



Golestan University



Journal of the Climate Change Research

Scientific Journal of Golestan University
Vol. 5, No. 20, Winter 2024



Data mining of Iran's 24-hour air temperature by the use of multi-layer perceptron neural network machine learning

Mozaffar Faraji¹, Majid Rezaei Banafsheh Daragh^{2*}, Behrouz Sari Saraf²,
Ali Mohammad Khorshiddoust²

¹ PhD Student, in Climatology, the University of Tabriz, Iran.

² Professor, Department of Climatology, the University of Tabriz, Iran, Email: mrbanafsheh@tabrizu.ac.ir

Article Info

Article type:
Research Full Paper

Article history:
Received: 2024-5-18
Accepted: 2024-9-7

Keywords:

24-hour air temperature
Multi-layer Perceptron
Neural Network Machine
Learning
Logistic Regression and
Circulation Function

ABSTRACT

The main goal of this research was analyzing the 24-hour air temperature of synoptic weather stations in Iran. The materials and data used in the research were from the hourly data from the National Meteorological Organization for a 31 years period. The data was simulated by the R programming language of the MLP multilayer perceptron neural network. The ANOVA function was used to compare the average 24-hour air temperature in the stations under investigation for further simulation. Using the rotation function, the time patterns in the data were analyzed to in order determine whether the data sequences were random or had significant patterns. In the continuation of the learning methods, logistic regression was applied aiming at the predicting the effects of climate changes in air temperature variations. In the logistic model the climate changes were chosen as the dependent variable and air temperature (observational and simulated) as the independent predictor variables. The data were included in the analysis and the results of applying the logistic model were significant. The Chi square function of the temperature was calculated as 314.19, which was significant at the error level of less than 0.05. The mentioned independent variables were able to correctly explain between 92 and 88 percent of the changes that led to an increase or decrease in air temperature. 86.4% of the months that had no changes were correctly classified, and 93.2% of the predictions about air temperature changes were correct. In general, 95.3% of the predictions were estimated correctly. The results showed that climate changes have a significant effect on increasing or decreasing the monthly air temperature. The simulations predicted the highest and lowest observed temperatures to be in July and January, respectively. The highest and lowest annual air temperatures were recorded and predicted for Siri and Zarineh stations, respectively.

Cite this article: Faraji, M., Rezaei Banafsheh Daragh, M., Sari Saraf, B., Khorshiddoust, A.M. (2024). Data mining of Iran's 24-hour air temperature by the use of multi-layer perceptron neural network machine learning. *Journal of the Climate Change research*, 5 (20), 33-48.



©The author(s)

Publisher: Golestan University

Doi: 10.30488/CCR.2024.458168.1216



داده کاوی دمای هوا ۲۴ ساعته ایران با استفاده از یادگیری ماشین شبکه

عصبی پرسپترون چندلایه

مظفر فرجی^۱، مجید رضایی بنفشه درق^{۲*}، بهروز ساری صراف^۲، علی محمد خورشید دوست^۲

^۱ دانشجوی، دکتری آب و هواشناسی، دانشگاه تبریز، ایران

^۲ استاد، گروه آب و هواشناسی، دانشگاه تبریز، ایران، رایانامه: mrbanafsheh@tabrizu.ac.ir

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله:</p> <p>مقاله کامل علمی</p> <p>تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۲/۲۹</p> <p>تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۶/۱۷</p>	<p>هدف از این تحقیق، داده کاوی دمای هوا ۲۴ ساعته ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک ایران است. مواد و داده‌های به کاررفته تحقیق از یک منبع می‌باشد که به صورت ساعتی برای مدت ۳۱ سال از سازمان هواشناسی کشور دریافت شد. در ارتباط با داده‌ها می‌توان گفت که توسط زبان برنامه‌نویسی R یادگیری ماشین شبکه عصبی پرسپترون چندلایه MLP شبیه سازی شده است. از تابع Anova جهت مقایسه میانگین دمای هوا ۲۴ ساعته در ایستگاه‌های مورد بررسی در دوره (پایه و شبیه‌سازی) استفاده شد. با استفاده از تابع گردش، الگوهای زمانی موجود در داده‌ها تحلیل شد تا مشخص شود که دنباله داده‌ها تصادفی هستند یا الگوهای معناداری دارند؟ در ادامه روش‌های یادگیری، از رگرسیون لجستیک با هدف پیش‌بینی اثرات تغییرات آب‌وهوایی در تغییرات دمای هوا استفاده شد. در مدل لجستیک، (تغییرات آب‌وهوا) به‌عنوان متغیر وابسته و دمای هوا (مشاهداتی و شبیه‌سازی) به‌عنوان متغیرهای پیش‌بین مستقل انتخاب شد. داده‌ها در تحلیل وارد شد و مدل لجستیک معنی دار بود. مجذور آماره کای در دمای هوا برابر ۳۱۴/۱۹ محاسبه شد که در سطح خطای کمتر از ۰/۰۵ معنی دار بود. متغیرهای مستقل مذکور توانسته‌اند بین ۹۲ تا ۸۸ درصد از تغییرات را که منجر به افزایش یا کاهش دمای هوا شده بود، به‌درستی تبیین کند. ۸۶/۴ درصد از ماه‌هایی که تغییرات نداشتند، درست طبقه‌بندی شدند و ۹۳/۲ درصد از پیش‌بینی‌ها درباره تغییرات دمای هوا صحیح بود. در کل، ۹۵/۳ درصد از پیش‌بینی‌ها درست تخمین زده شد. نتایج نشان داد که تغییرات آب‌وهوا اثر معنی‌داری روی افزایش یا کاهش دمای ماهانه هوا در ایستگاه‌های مورد بررسی دارد. بیش‌ترین و کم‌ترین میزان دمای مشاهداتی هوا به‌ترتیب در ماه‌های ژوئیه و ژانویه، شبیه‌سازی‌ها نیز بیش‌ترین و کم‌ترین مقدار دما را برای همین ماه‌ها پیش‌بینی کرده‌اند. بیش‌ترین و کم‌ترین دمای هوا سالانه نیز به ترتیب برای ایستگاه‌های سیری و زرینه ثبت و پیش‌بینی شده است.</p>
<p>واژه‌های کلیدی:</p> <p>دمای هوا ۲۴ ساعته</p> <p>یادگیری ماشین شبکه عصبی</p> <p>پرسپترون چند لایه</p> <p>رگرسیون لجستیک و تابع گردش</p>	

