



Mathematical Modeling for One-Day-Ahead Temperature Prediction Based on Meteorological Parameters: A Case Study of Guilan Province, Iran

Madah Shariati, S. N.¹  | Yaghouti, M.²  | Sadidi Shal, S. M.³

1. Faculty of Mathematical Sciences, University of Guilan, Rasht, Iran.
2. University of Guilan, Rasht, Iran.
3. Guilan Meteorological Organization, Rasht, Iran.

Corresponding Author E-mail: madah_nasim98@phd.guilan.ac.ir

(Received: 01 Nov 2025, Revise: 02 May 2026, Accepted: 21 Feb 2026, Published online: 03 May 2026)

Abstract

The main objective of this study was to develop, implement, and evaluate a set of forecasting models based on mathematical relations for predicting daily minimum and maximum air temperatures in Guilan Province. For this purpose, daily meteorological data from ten selected weather stations across the province were collected over the period 2011–2021. Following data quality control procedures, correlation analysis was conducted among various atmospheric parameters to identify the most influential variables affecting temperature variations. Based on the results of this analysis, a total of eleven mathematical models, including linear, polynomial, exponential, power, and logarithmic formulations, were developed separately for forecasting daily minimum and maximum temperatures. Subsequently, the predictive performance of the proposed mathematical models was evaluated and compared with that of artificial neural network (ANN) models. The results indicated that among the considered meteorological variables, the temperature of the previous day exhibited the strongest dependency and the greatest influence on the temperature of the following day. Furthermore, comparison of the evaluation metrics demonstrated that the mathematical models and artificial neural networks achieved relatively similar and acceptable accuracy in short-term temperature forecasting. Considering their structural simplicity, transparency of relations, lower data requirements, and stable performance, mathematical models can be regarded as efficient and reliable tools for short-term temperature prediction. Nevertheless, extending the applicability of the findings to long-term forecasting horizons or to regions with different climatic conditions requires further comprehensive investigations and additional analyses.

Keywords: Mathematical patterns, Artificial neural network, Meteorological data, One-day-ahead prediction, MATLAB Software

Cite this article: Madah Shariati, S. N., Yaghouti, M. and Sadidi Shal, S. M. (2026). Mathematical Modeling for One-Day-Ahead Temperature Prediction Based on Meteorological Parameters: A Case Study of Guilan Province, Iran. *Nivar*, 00(00-00), 00-00. Doi: <https://doi.org/10.30467/nivar.2026.556700.1356>

E-mail: (2) yaghouti@guilan.ac.ir (3) msadidi@gmail.com



مدل سازی ریاضی برای پیش بینی یک روزه دمای هوا بر اساس پارامترهای جوی: مطالعه موردی استان گیلان

سیده نسیم مداح شریعتی^۱ | محمدرضا یاقوتی^۲ | سیدمحمدتقی سدیدی شال^۳

۱. دانش آموخته دکتری ریاضی کاربردی، آنالیز عددی، دانشکده علوم ریاضی دانشگاه گیلان، رشت، ایران.
۲. دانشیار ریاضی کاربردی، آنالیز عددی و عضو هیأت علمی دانشکده علوم ریاضی دانشگاه گیلان، رشت، ایران.
۳. کارشناس ارشد ریاضی محض، معادلات دیفرانسیل، اداره کل هواشناسی گیلان، رشت، ایران.

رایانامه نویسنده مسئول: madah_nasim98@phd.guilan.ac.ir

(دریافت: ۱۴۰۴/۰۸/۱۰، بازنگری: ۱۴۰۵/۰۲/۱۲، پذیرش: ۱۴۰۴/۱۲/۰۲، انتشار آنلاین: ۱۴۰۵/۰۲/۱۳)

چکیده

هدف اصلی این پژوهش، توسعه، پیاده سازی و ارزیابی مجموعه ای از مدل های پیش بینی بر پایه روابط ریاضی به منظور برآورد دمای کمینه و بیشینه روزانه در استان گیلان بود. به این منظور، داده های روزانه مربوط به ۱۰ ایستگاه هواشناسی منتخب در سطح استان، طی دوره زمانی ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۱ گردآوری شد. پس از انجام کنترل کیفی داده ها، تحلیل همبستگی میان پارامترهای جوی مختلف صورت گرفت تا متغیرهای مؤثر بر تغییرات دمایی شناسایی شوند. بر اساس نتایج این تحلیل، برای پیش بینی هر یک از دمای کمینه و بیشینه روزانه، در مجموع ۱۱ الگوی ریاضی شامل روابط خطی، چندجمله ای، نمایی، توانی و لگاریتمی توسعه داده شد. در ادامه، به منظور ارزیابی کارایی این الگوها، عملکرد آن ها با نتایج حاصل از مدل های شبکه عصبی مصنوعی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که در میان پارامترهای جوی بررسی شده، دمای روز قبل بیشترین میزان وابستگی و تأثیر را بر دمای روز آینده دارد. همچنین، مقایسه شاخص های ارزیابی بیانگر آن است که الگوهای ریاضی و شبکه های عصبی مصنوعی در پیش بینی کوتاه مدت دما از دقت نسبتاً مشابه و قابل قبولی برخوردار هستند. با توجه به سادگی ساختاری، شفافیت روابط، نیاز کمتر به داده های آموزشی و ثبات عملکرد، الگوهای ریاضی می توانند به عنوان ابزاری کارآمد و قابل اتکا در پیش بینی های کوتاه مدت دما مورد استفاده قرار گیرند. با این حال، تعمیم نتایج این پژوهش به بازه های زمانی بلندمدت یا مناطق با شرایط اقلیمی متفاوت، نیازمند انجام مطالعات تکمیلی و بررسی های گسترده تر است.

واژه های کلیدی: الگوهای ریاضی، شبکه عصبی مصنوعی، داده های هواشناسی، پیش بینی یک روزه، نرم افزار MATLAB

۱. مقدمه

برای سلامت جهانی در قرن بیست و یکم معرفی کرده است که موجب نوسانات قابل توجه در پارامترهای اقلیمی شده و آثار گسترده ای بر امنیت غذایی، سلامت عمومی و توسعه اقتصادی برجای گذاشته است (بونت و همکاران، ۲۰۲۰؛ آکدی و اونلو، ۲۰۲۱؛ آلومار و همکاران، ۲۰۲۲). در این راستا در سال های اخیر، پدیده امواج گرما به طور ویژه مورد توجه قرار گرفته است. فریدونی و همکاران (۲۰۱۵) نشان دادند که احتمال بروز امواج گرمایی با تداوم ۱ تا ۳ روز در

دمای هوا یکی از بنیادی ترین متغیرهای هواشناسی است که نقش تعیین کننده ای در سامانه های اقلیمی، کشاورزی، مدیریت منابع آب، سلامت عمومی و توسعه اقتصادی ایفا می کند. پیش بینی دقیق دمای هوا، به ویژه در مقیاس کوتاه مدت، همواره از اهداف اصلی مدل سازی های آماری و عددی در علوم جو بوده است (ویلکس، ۲۰۱۱). سازمان جهانی بهداشت (WHO) تغییر اقلیم را بزرگ ترین تهدید

استناد: مداح شریعتی، سیده نسیم؛ یاقوتی، محمدرضا و سدیدی شال، سیدمحمدتقی. (۱۴۰۴). مدل سازی ریاضی برای پیش بینی یک روزه دمای هوا بر اساس پارامترهای

