI index for the minimum and mean daily temperature in training period is varied in range of 0.1 to 0.2, i.e. acceptable in terms of model accuracy. For the maximum temperature it ranged 0.2 to 0.3 which is considered as average accuracy. The findings revealed the best performance can be obtained using inputs in one to three days lead time.

Keywords: Air temperature, ANN, Fuzzy neural inference system, Gene expression programming



¹ Ph. D. Candidate, University of Tabriz / Department of Water Engineerin and Expert in control and stability of water structures, Gilan Regional Water Authority.

(*Corresponding Author Email Address: hakimi1904@yahoo.com)

² Bachelor of Electrical-Electronics, Superintendent of Sefidroud Dam and Power Plant, Gilan Regional Water Authority.

³ Ph. D. Candidate, Civil Engineering-Water Resources Management, Tehran Azad University of Science and Research, Expert in control and stability of water structures, Gilan Regional Water Authority.

⁴ Information Technology Expert, Gilan Regional Water Authority

نحوه ارجاع مقاله:

حکیمی خانسر، ح، حیدری، ع، راشدی، س، باقری، ع. ۱۴۰۳. استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی برای پیش‌بینی دمای روزانه هوا در شهر رشت. نشریه

هواشناسی کشاورزی، ۱۲(۱): ۵-۱۹. DOI: 10.22125/agmj.2024.387837.1145

Hosein Hakimi Khansar, I. Heydari, A. Rashedi, S., Bagheri, A. 2024. Application of artificial intelligent models for prediction of daily air temperature in Rasht station. Journal of Agricultural Meteorology, 12(1): 5-19. DOI: 10.22125/agmj.2024.387837.1145