استناد: فرجی، مظفر؛ رضایی بنفشه درق، مجید؛ ساری صراف، بهروز؛ خورشید دوست، علی محمد. (۱۴۰۳). داده کاوی دمای

هوا ۲۴ ساعته ایران با استفاده از یادگیری ماشین شبکه عصبی پرسپترون چندلایه. نشریه پژوهش‌های تغییرات آب و

هوایی، ۵ (۲۰)، ۴۸-۳۳.



مقدمه

تغییرات آب‌وهوایی که عمدتاً منشا انسانی دارد، پدیده‌ای است که طی ۱۵۰ سال اخیر بشر را تهدید می‌کند (قاسمی فر و همکاران، ۱۳۹۵). تغییر اقلیم عبارت است از تغییرات رفتار آب و هوایی یک منطقه نسبت به رفتاری که در طول یک افق زمانی بلندمدت از اطلاعات مشاهده ای یا ثبت شده در آن منطقه مورد انتظار است (خادمی و همکاران، ۱۳۹۶). از آغاز انقلاب صنعتی، افزایش انتشار دی اکسیدکربن، متان و دیگر گازهای گلخانه ای باعث آشفتگی شرایط آب‌وهوا میانگین در سطوح جهانی و محلی بوده است. امروزه، سطوح اتمسفری دی اکسیدکربن به بیشترین مقدار خود طی حداقل هشتصد هزار سال گذشته رسیده است (کبیر^۱ و همکاران، ۲۰۲۳). در حقیقت یکی از بزرگ‌ترین مشکل‌ها و چالش‌های بشر در قرن بیست و یکم تغییر آب‌وهوا است. در این راستا برای پیش‌بینی وضعیت آب‌وهوا در دوره آینده، باید اقدام به تولید سناریوهای آب‌وهوا کرد. در حال حاضر مهم‌ترین ابزار برای تولید سناریوهای آب‌وهوا، مدل‌های گردش عمومی جو می‌باشند. با توجه به اهمیت این مدل‌ها از جهت ابزار اصلی مطالعات تغییر آب‌وهوا و نیز تعددشان، انتخاب بهترین مدل برای مناطق مورد مطالعه از اهمیت قابل توجهی برخوردار است (بذرافشان مقدم، ۱۳۹۵). با توجه به تغییرات آب‌وهوایی و گرمایش جهانی، پیش‌بینی دمای هوا بیشینه و کمینه از مهم‌ترین پارامترهای آب‌وهوایی است که فرصت مناسبی را برای برنامه‌ریزی و ارائه تمهیدات لازم در اختیار برنامه‌ریزان قرار می‌دهد (عساکره و حسامی، ۱۳۹۷). تغییرات دمای هوا و پیش‌بینی آن در آینده از اهمیت بالایی برخوردار است؛ بنابراین عنصر دما از عوامل اصلی در طبقه بندی آب‌وهوایی محسوب می‌شود و بر همین اساس نوسانات و تغییرپذیری دما از اهمیت ویژه ای برخوردار است (شرفخانی، ۱۳۹۶).

پیش‌بینی دما از کاربردی ترین برآوردهای عناصر آب و هوایی است. امروزه بخش‌های کشاورزی و