جوی: مطالعه موردی استان گیلان. نیوار، ۵۰(۱۳۲-۱۳۳)، ۱۵۳-۱۷۵. <https://doi.org/10.30467/nivar.2026.556700.1356>

رایانامه: (۲) yaghouti@guilan.ac.ir (۳) msadidi@gmail.com



از طرفی هم‌زمان با گسترش روش‌های هوش مصنوعی، مدل‌های داده‌محور نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، ماشین بردار پشتیبان (SVM) و درخت‌های تصمیم (DT) به‌طور گسترده برای پیش‌بینی متغیرهای هواشناسی به‌کار گرفته شدند (هسیه و ژانگ، ۱۹۹۸؛ هانگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ دئو و ساهین، ۲۰۱۶). این مدل‌ها به‌ویژه در مواجهه با رفتارهای غیرخطی دما عملکرد مطلوبی از خود نشان دادند. با این حال، از مهم‌ترین چالش‌های آن‌ها می‌توان به عدم شفافیت ساختاری، وابستگی شدید به کیفیت داده‌های آموزشی و پایداری محدود در شرایط تغییر رژیم اقلیمی اشاره کرد. همچنین می‌توان بر محدودیت‌های تفسیرپذیری و تعمیم‌پذیری این مدل‌ها تأکید کرد (ژانگ و همکاران، ۲۰۲۵).

در کنار این روش‌ها، الگوریتم‌های بهینه‌سازی و فراابتکاری نظیر الگوریتم ژنتیک (GA)، بهینه‌سازی گروه ذرات (PSO) و الگوریتم‌های ترکیبی نقش مؤثری در بهبود ضرایب مدل‌های رگرسیونی، تنظیم هاپیرپارامترهای شبکه‌های عصبی و کاهش خطای پیش‌بینی ایفا کرده‌اند (هاپت و همکاران، ۲۰۰۸؛ ژانگ و همکاران، ۲۰۱۳؛ میرجلیلی و همکاران، ۲۰۱۴؛ سالسدو سنز و همکاران، ۲۰۱۸). با وجود این، افزایش پیچیدگی محاسباتی، احتمال مواجهه با مشکل در بیشینه‌ها و کمینه‌های محلی و کاهش قابلیت تفسیر فیزیکی مدل از جمله محدودیت‌های اساسی این رویکردها محسوب می‌شود.

به همین دلیل، در سال‌های اخیر توجه دوباره‌ای به مدل‌های ریاضی تحلیلی و عددی شفاف و روابط ریاضی پایدار و قابل تفسیر معطوف شده است. پژوهش‌های اخیر نشان داده‌اند که مدل‌های رگرسیونی غیرخطی، مدل‌های بر پایه روابط توانی، نمایی و چندجمله‌ای، در صورت انتخاب صحیح متغیرهای ورودی، می‌توانند دقتی رقابتی با مدل‌های هوش مصنوعی ارائه دهند، در حالی که از نظر پایداری عددی و هزینه محاسباتی برتری دارند (کرسیاک و همکاران، ۲۰۱۹). شاه و همکاران (۲۰۲۴) نیز با توسعه مدل خودبازگشتی تابعی،

نواحی شمالی ایران بیش از سایر مناطق است. چکرینی و همکاران (۲۰۱۶) نیز افزایش فراوانی و شدت دوره‌های گرم را در آمریکای جنوبی، به‌ویژه در دهه اخیر، گزارش کردند. یزدان‌پناه و علیزاده (۲۰۱۲) افزایش شدت و فراوانی امواج گرمای شدید در ایران، به‌خصوص در سال ۲۰۱۰، را مورد تأیید قرار دادند. از دیدگاه سلامت نیز، پاروانتیس و همکاران (۲۰۱۷) نشان دادند که در دماهای بالا و بسیار بالا، نرخ مرگ‌ومیر ناشی از بیماری‌های قلبی و تنفسی در افراد بالای ۶۵ سال بین ۲۰ تا ۳۵ درصد افزایش می‌یابد. تغییرات اقلیمی علاوه بر اثرات حرارتی، رفتار هیدرولوژیکی مناطق را نیز تحت تأثیر قرار داده و با ایجاد اختلال در چرخه‌های هیدرولوژیکی، می‌تواند منجر به کاهش رواناب یا وقوع سیلاب شود (اشترومنگر و همکاران، ۲۰۲۰). این تغییرات در نهایت موجب بروز خشکسالی‌های هیدرولوژیکی (اشترومنگر و همکاران، ۲۰۲۲) و تهدید امنیت غذایی و اقتصادی جوامع انسانی می‌گردد (هانوس و همکاران، ۲۰۲۱؛ مولچی و همکاران، ۲۰۲۱؛ ساها و همکاران، ۲۰۲۳).

در دهه‌های اخیر، طیف گسترده‌ای از روش‌های آماری و عددی برای پیش‌بینی دما توسعه یافته‌اند. در نخستین رویکردها، مدل‌های آماری خطی نظیر رگرسیون چندمتغیره، میانگین متحرک و مدل‌های خودبازگشتی (AR, ARMA, ARIMA) به‌طور گسترده مورد استفاده قرار گرفتند و نتایج قابل قبولی در افق‌های زمانی کوتاه ارائه دادند (هیپرت و همکاران، ۲۰۰۲؛ سالسدو سنز و همکاران، ۲۰۱۸). با پیشرفت محاسبات عددی، مدل‌های فیزیکی مبتنی بر معادلات دینامیک جو و حل عددی به روش‌هایی نظیر تفاضل محدود (Finite Difference) و المان محدود (Finite Element) نیز توسعه یافتند که اگرچه از دقت بالایی برخوردار بودند، اما هزینه محاسباتی بسیار بالایی داشتند (کالنای، ۲۰۰۳؛ باور و همکاران، ۲۰۱۵). الیوتی و مسوری (۲۰۲۴) نشان دادند که مدل‌های عددی فیزیکی در پیش‌بینی رویدادهای حدی عملکرد بهتری دارند و مولر و همکاران (۲۰۲۰) با توسعه مدل AR-EMOS پیش‌بینی‌های احتمالاتی دقیقی ارائه نمودند.

اصلی این تحقیق در ارائه یک چارچوب مقایسه‌ای تلفیقی است که در آن مدل‌های تحلیلی بر پایه روابط ریاضی قابل تفسیر در کنار شبکه عصبی به صورت هم‌زمان و در یک بستر واحد ارزیابی می‌شوند.

۲. روش تحقیق

۲-۱. منطقه مورد مطالعه

استان گیلان با وسعتی حدود ۱۴۷۱۱ کیلومتر مربع در شمال ایران و در سواحل جنوب‌غربی و غربی دریای خزر واقع شده است. نزدیکی این استان به دریا و رشته کوه البرز سبب شده است که با برخورداری از جنگل‌ها، تالاب‌ها و رودخانه‌های متعدد، در تمامی فصول سال تنوع اقلیمی قابل توجهی داشته باشد. به همین دلیل، گیلان یکی از قطب‌های اصلی کشور در زمینه کشاورزی، جذب گردشگر و فعالیت‌های توریستی محسوب می‌شود. موقعیت جغرافیایی استان در کشور و موقعیت شهرستان‌های استان در شکل ۱ قابل مشاهده است. محدوده‌ی مورد مطالعه در این پژوهش شامل ۱۰ ایستگاه هواشناسی منتخب استان گیلان بود که شامل ایستگاه‌های فرودگاه، بندرانزلی، آستارا، جیرنده، کشاورزی، کياشهر، لاهیجان، منجیل، ماسوله و تالش است. موقعیت جغرافیایی و ویژگی‌های این ایستگاه‌ها در شکل ۲ و جدول ۱ ارائه شده است.