صنعت وابستگی زیادی به شرایط دمای هوا دارد. دما یکی از فراسنج‌های بسیار مهم آب و هوایی است و از عوامل اصلی هویت آب و هوایی هر ناحیه محسوب می‌شود (عزیزی و منتظری، ۱۳۹۴). بر این اساس با توجه به تغییرات آب‌وهوایی، بر اساس گرمایش جهانی و خشکسالی‌های اخیر، پیش‌بینی دما به عنوان یکی از مهمترین پارامترهای آب‌وهوا فرصت مناسبی را برای برنامه‌ریزی و ارائه تمهیدات لازم در اختیار برنامه‌ریزان قرار می‌دهد. بررسی و تحلیل دما به عنوان یکی از پارامترهای آب‌وهوا در مدیریت منابع آبی و طبیعی، کشاورزی، گسترش آفات و بیماری‌ها، ذوب برف و سیلاب، تبخیر و تعرق، خشکسالی و غیره اهمیت زیادی دارد. امروزه با گسترش مدل‌های هوشمند و تجربی در علوم مختلف، از جمله آب‌وهواشناسی و لزوم پیش‌بینی‌های دقیق‌تر، جایگزینی آنها به جای مدل‌های قدیمی اهمیت پیدا می‌کند. یکی از این روش‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی از مولفه‌های هوش مصنوعی است که یکی از مهمترین کاربردهای آن در زمینه علوم جوی، پیش‌بینی و محاسبه پارامترهای آب‌وهوا است (شائقی و همکاران، ۱۳۸۹). پیش‌بینی هوا در واقع از سیستم‌های غیرخطی و پیچیده و فاقد مدل ریاضی است که بدلیل تغییرپذیر بودن با زمان، روش‌های معمول پیش‌بینی امکان پیش‌بینی را غیرممکن و از طرفی با توجه به دارا بودن اهمیت پیش‌بینی در زمینه‌های مختلف از جمله امور اقتصادی، نظامی و کشاورزی، ضرورت پیش‌بینی مطرح می‌شود (تقوی و همکاران، ۱۴۰۱). در این میان برآورد دمای هوا به عنوان یکی از عناصر مهم آب‌وهوا که پدیده ای غیر خطی و متغیر با زمان و مکان است و عوامل جغرافیایی زیادی در آن موثرند دارای اهمیت فراوان خواهد بود که از نتایج آن می‌توان در کنترل بیماری‌ها، مدیریت منابع آبی، مطالعات زیست محیطی، خشکسالی و غیره استفاده نمود (سلطانی و همکاران، ۱۴۰۱). کارهایی که در زمینه برآورد صورت گرفته اعم از برآوردهای خطی و غیرخطی حاکی از آن است که امکان برآوردهای کوتاه

مدت و بلند مدت داده‌های آب‌وهوا به صورت دقیق با محدودیت روبرو است.

امروزه محققین، با ابداع و پیشرفت علومی چون روش‌های هوشمند که ابزاری توانمند و انعطاف‌پذیر هستند، در جستجوی راه‌هایی فراتر از روش‌های متداول در شناخت و پیش‌بینی پارامترهای مهم هواشناسی می‌باشند یکی از این روش‌ها، شبکه‌های عصبی مصنوعی که از مولفه‌های هوش مصنوعی است که توانایی تقریب و محاسبه هر تابع حسابی و منطقی را دارند. با توجه به توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی فرایندهای بسیار پیچیده، از آنها برای پیش‌بینی و محاسبه پارامترهای آب‌وهوا استفاده می‌شود (امیدی قلعه محمدی و همکاران، ۱۴۰۱). بنابراین در سال‌های اخیر فعالیت‌های انسانی، افزایش غلظت گازهای گلخانه‌ای در جو، گرمایش جهانی و تغییر آب‌وهوا در مقیاس جهانی و محلی را به‌همراه داشته است. از این‌رو شبیه‌سازی رفتار و تغییرات محتمل هریک از متغیرهای جوی آب‌وهوا در آینده و بررسی پاسخ‌های احتمالی دستگاه آب‌وهوا به آن تغییرات، بسیار حائز اهمیت است (عساکره و همکاران، ۱۴۰۲). با توجه به اهمیت پیش‌بینی دقیق دمای هوا در مدیریت منابع طبیعی، کشاورزی، سلامت عمومی و برنامه‌ریزی شهری، پژوهش در این زمینه نیازمند استفاده از روش‌های مدرن و کارآمد برای تحلیل و پیش‌بینی دمای هوا در نقاط مختلف ایران است. تغییرات آب‌وهوا و نوسانات شدید دمایی در سال‌های اخیر، اهمیت داده‌کاوی و استفاده از الگوریتم‌های پیشرفته یادگیری ماشین را بیش از پیش نمایان ساخته است. در این تحقیق، از روش‌های مختلف داده‌کاوی و یادگیری ماشین شامل شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP)، رگرسیون لجستیک و تابع گردش، برای شناسایی الگوها و پیش‌بینی دمای هوا ۲۴ ساعته در مناطق مختلف ایران استفاده شد. با استفاده از روش‌های مذکور در این پژوهش سعی گردید: ۱- الگوی مشخصی از دمای هوا ۲۴ ساعته شناسایی شود. ۲- مدل‌های پیش‌بینی موثری برای دمای هوا آینده توسعه داده شود. ۳- ابزارهای کارآمدی

برای ارزیابی و تحلیل داده‌های دمایی فراهم گردد. استفاده از زبان برنامه‌نویسی پیشرفته R و به‌کارگیری روش‌های یادگیری ماشین مانند شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و مدل رگرسیون لجستیک و تابع گردش را که در سایر مطالعات آب و هوایی به ندرت از آن‌ها استفاده شده است، می‌توان به عنوان ویژگی‌ها و نوآوری به‌کار رفته تحقیق حاضر بیان نمود؛ استفاده از این روش‌ها نتایجی را رقم می‌زند که آن را از سایر تحقیقات انجام شده متمایز می‌کند.

تاجیک و سبزواری (۱۳۹۹) در پژوهشی به بررسی تغییرات فضایی دماهای حدی در سطح ایران پرداخته‌اند که نتایج محاسبه شاخص‌های فرین گرم و سرد نشان داد که در حالت کلی فراوانی رخداد و تغییرات مکانی فرین‌های دمایی ایران تابع موقعیت جغرافیایی، شرایط توپوگرافی و محیطی نقاط مختلف کشور ایران است؛ چراکه به جزء سواحل شمالی، در مناطق با ارتفاعات زیاد و عرض جغرافیایی بالا فراوانی شاخص‌های حدی سرد از بیشینه مقدار و شاخص‌های فرین گرم از کمینه مقدار و در مناطق پست و کم ارتفاع جنوبی با عرض جغرافیایی پایین شاخص‌های گرم از بیشینه رخداد و شاخص‌های فرین سرد از کمینه رخداد برخوردارند. عالی نژاد و همکاران (۱۴۰۰)، در بررسی تغییرات دما و بارش حوضه‌ی سیمره با استفاده از مدل‌های اقلیمی سری CMIP5 نشان دادند که بارش دوره آتی به طور متوسط در سطح حوضه حدود ۴/۵٪ کاهش خواهد یافت در حالی که دمای حداقل ۱/۵ درجه سانتی‌گراد و دمای حداکثر ۲/۱۷ درجه سانتی‌گراد افزایش خواهد یافت. فرجی و همکاران (۱۴۰۲) در پژوهشی با عنوان شبیه‌سازی عددی تغییرات آب و هوایی ایران با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی پرداختند. نتایج نشان داد بیشترین و کمترین میانگین دمای مشاهداتی به ترتیب در ایستگاه‌های بندرعباس ۲۶/۹۹ و اردبیل ۹/۳۶ درجه سانتی‌گراد ثبت شده و شبیه‌سازی‌ها نیز برای همین ایستگاه‌ها ۲۷/۱۰ و ۹/۴۵ درجه سانتی‌گراد پیش‌بینی کرده‌اند. ارسی^۱ و

بهار و پاییز تا ۱۰٪) را فراهم می‌کند. آلتایبی^۴ و همکاران (۲۰۱۸) به پیش بینی‌های آینده بارندگی و دمای هوا با استفاده از ANN و GCM برای مناطق خشک قاسم، عربستان سعودی پرداخته‌اند که به طور کلی، پیش بینی‌های آینده نشان داد که دمای منطقه قاسم با الگوی مشخصی از سال ۲۰۱۱ تا ۲۰۹۹ افزایش می‌یابد. شهاب و همکاران (۲۰۲۱) به تغییرات ناهمگونی آب و هوای تحت گرمایش جهانی قرن ۲۱ پرداخته‌اند و نشان دادند که افزایش دما نقش مهمی در کاهش ناهمگونی آب و هوای جهانی نسبت به بارش و گرم شدن زمین دارد. چاوایللاز^۵ و همکاران (۲۰۱۶) در مقاله ای به بررسی سرعت تغییرات دما و پیامدهای آن در قرن بیست و یکم پرداخته‌اند که نتایج بیانگر آن است که همه عرض‌های جغرافیایی حداقل دوبرابر نرخ گرمایش را در مقایسه با دوره فعلی تجربه می‌کنند. تغییرات قابل توجهی در توزیع دما بالاتر از دو برابر انحراف استاندارد بین دو دوره ۲۰ ساله متوالی از ۹٪ به طور متوسط در حال حاضر به ۴۱٪ تا سال ۲۰۶۰ به بعد افزایش می‌یابد. در این مناطق، یک سال گرم با دوره بازگشت حدود ۵۰ سال کاملاً رایج می‌شود.

مواد و روش‌ها

داده‌ها: برای جمع‌آوری داده‌های تحقیق، از اطلاعات دمای هوا ۲۴ ساعته ایستگاه‌های سینوپتیک ایران از دوره‌ی آماری ۲۰۲۰-۱۹۹۰ استفاده شد. جدول ۱ مختصات ایستگاه‌های مورد مطالعه مانند طول جغرافیایی، عرض جغرافیایی و ارتفاع ایستگاه را نشان می‌دهد. شکل ۱ نیز موقعیت مکانی ایستگاه‌های مورد بررسی در روی نقشه را نشان می‌دهد که برای ایستگاه‌های هواشناسی ترسیم شده است.

همکاران (۲۰۲۲) در مقاله ای به بررسی اثرات تغییر اقلیم بر اقدامات ساختاری پرداخته‌اند که نتایج بیانگر آن است که تغییرات آب‌وهوا می‌تواند با افزایش وقوع و وسعت رویدادهای شدید و افزایش تلفات احتمالی، زیرساخت‌های ساخته شده و جامعه را به طور قابل توجهی تحت تاثیر قرار دهد. بنابراین، روابط خاص مربوط به سطوح خطر و آسیب پذیری ساختاری در برابر اثرات تغییرات آب و هوا باید تعیین شود. تران^۱ و همکاران (۲۰۲۱) در پژوهشی به مروری بر شبکه‌های عصبی برای پیش بینی دمای هوا پرداخته‌اند که این بررسی نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی می‌توانند به عنوان ابزاری امیدوارکننده برای پیش‌بینی دمای هوا استفاده شوند. اگرچه رویکردهای مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به دلیل سرعت محاسباتی سریع و توانایی مقابله با مشکلات پیچیده به طور گسترده برای پیش‌بینی دمای هوا مورد استفاده قرار گرفته‌اند، هنوز توافق نظری در مورد بهترین روش موجود وجود ندارد. کاظمی^۲ و همکاران (۲۰۲۱) در مقاله ای به پیش بینی سری زمانی دمای هوا با استفاده از مدل ترکیبی هوشمند الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی پرداخته‌اند که نتایج دقت بالای مدل توسعه یافته را در مقایسه با مدل‌های دیگر تأیید می‌کند، که نشان‌دهنده اهمیت مسئله انتخاب ویژگی در پیش‌بینی سری‌های زمانی است. شادلر^۳ و همکاران (۲۰۱۹) در پژوهشی به بررسی پیامدهای تغییر آب‌وهوا تحت رژیم‌های مختلف کاربری زمین: یک زیرساخت آزمایشی جدید پرداخته‌اند که نتایج بیانگر آن است که استفاده ترکیبی از سقف‌های متحرک و سیستم‌های آبیاری با توجه به سناریوهای آبی که بر تغییرات محیطی بارندگی اعمال می‌شوند، امکان کاهش (در تابستان تا ۲۰٪) و افزایش بارندگی (در