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی استان در کشور (سمت چپ)، موقعیت شهرستان‌های استان (سمت راست)

پیش‌بینی‌های دقیقی برای دمای یک‌روزه ارائه دادند و کرسیاک و همکاران (۲۰۱۹) عملکرد مطلوب مدل‌های پارامتری و ناپارامتری را در پیش‌بینی ۲۴ ساعته دما گزارش کردند.

اگرچه در مدل‌سازی عددی جو، روش‌های پیشرفته‌ای نظیر طرح‌های وایزشی چهاربعدی توان بالقوه‌ای برای بهبود دقت پیش‌بینی‌های میان‌مدت و بلندمدت دارند، اما به کارگیری چنین سامانه‌هایی مستلزم دسترسی به داده‌های حجیم و قدرت پردازشی بالا است. از این رو، در کاربردهای کوتاه‌مدت و مبتنی بر داده‌های مشاهده‌ای روزانه به‌ویژه در مقیاس ایستگاهی که چارچوب اصلی این پژوهش را تشکیل می‌دهد، نیاز به الگوهایی برجسته می‌شود که ضمن برخورداری از دقت مناسب، سادگی ساختاری، تفسیرپذیری بالا و هزینه محاسباتی اندک را فراهم کنند. بر این اساس، هدف اصلی پژوهش حاضر توسعه و ارزیابی مجموعه‌ای از الگوهای ریاضی شامل روابط خطی، چندجمله‌ای، نمایی، توانی و لگاریتمی برای پیش‌بینی دمای بیشینه و کمینه روز آینده در ۱۰ ایستگاه هواشناسی استان گیلان است. برای این منظور، پس از تحلیل همبستگی و شناسایی متغیرهای مؤثر، ۱۱ الگوی پایه توسعه یافت و ضرایب آن‌ها از طریق کمینه‌سازی خطای RMSE و مجموع مربعات خطا برآورد گردید. به منظور ارزیابی جامع‌تر عملکرد الگوهای توسعه‌یافته، نتایج حاصل با یک شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه مقایسه شد تا کارایی الگوهای ریاضی در برابر یک روش داده‌محور استاندارد به‌طور دقیق سنجیده شود. نوآوری





شکل ۲. موقعیت جغرافیایی و پراکندگی ۱۰ ایستگاه هواشناسی منتخب استان گیلان مورد استفاده در این پژوهش

جدول ۱. مشخصات و ویژگی‌های ۱۰ ایستگاه مورد مطالعه در استان گیلان

ایستگاه	طول جغرافیایی (°E)	عرض جغرافیایی (°N)	ارتفاع (m)	میانگین دمای سالانه (°C)
فرودگاه	۴۹.۶۲	۳۷.۲۲	-۸.۶	۱۶.۶
انزلی	۴۹.۶۵	۳۷.۴۷	-۲۳.۶	۱۶.۸
آستارا	۴۸.۸۵	۳۸.۳۵	-۲۱.۱	۱۵.۶
جیرنده	۴۹.۸	۳۶.۷	۱۵۸۱	۱۲.۳
کشاورزی	۴۹.۶۳	۳۷.۲	۲۴.۹	۱۶.۷
کیاشهر	۴۹.۸۸	۳۷.۳۸	-۲۲.۰	۱۷.۰
لاهیجان	۵۰.۰۲	۳۷.۱۹	۳۴.۲	۱۶.۵
منتجیل	۴۹.۴۰	۳۶.۷۲	۳۳۸	۱۷.۹
ماسوله	۴۸.۹۸	۳۷.۱۵	۱۱۱۹	۱۲.۱
تالش	۴۸.۸۸	۳۷.۸۳	۷.۳	۱۶.۴

سال‌های ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۰ به‌عنوان داده‌های آموزشی برای استخراج الگو و ساخت مدل‌ها مورد استفاده قرار گرفتند. داده‌های فصل بهار سال ۲۰۲۱ نیز به‌منظور ارزیابی مدل‌ها اختصاص یافتند. پیش از مدل‌سازی، برای تعیین متغیرهای مؤثر در پیش‌بینی دمای روز آینده، آزمون همبستگی پیرسون میان دمای بیشینه و کمینه روز آینده و تمامی پارامترهای هواشناسی روز قبل انجام شد. این تحلیل با نرم‌افزار IBM SPSS Statistics نسخه ۲۷.۰.۱ و بر اساس داده‌های آموزشی صورت گرفت.

۲-۲. مواد و روش

داده‌های مورد استفاده به‌صورت روزانه شامل دمای بیشینه و کمینه (°C)، رطوبت نسبی بیشینه و کمینه (%، بارش (میلی‌متر)، ساعات آفتابی (ساعت)، جهت باد (درجه) و سرعت باد (m/s) بودند که از اداره کل هواشناسی استان گیلان دریافت شدند. بازه زمانی داده‌ها دوره ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۱ میلادی را پوشش می‌داد. با توجه به اهمیت تغییرپذیری شرایط جوی در فصل بهار، داده‌های مربوط به این فصل در

پاسخ‌های تدریجی متغیرها، برای توصیف ارتباط دما با پارامترهایی نظیر رطوبت، تابش خورشیدی و فشار هوا بسیار مناسب‌اند. برای نمونه، الگوهای نمایی و توانی قادر به شبیه‌سازی روندهای افزایشی یا کاهشی سریع هستند، در حالی که توابع لگاریتمی و گویا معمولاً برای پدیده‌هایی با رفتار اشباع‌شونده یا حدی کاربرد دارند. در مقابل، گروه دوم، یعنی چندجمله‌ای‌ها تا مرتبه چهارم، بر پایه بسط‌های جبری ساده اما مؤثر ساخته شده‌اند و توانایی بازنمایی رفتارهای نسبتاً پیچیده با استفاده از ضرایب قابل تفسیر را دارند. این الگوها به‌ویژه در تحلیل روندهای دمایی با نوسانات تدریجی یا شبه‌دوره‌ای مؤثر هستند و امکان بررسی تأثیر مرتبه‌های بالاتر بر پاسخ سامانه را فراهم می‌کنند. به‌طور کلی، انتخاب این دو گروه تابعی با هدف مقایسه جامع میان مدل‌های غیرخطی متعالی با ساختار پیچیده و مدل‌های جبری چندجمله‌ای با سادگی تحلیلی بالاتر صورت گرفت تا کارایی و دقت هر دسته در پیش‌بینی دمای روزانه ارزیابی شود.

برای مقایسه الگوهای ریاضی با یک روش داده‌محور، یک شبکه عصبی پیش‌خور چندلایه (MLP) نیز طراحی شد. شبکه شامل یک لایه پنهان با پنج نورون بود و آموزش آن با الگوریتم Levenberg-Marquardt در محیط MATLAB R2018 انجام شد. داده‌ها مطابق استانداردهای رایج به سه بخش شامل ۷۰ درصد آموزش، ۱۵ درصد اعتبارسنجی و ۱۵ درصد آزمون تقسیم شدند. در نهایت، برای ارزیابی دقت الگوها از دو شاخص آماری میانگین قدرمطلق خطا (MAE) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده شد. این شاخص‌ها امکان مقایسه کمی عملکرد روابط در پیش‌بینی دمای روزانه را فراهم می‌کنند؛ بدون آنکه محدودیتی بر نوع مدل (خطی، غیرخطی یا شبکه عصبی) ایجاد نمایند.

۳. نتایج و بحث

مدل‌های مورد استفاده در این پژوهش بر اساس رویکرد چندورودی-تک‌خروجی (MISO) طراحی شدند؛ به این صورت که پارامترهای هواشناسی روز قبل به‌عنوان ورودی و دمای روز بعد (بیشینه یا کمینه) به‌عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شد. در گام نخست، مدل‌سازی آماری با استفاده از رگرسیون خطی ساده (LR) به‌عنوان یک مدل آماری کلاسیک و رگرسیون خطی چندگانه (MLR) که در آن اثر هم‌زمان چند متغیر مستقل بر متغیر وابسته در نظر گرفته می‌شود، انجام شد. مدل چندگانه در این پژوهش مطابق رابطه زیر تعریف شد:

$$Y_j = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n \\ = b_0 + \sum_{i=1}^n b_iX_i, \quad j = 1, 2,$$

به‌طوری‌که $n = 8$ تعداد متغیرهای مستقل، $\{X_i\}_{i=1}^n$ بردار داده‌های مربوط به متغیرهای مستقل و Y_1 و Y_2 بردار مقادیر دمای بیشینه و کمینه در دوره‌ی مورد مطالعه می‌باشد. ضرایب مدل یعنی $\{b_i\}_{i=0}^n$ باید به‌گونه‌ای تعیین شوند که مجموع مربعات خطاها در داده‌ها حداقل گردد، یعنی

$$f(b_{0j}, b_{1j}, b_{2j}, \dots, b_{nj}) \\ = \sum_{k=1}^N (y_{jk} - b_{0j} - b_{1j}x_{1k} \\ - \dots - b_{nj}x_{nk})^2, \quad j \\ = 1, 2,$$

که در آن $N = 930$ نشان‌دهنده‌ی تعداد روزها است، و y_{jk} و x_{ik} به ترتیب بیانگر مولفه‌های k ام بردار Y_j و X_i می‌باشد.

الگوهای مورد بررسی در این پژوهش به دو گروه اصلی تقسیم شدند: توابع متعالی و چندجمله‌ای‌ها تا مرتبه چهارم. گروه اول شامل الگوهای نمایی، لگاریتمی و گویا است که به‌عنوان روابط پر کاربرد در مدل‌سازی پدیده‌های غیرخطی و پیچیده اقلیمی شناخته می‌شوند. این توابع به دلیل انعطاف‌پذیری بالا در بازتولید رفتارهای غیرخطی و

می‌توان آن‌ها را به روشنی از جداول ۴ و ۵ استخراج کرد. به منظور جلوگیری از پیچیدگی متن و جداول، نتایج عمدتاً به فصل بهار و ایستگاه‌های منتخب استان گیلان محدود شدند. مدل‌های MISO به گونه‌ای طراحی شدند که اثر همه متغیرهای جوی روز قبل که بر اساس آزمون همبستگی پیرسون با دمای روز جاری معنادار بودند، در پیش‌بینی لحاظ شود. این متغیرها شامل دما، رطوبت نسبی، بارش، ساعات آفتابی و سرعت و جهت باد می‌شوند. تحلیل نتایج نشان داد که مدل‌های MISO توانایی شناسایی و بازتولید تغییرات روزانه دما را با دقت بالا دارند.

در شکل‌های ۳ تا ۵، خطا و خروجی‌های مدل‌های MISO برای ۱۰ ایستگاه مورد مطالعه ارائه شده و نتایج شبکه عصبی مصنوعی نمایش داده شده است. نتایج نشان می‌دهند که شبکه عصبی توانسته تغییرات دما را با دقت قابل قبول بازتولید کند، اما خطوط پیش‌بینی الگوی ریاضی و شبکه عصبی در اغلب نقاط تقریباً بر یکدیگر منطبق بوده و تفاوت چشمگیری در عملکرد مشاهده نشد. این امر نشان‌دهنده کارایی بالای الگوهای ریاضی پیشنهادی و قابلیت رقابت آن‌ها با روش‌های داده‌محور است.

تحلیل نتایج نشان می‌دهد که در مدل‌های MISO، تمامی متغیرهای جوی همبستگی معنادار با دمای روز آینده، اثر خود را در مدل حفظ کرده‌اند. به این ترتیب، پیش‌بینی دما تنها محدود به دمای روز قبل نبوده و اثر پارامترهای کمکی نظیر رطوبت، بارش، ساعات آفتابی و باد نیز لحاظ شده است. این امر نشان می‌دهد که مدل‌های چندورودی قادر به شناسایی روابط پیچیده بین متغیرهای هواشناسی هستند و می‌توانند حتی تغییرات ناشی از نفوذ توده‌های هوایی متفاوت را در نظر بگیرند.

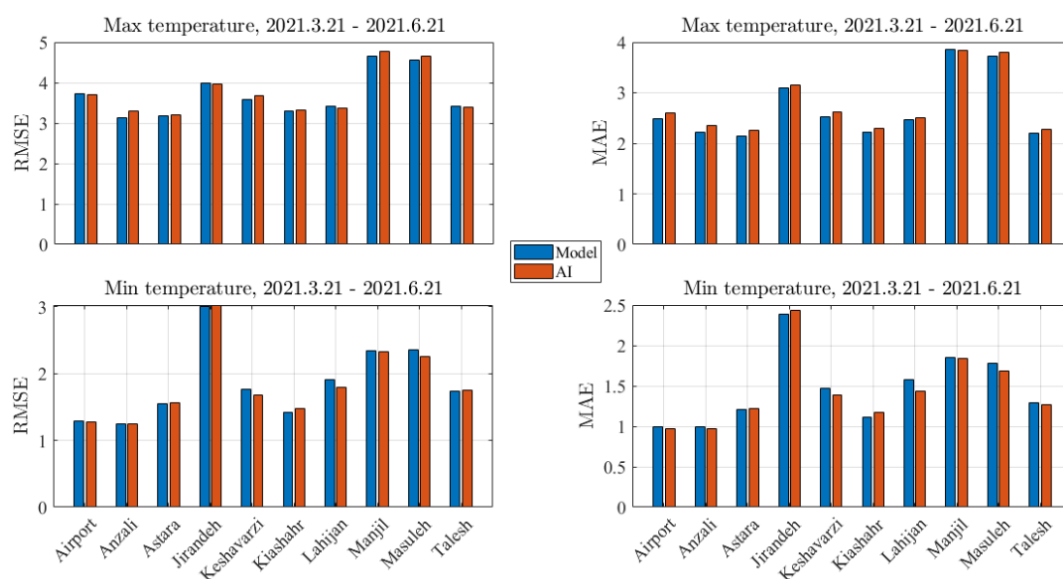
به‌منظور بررسی روابط آماری میان متغیرهای جوی و شناسایی مؤثرترین پارامترها در پیش‌بینی دمای روز آینده، آزمون همبستگی پیرسون میان بیشینه و کمینه دمای هوا با پارامترهای هواشناسی روز پیشین شامل بیشینه و کمینه دما، بیشینه و کمینه رطوبت نسبی، بارش، ساعات آفتابی، بیشینه سرعت باد و سمت باد انجام گرفت. نتایج این آزمون نشان داد که در مدل‌های MISO بیشترین میزان همبستگی مربوط به دمای متناظر روز قبل بود، با این حال، سایر پارامترهای جوی نیز در بیشتر موارد دارای همبستگی معنادار آماری با دما بودند و اثر آن‌ها در مدل لحاظ شده است. این یافته نشان می‌دهد که پیش‌بینی دما صرفاً محدود به دمای روز قبل نبوده و متغیرهای کمکی می‌توانند به بهبود دقت مدل کمک کنند.