1. Tran
2. Kazemi
2. Schädler

4. Alotaibi
5. Chavailleaz

جدول ۱: مختصات ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه.

station_id	station_name	region_id	region_name	lat	lon	station_elevation
40831	Abadan	OIAW	Khuzestan	30/37722	48/21472	6/6
40818	Abadeh	OISS	Fars	31/19833	52/61639	2030
40755	Abali	OIII	Tehran	35/75	51/88333	2465/2
40890	Abumusa Island	OIKB	Hormozgan	25/87417	55/01333	6/6
40704	Ahar	OITT	Azərbayjan-e-Sharghi	38/43333	47/06667	1391
40811	Ahvaz	OIAW	Khuzestan	31/3442	48/7442	22/5
40783	Aligudarz	OICK	Lorestan	33/4081	49/7025	2022/1
40839	Anar	OIKK	Kerman	30/88333	55/25	1409
40769	Arak	MAAA	Markazi	34/07194	49/78333	1702/8
40708	Ardebil	OITL	Ardebil	38/21806	48/32861	1335/2
40736	Babolsar	MASA	Mazandaran	36/72	52/65306	-21
40853	Baft	OIKK	Kerman	29/23333	56/58333	2280
40854	Bam	OIKK	Kerman	29/1	58/35	1066/9
40832	Bandar-E- Mahshahr	OIAW	Khuzestan	30/54556	49/15917	6/2
40718	Bandar-E-Anzali	OIGG	Gilan	37/47972	49/4575	-23/6
40883	Bandar-E-Lengeh	OIKB	Hormozgan	26/52833	54/82833	22/7
40875	Bandarabbas	OIKB	Hormozgan	27/2142	56/3728	9/8
40748	Bijar	OICS	Kordestan	35/88694	47/62111	1883/4
40809	Birjand	OIMB	South Khorasan	32/8906	59/2831	1491
40723	Bojnurd	OIMN	North Khorasan	37/48722	57/30333	1065
99459	Borujen	OIFS	Chaharmahal Va Bakhtiari	31/97889	51/29889	2260
99407	Boshruyeh	OIMB	South Khorasan	33/86667	57/43333	879
40810	Bostan	OIAW	Khuzestan	31/70778	48/01	7/8
40858	Bushehr (Airport)	OIBB	Bushehr	28/9631	50/8192	9
40857	Bushehr (Coastal)	OIBB	Bushehr	28/90389	50/82111	8/4
40898	Chahbahar	OIZH	Sistan Va Baluchestan	25/2806	60/6506	8
40844	Dorudzan	OISS	Fars	30/20611	52/42139	1642
40800	Esfahan	OIFM	Esfahan	32/5172	51/7063	1550/4
40802	Esfahan (Airport)	OIFM	Esfahan	32/74417	51/86306	1551/9
40779	Eslamabad-E-Gharb	OICC	Kermanshah	34/11667	46/46667	1348/8
40859	Fasa	OISS	Fars	28/89944	53/71944	1268
40792	Ferdows	OIMB	South Khorasan	34/03056	58/18417	1293
40758	Garmsar	OIIS	Semnan	35/24306	52/36028	899/9
40737	Gharakhil	MASA	Mazandaran	36/45417	52/77167	14/7
40744	Golmakan	OIMM	Khorasan Razavi	36/48333	59/28333	1176
40778	Gonabad	OIMM	Khorasan Razavi	34/35	58/68333	1056
40738	Gorgan	OING	Golestan	36/905	54/4131	0
40768	Hamedan (Airport)	OIHh	Hamedan	34/86944	48/53472	1740/8
40780	Ilam	OICI	Ilam	33/58778	46/39778	1337
40879	Iranshahr	OIZH	Sistan Va Baluchestan	27/22944	60/71833	591/1
40893	Jask	OIKB	Hormozgan	25/63778	57/76972	5/2
40877	Kahnuj	OIKK	Kerman	27/99417	57/71333	499
40771	Kangavar	OICC	Kermanshah	34/5	47/98333	1468
40752	Karaj	ALKK	Alborz	35/80694	50/95389	1292/9
40785	Kashan	OIFM	Esfahan	33/96694	51/48083	955
40763	Kashmar	OIMM	Khorasan Razavi	35/27111	58/47333	1109/7
40841	Kerman	OIKK	Kerman	30/2556	56/9619	1754
40766	Kermanshah	OICC	Kermanshah	34/35222	47/15333	1318/5
40717	Khalkhal	OITL	Ardebil	37/60889	48/53806	1797/4
40870	Khash	OIZH	Sistan Va Baluchestan	28/22694	61/185	1427
40782	Khorrabad	OICK	Lorestan	33/43889	48/28361	1147/8
40730	Khorrמדاره	OITZ	Zanjan	36/19583	49/21083	1575
40703	Khoy	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	38/55806	44/99528	1103/4
40789	Khur-Va-Biabanak	OIFM	Esfahan	33/77	55/08167	842/2
40882	Kish Island	OIKB	Hormozgan	26/52222	53/98222	30
40797	Kuhrang	OIFS	Chaharmahal Va Bakhtiari	32/45694	50/125	2365
40873	Lar	OISS	Fars	27/67139	54/37417	792
40726	Mahabad	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	36/75333	45/71528	1351/8
40701	Maku	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	39/37944	44/39167	1411/2
40713	Maragheh	OITT	Azərbayjan-e-Sharghi	37/3475	46/14583	1344