این نتیجه همچنین بیانگر آن است که رفتار حرارتی جو از یک تداوم زمانی مشخص برخوردار است و مقادیر دمایی روز قبل نقش تعیین‌کننده‌ای در برآورد دمای روز آینده دارند. پایداری نسبی دمای هوا از یک روز به روز دیگر، به‌ویژه در مناطق مرطوبی مانند استان گیلان، موجب می‌شود که مدل‌های پیش‌بینی بتوانند با استفاده از داده‌های دمایی اخیر، عملکرد مناسبی در تخمین دمای روز آینده ارائه دهند، در حالی که مدل‌های MISO اثر همه متغیرهای معنادار را لحاظ کرده و توانایی پیش‌بینی دقیق‌تری دارند.

ضریب همبستگی پیرسون بین دمای بیشینه و کمینه با متغیرهای مستقل روز قبل در جداول ۲ و ۳ آورده شده است. در این جداول، نمادهای * و ** به ترتیب نشان‌دهنده معنی‌دار بودن همبستگی در سطوح اطمینان ۰/۰۵ و ۰/۰۱ می‌باشند. بیشترین ضریب همبستگی برای هر دو متغیر دمای بیشینه و کمینه، در جداول با رنگ زرد مشخص شده است. الگوهای استخراج‌شده توسط رگرسیون خطی چندگانه (MLR) برای هر ایستگاه، همان مدل‌های MISO هستند و

جدول ۲. ضرایب همبستگی پیرسون بین بیشینه دما و متغیرهای مستقل یک روز قبل

ایستگاه	بیشینه دما	کمینه دما	بیشینه رطوبت	کمینه رطوبت	بارش	ساعات آفتابی	جهت باد	حداکثر سرعت باد
فرودگاه	0.800**	0.751**	-0.188**	-0.396**	-0.359**	0.547**	-0.088**	-0.087**
انزلی	0.855**	0.860**	-0.400**	-0.411**	-0.259**	0.539**	-0.078*	-0.168**
آستارا	0.890**	0.826**	-0.396**	-0.445**	-0.345**	0.551**	-0.183**	-0.020
جیرنده	0.801**	0.741**	-0.376**	-0.472**	-0.277**	0.526**	-0.040	-0.118**
کشاوری	0.807**	0.698**	-0.225**	-0.438**	-0.366**	0.567**	-0.190**	-0.011
کیاشهر	0.826**	0.795**	-0.145**	-0.406**	-0.312**	0.512**	0.027	-0.078*
لاهیجان	0.793**	0.629**	-0.149**	-0.451**	-0.364**	0.531**	-0.069*	0.102**
منجیل	0.747**	0.641**	-0.316**	-0.419**	-0.284**	0.465**	-0.112**	-0.078*
ماسوله	0.714**	0.668**	-0.224**	-0.401**	-0.392**	0.517**	0.021	0.112**
تالش	0.863**	0.806**	-0.474**	-0.418**	-0.308**	0.525**	0.200**	0.041



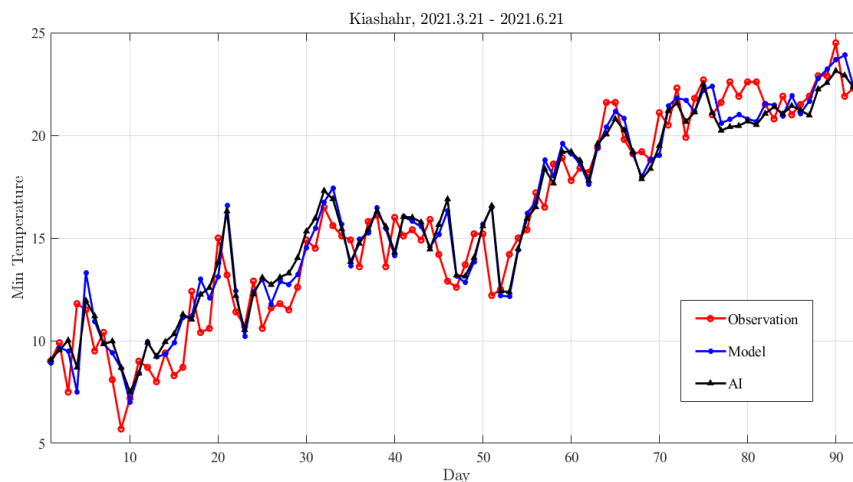
شکل ۳. خطای MLR و AI در برآورد دمای ۱۰ ایستگاه، بهار ۱۴۰۰

جدول ۳. ضرایب همبستگی پیرسون بین کمینه دما و متغیرهای مستقل یک روز قبل

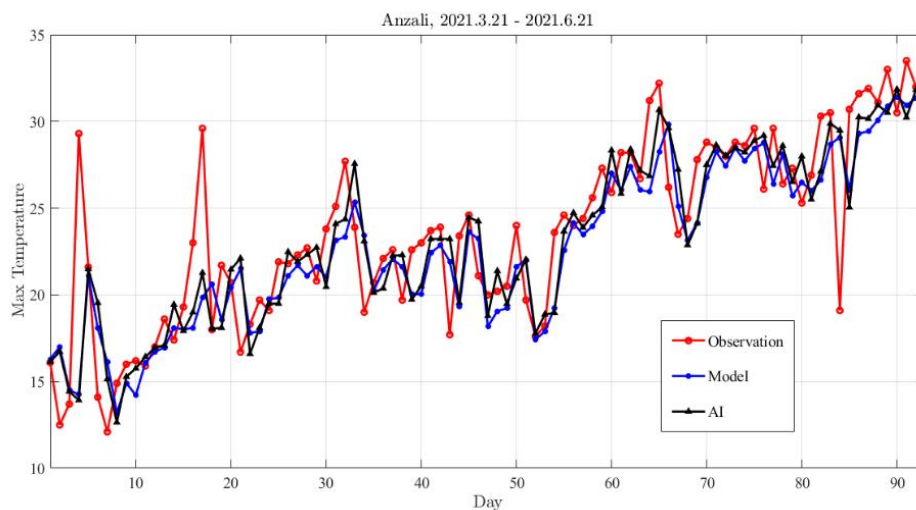
ایستگاه	بیشینه دما	کمینه دما	بیشینه رطوبت	کمینه رطوبت	بارش	ساعات آفتابی	جهت باد	حداکثر سرعت باد
فرودگاه	0.825**	0.948**	-0.214**	-0.203**	0.252**	0.421**	-0.046	-0.086**
انزلی	0.882**	0.964**	-0.413**	-0.294**	0.224**	0.507**	-0.070*	-0.157**
آستارا	0.864**	0.931**	-0.324**	-0.258**	0.221**	0.403**	0.191**	-0.057
جیرنده	0.848**	0.819**	-0.445**	-0.507**	0.242**	0.500**	-0.071*	-0.116**
کشاوری	0.796**	0.900**	-0.111**	-0.171**	0.260**	0.378**	0.132**	-0.065*
کیاشهر	0.863**	0.941**	-0.130**	-0.287**	0.250**	0.419**	0.013	-0.087**
لاهیجان	0.750**	0.872**	-0.163**	-0.131**	0.208**	0.285**	-0.021	-0.027
منجیل	0.807**	0.902**	-0.391**	-0.264**	-0.211**	0.441**	0.087**	0.161**
ماسوله	0.786**	0.857**	-0.172**	-0.273**	0.313**	0.454**	0.052	0.086**
تالش	0.846**	0.924**	-0.339**	-0.211**	0.217**	0.390**	0.139**	-0.032

کمینه‌ی روزانه در ایستگاه کیاشهر و در شکل ۵، تغییرات دمای بیشینه‌ی روزانه در ایستگاه بندرانزلی ترسیم شده است. در هر دو شکل، محور افقی بیانگر روزهای متوالی فصل بهار (از اول فروردین تا پایان خرداد) و محور عمودی بیانگر مقدار دمای هوا بر حسب درجه‌ی سانتی‌گراد است.