40745	Mashhad	OIMM	Khorasan Razavi	36/23639	59/63111	999/2
40812	Masjedsoleyman	OIAW	Khuzestan	31/98333	49/24083	320/5
40716	Mianeh	OITT	Azərbayjan-e-Sharghi	37/45	47/7	1110
40876	Minab	OIKB	Hormozgan	27/10694	57/08861	29/6
40827	Nehbandan	OIMB	South Khorasan	31/54194	60/03472	1188
40734	Nowshahr	MASA	Mazandaran	36/66139	51/46694	-20/9
40833	Omidyeh (Aghajari)	OIAW	Khuzestan	30/7425	49/68778	27
40712	Orumiyeh	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	37/65861	45/05528	1328
40700	Parsabad	OITL	Ardebil	39/6031	47/7789	72/6
40724	Piranshahr	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	36/69778	45/14667	1443/5
40793	Qaen	OIMB	South Khorasan	33/74056	59/17611	1432
40731	Qazvin	OIK	Qazvin	36/3193	50/02	1279/1
40770	Qom	QOQM	Qom	34/77472	50/85528	879/1
40772	Qorveh	OICS	Kordestan	35/18	47/78639	1906
40740	Quchan	OIMM	Khorasan Razavi	37/11667	58/45	1287
40813	Ramhormoz	OIAW	Khuzestan	31/27278	49/59639	150/5
40732	Ramsar	MASA	Mazandaran	36/90444	50/68333	-20
40719	Rasht	OIGG	Gilan	37/3225	49/62417	-8/6
40764	Ravansar	OICC	Kermanshah	34/71667	46/65	1380
40743	Sabzevar	OIMM	Khorasan Razavi	36/2072	57/6494	962
40794	Safiabad (Dezful)	OIAW	Khuzestan	32/25333	48/43306	82/9
40747	Sanandaj	OICS	Kordestan	35/25444	47/01472	1373/4
40727	Saqez	OICS	Kordestan	36/22167	46/31111	1522/8
40710	Sarab	OITT	Azərbayjan-e-Sharghi	37/93333	47/53333	1682
40741	Sarakhs	OIMM	Khorasan Razavi	36/53722	61/14889	278
40878	Saravan	OIZH	Sistan Va Baluchestan	27/39028	62/31889	1182
40725	Sardasht	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	36/14833	45/48583	1556/8
40759	Sari	MASA	Mazandaran	36/53667	52/98667	23
40765	Sarpol-E-Zahab	OICC	Kermanshah	34/45	45/86667	545
40757	Semnan	OIIS	Semnan	35/58833	53/42139	1127
40849	Shahrehabak	OIKK	Kerman	30/1	55/13333	1834/1
40798	Shahrekord	OIFS	Chaharmahal Va Bakhtiari	32/29222	50/83944	2048/9
40739	Shahrud	OIIS	Semnan	36/38056	54/92972	1325/2
40848	Shiraz	OISS	Fars	29/56139	52/6025	1488
40889	Siri Island	OIKB	Hormozgan	25/89778	54/55111	4/4
40851	Sirjan	OIKK	Kerman	29/46667	55/68333	1739/4
40791	Tabas	OIMB	South Khorasan	33/6031	56/9506	711
40706	Tabriz	OITT	Azərbayjan-e-Sharghi	38/1219	46/2422	1361
40728	Takab	OITR	Azərbayjan-e-Gharbi	36/39556	47/09861	1817/2
40754	Tehran (Mehrabad Airport)	OIII	Tehran	35/6931	51/3092	1191
40751	Tehran (Shemiran)	OIII	Tehran	35/79889	51/48528	1549/1
40762	Torbat-E Heydariyeh	OIMM	Khorasan Razavi	35/3317	59/2058	1451
40836	Yasuj	OISY	Khohgiluyeh Va Boyerahmad	30/69861	51/555	1816/3
40821	Yazd	OIYY	Yazd	31/9039	54/2892	1230/2
40829	Zabol	OIZH	Sistan Va Baluchestan	31/08861	61/54306	489/2
40856	Zahedan	OIZH	Sistan Va Baluchestan	29/47222	60/90028	1370
40729	Zanjan	OITZ	Zanjan	36/6603	48/5217	1659/4
40847	Zarqan	OISS	Fars	29/77806	52/70361	1596
40749	Zarrineh	OICS	Kordestan	36/06667	46/91667	2142/6



شکل ۱: موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی مورد مطالعه

روش‌ها

شبکه پرسپترون چند لایه MLP یکی از انواع شبکه‌های عصبی است. در این شبکه‌ها عملیات یادگیری و پردازش داده‌ها به سمت جلو از سمت لایه ورودی به لایه خروجی صورت می‌گیرد (دستوریان و افخمی، ۲۰۱۱). شبکه عصبی یک ابزار است. یکی از شناخته شده‌ترین یا شاید بتوان گفت شناخته شده‌ترین این مدل، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه یا به اختصار MLP است که معمولاً معماری پیشخور دارند (علوی و همکاران، ۲۰۰۹). عملکرد شبکه عصبی پرسپترون چند لایه نمای داده شده اساساً وابسته به معماری شبکه است. بر اساس یک قاعده کلی تقریبی، یک تک لایه مخفی شبکه عصبی برای تقریب هر تابع انتخاب تعداد نرون‌های پیوسته و غیرخطی کافی می‌باشد (گندمی و همکاران، ۱۳۹۸). پرسپترون تابعی است که ورودی x آن را با ضریب وزن آموخته شده ضرب می‌کند. مقدار خروجی $f(x)$ تولید می‌شود.

رابطه ۱: شبکه عصبی پرسپترون چند لایه

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{if } w * x + b > 0 \\ 1 & \text{otherwise} \end{cases}$$

w بردار وزن‌ها با ارزش واقعی، b بایاس و x برابر با بردار مقادیر ورودی دمای هوا است. هریک از نرون‌ها شامل یک تابع محرک‌اند. توابع محرک مختلفی وجود دارد که با توجه به ساختار مسئله و نیز ساختار مد نظر برای شبکه عصبی از آن‌ها استفاده می‌شود (Cybenko, 1989).

تابع تانژانت هیپربولیک: این تابع مقادیر واقعی را می‌گیرد و آن‌ها را به مقادیری بین -۱ و ۱ تبدیل می‌کند.

رابطه ۲

$$\tanh x = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}} = \frac{\sinh x}{\cosh x}$$

تابع ANOVA آنالیز واریانس یک طرفه: از این تابع برای تشکیل جدول آنالیز واریانس یک طرفه و چند طرفه به فرم کلی دستور زیر استفاده می‌شود.

تابع آزمون در زبان برنامه نویسی R

anova(object, ...)

در مبحث آزمون برابری میانگین‌ها، اگر تعداد جمعیت‌هایی که می‌خواهیم میانگین آن‌ها را باهم مقایسه کنیم (در اینجا ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک ایران) بیش از دو تا باشد باید از روش آنالیز

Logit(p) = $\ln\left(\frac{p}{1-p}\right) = a + \{b_1 X_1\} + \{b_2 X_2\} + \{b_3 X_3\} + \dots + \{b_n X_n\}$
 که p متغیر وابسته (تغییرات آب و هوا)، $1x, 2x, 3x$ و X_n ... متغیرهای مستقل (دمای هوا مشاهداتی و شبیه سازی)، a ضریب معادله رگرسیون (عرض از مبدأ) و $1b, 2b, 3b$ و bn ... ضرایب هر یک از متغیرهای مستقل است (ساری صراف و همکاران، ۱۴۰۳).

تابع runs.test یا آزمون گردش: تابع بر اساس این است که اگر مشاهدات مستقل از هم باشند آنگاه تشکیل یک دنباله تصادفی می دهند اگر خط مبنای آزمون دلخواهی مثل میانگین، میانه، نما و غیره انتخاب شود نقاط متناظر با مشاهدات، به تصادف در اطراف خط مینا قرار می گیرند. اگر چند نقطه متوالی در یک طرف خط مینا قرار گیرند آنها را یک گردش یا دوره Cycle گوئیم. در این جا دمای هوا تعداد نقاطی که پایین خط مینا قرار گیرند با n_1 ، تعداد نقاطی که بالای خط مینا قرار می گیرند با n_2 و تعداد گردش ها در n مشاهده را با R نشان می دهیم. اگر مقدار R خیلی بزرگ یا خیلی کوچک باشد آنگاه مشاهدات غیر تصادفی هستند. اگر مشاهدات غیر تصادفی باشند و n بزرگ باشد می توان توزیع R را تقریباً نرمال دانست. در این حالت میانگین و واریانس R از روابط زیر رابطه ۵ به دست می آید (مهدی اسماعیلیان، ۱۳۸۴).

$$\mu_2 = E(R) = 1 + \frac{2n_1 n_2}{n}$$

$$\sigma^2_R = V(R) = \frac{(\mu R - 1)(\mu R - 2)}{n - 1}$$

الگوی به کارگیری روش ها در تحقیق: در ارتباط با داده ها (دمای هوا) می توان گفت که توسط زبان برنامه نویسی R یادگیری ماشین شبکه عصبی پرسپترون چندلایه MLP شبیه سازی شده است. از تابع Anova جهت مقایسه میانگین دمای هوا ۲۴ ساعته در ایستگاه های مورد بررسی در دوره (پایه و شبیه سازی) استفاده شد. در ادامه روش یادگیری، از رگرسیون لجستیک، با هدف پیش بینی اثرات تغییرات آب و هوا در دمای هوا استفاده شد. در مدل لجستیک، (تغییرات آب و هوا) به عنوان متغیر وابسته و دمای هوا (مشاهداتی و شبیه سازی) به عنوان متغیرهای پیش بین مستقل انتخاب شد. با استفاده از تابع گردش، الگوهای زمانی موجود

واریانس ساده یا یک طرفه استفاده کنیم. اگر K جمعیت آماری داشته باشیم و بخواهیم میانگین آن ها را باهم مقایسه کنیم (اسماعیلیان، مهدی، و همکاران، ۱۳۹۵).