شکل‌های ۴ و ۵ به ترتیب نتایج اجرای الگوی ریاضی پیشنهادی و شبکه‌ی عصبی مصنوعی را در مقایسه با داده‌های مشاهده‌ای برای دو ایستگاه کیاشهر و بندرانزلی که از ایستگاه‌های مهم استان به شمار می‌آیند، طی دوره‌ی ۹۳ روزه‌ی فصل بهار سال ۱۴۰۰ نشان می‌دهند. در شکل ۴، رفتار دمای



شکل ۴. نتایج MLR و AI در برآورد کمینه دمای ایستگاه کیاشهر، بهار ۱۴۰۰



شکل ۵. نتایج MLR و AI در برآورد بیشینه دمای ایستگاه انزلی، بهار ۱۴۰۰

جدول ۴. ضرایب MLR برای بیشینه دما

ایستگاه	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8
فرودگاه	3.0789	0.4018	0.4467	0.0581	-0.0000	-0.1394	0.2086	-0.0008	-0.3963
انزلی	2.6299	0.3335	0.6079	0.0387	-0.0101	-0.0746	0.1302	-0.0003	-0.1591
آستارا	2.0416	0.6102	0.3336	-0.0039	0.0338	-0.1333	0.1862	0.0004	-0.1453
جیرنده	2.1332	0.6132	0.2569	-0.0062	0.0672	-0.1564	0.3171	-0.0009	-0.1431
کشاورزی	9.1403	0.4241	0.3907	-0.0070	-0.0033	-0.1423	0.2567	-0.0003	-0.2470
کیاشهر	1.0329	0.4278	0.4623	0.0411	0.0111	-0.1242	0.2048	0.0006	-0.1493
لاهیجان	2.8586	0.5033	0.3315	0.0434	0.0044	-0.1395	0.2550	-0.0016	-0.1187
منجیل	9.5819	0.4654	0.3632	0.0082	0.0196	-0.1573	0.3358	-0.0027	-0.2931
ماسوله	8.2234	0.3751	0.4045	-0.0068	0.0088	-0.2434	0.2772	-0.0012	-0.1607
تالش	5.3566	0.4952	0.3986	-0.0126	0.0085	-0.1487	0.1469	0.0039	-0.0833

جدول ۵. ضرایب MLR برای پیشینه دما

ایستگاه	b_0	b_1	b_2	b_3	b_4	b_5	b_6	b_7	b_8
فرودگاه	-6.4595	0.2687	0.6792	0.0244	0.0500	-0.0298	0.0910	-0.0007	-0.1562
انزلی	-3.1919	0.2180	0.7209	-0.0056	0.0490	-0.0387	0.0875	-0.0004	-0.0444
آستارا	-7.2013	0.3202	0.6077	0.0231	0.0564	-0.0378	0.0791	-0.0016	-0.0054
جیرنده	-3.1795	0.4470	0.3494	-0.0245	0.0630	-0.0591	0.2170	-0.0016	-0.1173
کشاوری	-8.2940	0.3637	0.5548	0.0253	0.0672	-0.0628	0.0968	-0.0011	-0.1230
کیاشهر	-6.8299	0.2944	0.6565	0.0337	0.0420	-0.0386	0.0841	-0.0013	-0.0735
لاهیجان	-9.4306	0.4836	0.4507	-0.0003	0.0966	-0.0311	0.0723	-0.0009	-0.0879
منجیل	-5.2240	0.2505	0.6857	0.0224	0.0340	0.0157	0.2157	-0.0013	-0.0897
ماسوله	-3.9051	0.2645	0.5350	-0.0036	0.0485	-0.0960	0.2258	0.0004	-0.0490
تالش	-5.0077	0.2785	0.6371	0.0051	0.0533	-0.0678	0.0892	0.0016	-0.0942

و استفاده از مدل‌های پیچیده‌تر برای پیش‌بینی یک‌روزه ضرورتی ندارد.

با توجه به تعداد زیاد ایستگاه‌ها و متغیرها، و همچنین به منظور جلوگیری از پیچیدگی متن، نتایج تنها برای دو ایستگاه ارائه شده‌اند: ایستگاه آستارا که بیشترین همبستگی را میان دمای پیشینه و دمای پیشینه روز قبل نشان داده است، و ایستگاه بندرانزلی که بیشترین همبستگی را میان دمای کمینه و دمای کمینه روز قبل داشته است. این نتایج در جداول ۶ و ۷ قابل مشاهده هستند و نشان می‌دهند که حتی با کاهش مرتبه چندجمله‌ای‌ها تا چهارم، دقت پیش‌بینی قابل قبول و نزدیک به الگوهای پیچیده‌تر باقی می‌ماند. شایان ذکر است که الگوهای چندجمله‌ای تا مرتبه دهم نیز بررسی و تحلیل شده‌اند و نتایج آن‌ها موجود است.

مدل‌های یک ورودی-یک خروجی (SISO) برای بررسی ساده‌ترین روابط ورودی-خروجی طراحی شدند. در این مدل‌ها، تنها یک متغیر روز قبل برای پیش‌بینی دما استفاده شده است. تحلیل نتایج نشان داد که بیشترین ضریب همبستگی و کمترین خطا زمانی مشاهده شد که متغیر ورودی و خروجی هم‌نوع باشند؛ به عبارت دیگر، دمای پیشینه روز قبل بهترین پیش‌بینی را برای دمای پیشینه روز بعد و دمای کمینه روز قبل برای دمای کمینه روز بعد ارائه می‌دهد. در میان مدل‌های SISO، الگوهای خطی ساده و چندجمله‌ای درجه دوم بیشترین دقت را ارائه کردند. الگوهای لگاریتمی و توانی نیز در برخی ایستگاه‌ها عملکرد مناسبی داشتند، اما تفاوت آن‌ها با الگوهای ساده‌تر از نظر آماری قابل توجه نبود. این امر نشان می‌دهد که روابط ریاضی ساده و قابل تفسیر قادر به بازتولید تغییرات دمای روزانه با دقت قابل قبول هستند.

جدول ۶. الگوهای ریاضی برای پیشینه دما در آستارا

الگوی پایه	الگوی آستارا
$y = m \ln(x) + b$	$y = -28.4 \ln(x) + 16.6$
$y = ab^x$	$y = 1.0 (7.8)^x$
$y = be^{mx}$	$y = 1.0 e^{2.0 x}$
$y = b(10)^{mx}$	$y = 1.0 (10)^{0.9 x}$
$y = m \log(x) + b$	$y = -28.4 \log(x) + 38.2$
$y = \frac{1}{mx + b}$	$y = \frac{1}{0.1 x + 0.0}$
$y = ax + b$	$y = 2.5 x + 0.9$
$y = ax^2 + bx + c$	$y = 3.7 x^2 + 0.8 x + 0.0$
$y = ax^3 + bx^2 + cx + d$	$y = 7.2 x^3 + 0.2 x^2 + 0.0 x + 0.0$
$y = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e$	$y = 4.7 x^4 + 0.8 x^3 + 0.0 x^2 + 0.0 x + 0.0$

جدول ۷. الگوهای ریاضی برای کمینه دما در بندرانزلی

الگوی پایه	الگوی انزلی
$y = m \ln(x) + b$	$y = -16.3 \ln(x) + 12.0$
$y = ab^x$	$y = 1.1 (5.0)^x$
$y = be^{mx}$	$y = 1.1 e^{1.6 x}$
$y = b(10)^{mx}$	$y = 1.1 (10)^{0.7 x}$
$y = m \log(x) + b$	$y = -16.3 \log(x) + 27.5$
$y = \frac{1}{mx + b}$	$y = \frac{1}{0.2 x + 0.0}$
$y = ax + b$	$y = 0.8 x + 1.0$
$y = ax^2 + bx + c$	$y = 1.3 x^2 + 0.9 x + 0.0$
$y = ax^3 + bx^2 + cx + d$	$y = 5.2 x^3 - 0.1 x^2 + 0.1 x + 0.0$
$y = ax^4 + bx^3 + cx^2 + dx + e$	$y = 3.7 x^4 + 0.5 x^3 - 0.0 x^2 + 0.0 x + 0.0$

۴. محدودیت‌ها و چشم‌انداز آینده

- محدودیت در دامنه داده‌ها و شرایط جوی مورد بررسی: آموزش و ارزیابی الگوها تنها بر اساس مجموعه داده‌های محدود و مربوط به یک منطقه و بازه زمانی مشخص انجام شده است. بنابراین، تعمیم‌پذیری روابط برای شرایط جوی خاص نیازمند بررسی‌های گسترده‌تر است. شبکه‌های عصبی نیز به ویژگی‌های داده‌های آموزشی حساس هستند، و عملکرد مشاهده‌شده لزوماً نشان‌دهنده کارایی مدل در سایر محیط‌ها نیست.

- عدم مقایسه مستقیم با مدل‌های عددی پیش‌بینی موج و هوا (NWP): این مطالعه تنها قابلیت مدل‌سازی ریاضی در مقابل شبکه عصبی را در بازتولید نتایج واقعی و مشاهداتی بررسی کرده است و مقایسه‌ای با مدل‌های پیش‌بینی عددی وضع هوا مانند WRF یا GFS انجام نشده است. بنابراین نتایج فعلی نباید به‌عنوان جایگزین یا ابزار عملیاتی برای صدور پیش‌بینی‌های هواشناسی در نظر گرفته شوند. بلکه به‌عنوان راهکاری کمکی می‌تواند مورد استفاده قرار گیرد و در آینده با استفاده از خروجی مدل‌های NWP تکمیل شود.

- محدودیت در افق پیش‌بینی: اگرچه الگوها در پیش‌بینی‌های بسیار کوتاه‌مدت عملکرد قابل قبولی دارد، اما این نتایج قابل تعمیم به پیش‌بینی‌های میان‌مدت یا بلندمدت نیستند. سازوکارهای فیزیکی حاکم بر جو در افق‌های زمانی مختلف تفاوت اساسی دارند و الگوها و شبکه عصبی آموزش‌دیده در این مطالعه فاقد اطلاعات کافی برای نمایش چنین پویایی‌هایی هستند. بنابراین استفاده از الگوها خارج از افق زمانی ارزیابی شده توصیه نمی‌شود.

- محدودیت تبیین‌پذیری: مانند بسیاری از روش‌های مبتنی بر یادگیری ماشین، مدل پیشنهادی ماهیتی جعبه‌سیاه دارد و تبیین روندهای فیزیکی یا ارتباط و ویژگی‌ها در آن دشوار است. در کاربردهای عملیاتی، به‌عنوان مثال در کاربردهای مرتبط با ایمنی و هشدار، شفافیت مدل اهمیت بالایی دارد و فقدان تبیین‌پذیری یکی از محدودیت‌های قابل تأمل است.

- مسیر مطالعات آینده، برنامه توسعه شامل ادغام الگوهای ریاضی و شبکه‌های عصبی با رویکردهای مبتنی بر معادلات دیفرانسیل تصادفی (Stochastic Differential Equations) است. این رویکرد امکان بررسی اثرات عدم قطعیت و تغییرات تصادفی پارامترهای هواشناسی بر پیش‌بینی دما و سایر متغیرهای جوی را فراهم می‌کند و می‌تواند تولید پیش‌بینی‌های احتمالاتی و پایدارتر در کوتاه‌مدت و میان‌مدت را ممکن سازد. چنین توسعه‌ای علاوه بر افزایش دقت، قابلیت تبیین بهتر پویایی‌های تصادفی سیستم‌های جوی را نیز بهبود می‌بخشد و مسیر روشنی برای مطالعات آتی در زمینه ترکیب مدل‌های تحلیلی-عددی و مدل‌های تصادفی ایجاد می‌کند.

۵. نتیجه‌گیری

در این پژوهش، الگوهای ریاضی متداول برای برآورد دمای کمینه و بیشینه روزانه بر اساس مقادیر مشابه و سایر مؤلفه‌های هواشناسی روز قبل در استان گیلان مورد بررسی قرار گرفتند. داده‌های مورد استفاده شامل دمای بیشینه و کمینه، رطوبت نسبی، بارش، ساعات آفتابی، جهت باد و بیشینه سرعت باد بودند که از ۱۰ ایستگاه منتخب استان و در بازه زمانی ۲۰۱۱ تا ۲۰۲۱ جمع‌آوری شدند.

آزمون همبستگی نشان داد که بیشترین ضریب همبستگی میان دمای بیشینه و کمینه روز جاری با متغیرهای روز قبل، مربوط به دمای بیشینه و کمینه روز قبل بوده است؛ برای مثال بیشترین ضریب همبستگی دمای بیشینه در ایستگاه آستارا برابر با ۰/۸۹۰ و بیشترین ضریب همبستگی دمای کمینه در ایستگاه بندرانزلی برابر با ۰/۹۶۴ گزارش شد. سایر متغیرهای هواشناسی نیز در اغلب موارد همبستگی معنادار اما با مقادیر کمتر نشان دادند. بررسی نتایج نشان داد که الگوهای ریاضی و شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دمای روزانه عملکردی بسیار نزدیک به یکدیگر دارند و هر دو دارای خطای قابل قبول و تطابق مناسبی با داده‌های مشاهده‌ای هستند. مدل‌های چندورودی-تک‌خروجی (MISO)، تأثیر همزمان و پیوسته

- South America. *Natural Hazards and Earth System Sciences*, 16(3), 821-831.
6. Curceac, S., Ternynck, C., Ouarda, T.B., Chebana, F. and Niang, S.D. (2019). Short-term air temperature forecasting using Nonparametric Functional Data Analysis and SARMA models. *Environmental Modelling & Software*, 111, 394-408.
 7. Deo, R.C. and Şahin, M. (2016). An extreme learning machine model for the simulation of monthly mean streamflow water level in eastern Queensland. *Environmental monitoring and assessment*, 188(2), 90.
 8. Freidooni, F., Ataei, H. and Shahriar, F. (2015). Estimating the occurrence probability of heat wave periods using the Markov Chain Model. *Journal of Sustainable Development Innovations*, 8(2), 26.
 9. Hanus, S., Hrachowitz, M., Zekollari, H., Schoups, G., Vizcaino, M. and Kaitna, R. (2021). Future changes in annual, seasonal and monthly runoff signatures in contrasting Alpine catchments in Austria. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(6), 3429-3453.
 10. Haupt, S.E., Pasini, A. and Marzban, C. eds. (2008). *Artificial intelligence methods in the environmental sciences*. Springer Science & Business Media.
 11. Hippert, H.S., Pedreira, C.E. and Souza, R.C. (2002). Neural networks for short-term load forecasting: A review and evaluation. *IEEE Transactions on power systems*, 16(1), 44-55.
 12. Hsieh, W.W. and Tang, B. (1998). Applying neural network models to prediction and data analysis in meteorology and oceanography. *Bulletin of the American Meteorological Society*, 79(9), 1855-1870.
 13. Huang, G.B., Zhu, Q.Y. and Siew, C.K. (2006). Extreme learning machine: theory and applications. *Neurocomputing*, 70(1-3), 489-501.
 14. Kalnay, E. (2003). *Atmospheric modeling, data assimilation and predictability*. Cambridge university press.
 15. Mirjalili, S., Mirjalili, S.M. and Lewis, A. (2014). Grey wolf optimizer. *Advances in engineering software*, 69, 46-61.
 16. Möller, A. and Groß, J. (2020). Probabilistic temperature forecasting with a heteroscedastic autoregressive ensemble postprocessing model. *Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society*, 146(726), 211-224.
 17. Muelchi, R., Rössler, O., Schwanbeck, J., Weingartner, R. and Martius, O. (2021).

چندین متغیر هواشناسی مورد مطالعه در این پژوهش را در کمینه و بیشینه دما در نظر می‌گیرند و در مدل‌های تک‌ورودی-تک‌خروجی (SISO)، الگوهای ریاضی بر اساس ضریب همبستگی و سادگی ساختار، گزینه‌ای مناسب و پایدار برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت ارائه کردند.

مزایای الگوهای ریاضی شامل سادگی، عدم نیاز به آموزش مکرر، پایداری بیشتر در برابر بیش‌برازش و سهولت پیاده‌سازی است. این مدل‌ها می‌توانند به‌عنوان ابزار مکمل برای پیش‌بینی کوتاه‌مدت دما در بازه‌های زمانی مشابه با داده‌های استفاده‌شده در مطالعه، و نیز برای تحلیل و توسعه سامانه‌های پیش‌بینی در آینده مورد استفاده قرار گیرند.

به طور خلاصه، پژوهش حاضر نشان می‌دهد که الگوهای ریاضی ساده و قابل تفسیر، ضمن حفظ دقت قابل قبول، چارچوبی پایدار و محدود به پیش‌بینی کوتاه‌مدت برای دمای روزانه در استان گیلان ارائه می‌کنند. استفاده از این مدل‌ها در مقیاس‌ها و بازه‌های زمانی خارج از محدوده داده‌های مطالعه نیازمند بررسی‌های تکمیلی است.

منابع

1. Akdi, Y. and Ünlü, K.D. (2021). Periodicity in precipitation and temperature for monthly data of Turkey. *Theoretical and Applied Climatology*, 143, 957-968.
2. Alomar, M.K., Khaleel, F., Aljumaily, M.M., Masood, A., Razali, S.F.M., AlSaadi, M.A., Al-Ansari, N. and Hameed, M.M. (2022). Data-driven models for atmospheric air temperature forecasting at a continental climate region. *PLoS One*, 17(11), e0277079.
3. Bauer, P., Thorpe, A. and Brunet, G. (2015). The quiet revolution of numerical weather prediction. *Nature*, 525(7567), 47-55.
4. Bonnet, R., Boé, J. and Habets, F. (2020). Influence of multidecadal variability on high and low flows: the case of the Seine basin. *Hydrology and Earth System Sciences*, 24(4), 1611-1631.
5. Ceccherini, G., Russo, S., Ametztoy, I., Romero, C.P. and Carmona-Moreno, C. (2016). Magnitude and frequency of heat and cold waves in recent decades: the case of

- term air temperature. *Frontiers in Environmental Science*, 12, 1411237.
23. Strohmenger, L., Fovet, O., Akkal-Corfini, N., Dupas, R., Durand, P., Faucheux, M., Gruau, G., Hamon, Y., Jaffrézic, A., Minaudo, C. and Petitjean, P. (2020). Multitemporal relationships between the hydroclimate and exports of carbon, nitrogen, and phosphorus in a small agricultural watershed. *Water Resources Research*, 56(7), e2019WR026323.
 24. Strohmenger, L., Ackerer, P., Belfort, B. and Pierret, M.C. (2022). Local and seasonal climate change and its influence on the hydrological cycle in a mountainous forested catchment. *Journal of Hydrology*, 610, 127914.
 25. Wilks, D.S. (2011). *Statistical methods in the atmospheric sciences* (Vol. 100). Academic press.
 26. Yazdanpanah, H. and Alizadeh, T. (2012). Estimating the Possibility of Heat Waves with Different Continuity Periods in Kerman Province Using Mark Chains. *Geographical Research journal*, 3, 17300-17322.
 27. Zhang, W., Wang, J., Wang, J., Zhao, Z. and Tian, M. (2013). Short-term wind speed forecasting based on a hybrid model. *Applied Soft Computing*, 13(7), 3225-3233.
 28. Zhang, H., Liu, Y., Zhang, C. and Li, N. (2025). Machine learning methods for weather forecasting: A survey. *Atmosphere*, 16(1), 82.
 - River runoff in Switzerland in a changing climate change in moderate extremes and their seasonality. *Hydrology and Earth System Sciences*, 25(6), 3577-3594.
 18. Olivetti, L. and Messori, G. (2024). Do data-driven models beat numerical models in forecasting weather extremes? A comparison of IFS HRES, Pangu-Weather, and GraphCast. *Geoscientific Model Development*, 17(21), 7915-7962.
 19. Paravantis, J., Santamouris, M., Cartalis, C., Efthymiou, C. and Kontoulis, N. (2017). Mortality associated with high ambient temperatures, heatwaves, and the urban heat island in Athens, Greece. *Sustainability*, 9(4), 606.
 20. Saha, A., Pal, S.C., Chowdhuri, I., Roy, P., Chakraborty, R. and Shit, M. (2023). Vulnerability assessment of drought in India: Insights from meteorological, hydrological, agricultural and socio-economic perspectives. *Gondwana Research*, 123, 68-88.
 21. Salcedo-Sanz, S., Deo, R.C., Cornejo-Bueno, L., Camacho-Gómez, C. and Ghimire, S. (2018). An efficient neuro-evolutionary hybrid modelling mechanism for the estimation of daily global solar radiation in the Sunshine State of Australia. *Applied Energy*, 209, 79-94.
 22. Shah, I., Mubassir, P., Ali, S. and Albalawi, O. (2024). A functional autoregressive approach for modeling and forecasting short-