آزمون فرض دست کم میانگین دو ایستگاه باهم متفاوت است:

$$H_0 : \mu_1 = \dots = \mu_k, \quad H_1 : \text{رابطه ۳}$$

فرمول های تابع

$$SST = \sum_{i=1}^n (X_i - \bar{X})^2$$

کل واریانس ها

مقدار دمای هوا X_i

میانگین کل داده ها \bar{x}

تعداد کل مشاهدات N

$$SSB = SST - \sum_{i=1}^k (\bar{x}_i - \bar{X})^2$$

\bar{x}_i مقدار دمای هوا در نمونه i از گروه X_{ij}

$$F = \frac{MSB}{MSW}$$

محاسبه آماره

$$MSB = \frac{SSB}{K-1}$$

میانگین مربعات بین گروه

$$MSW = \frac{SSW}{K-n}$$

میانگین مربعات درون گروه

اگر مقدار F محاسبه شده بزرگ تر از مقدار بحرانی F در جدول باشد (باتوجه به سطح معناداری و درجه آزادی)، فرض صفر رد می شود و نتیجه می گیریم که تفاوت معناداری بین میانگین های گروه ها (در اینجا ایستگاه های هواشناسی ایران) وجود دارد.

رگرسیون لجستیک در یادگیری ماشین:

رگرسیون لجستیک یک روش یادگیری ماشین و یکی از محبوب ترین روش ها برای طبقه بندی داده هاست. همچنین به عنوان یکی از کاربردی ترین روش ها در بررسی ارتباط بین یک یا چند متغیر مستقل با یک متغیر پاسخ دوسطحی مطرح است. رگرسیون لجستیک نوع خاصی از رگرسیون های چندگانه است که در آن متغیر وابسته، گسسته است. اگر متغیر وابسته دارای ارزش دوتایی باشد، فقط ارزش صفر یا یک می گیرد که ارزش یک نشان دهنده وقوع رویداد و ارزش صفر نشان دهنده عدم وقوع رویداد است (در اینجا وقوع یا عدم وقوع افزایش یا کاهش دمای هوا ماهانه مورد نظر است)؛ بنابراین معادله حاصل از رگرسیون لجستیک به صورت زیر است.

رابطه ۴

خروجی که شامل یک متغیر است، روش مقیاس‌بندی مجدد برای متغیرهای وابسته نشان داده شده که از روش استاندارد استفاده شد. سپس اطلاعات تابع محرک در لایه خروجی و در آخر تابع خطا را که مجموع مربعات خطا در نظر گرفته شده، نشان داده است. در قسمت مدل شبکه، نتایج مربوط به آموزش و آزمون مدل آورده شده که شامل مجموع مربعات خطا، خطای نسبی و زمان آموزش است. در این مطالعه به دلیل آنکه میزان خطا برابر ۰/۰۲۰ کاهش یافته، شبکه‌های عصبی پرسپترون چندلایه مدل مناسبی برای پیش‌بینی مقادیر دمای هوا ماهانه ایستگاه‌های هواشناسی در مناطق مختلف ایران است.

داده‌ها تحلیل شد تا مشخص شود که دنباله داده‌ها تصادفی هستند یا الگوهای معناداری دارند؟

یافته‌ها و نتایج تحقیق

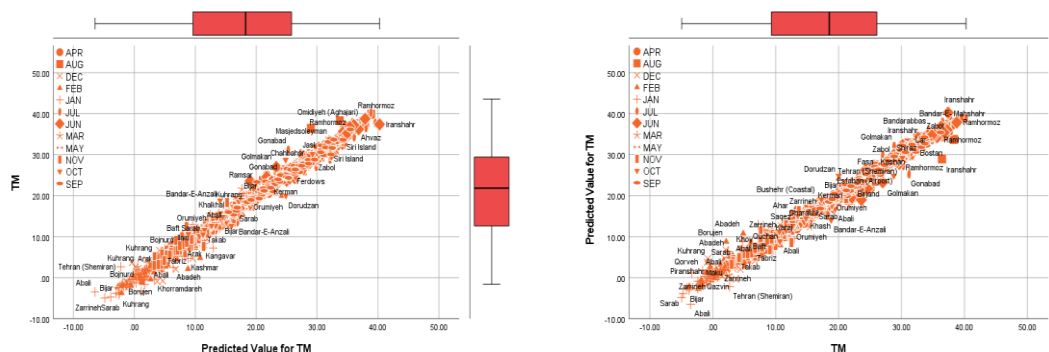
جدول ۲ شبکه طراحی شده در یادگیری ماشین؛ اطلاعات شبکه طراحی شده، مربوط به هر سه لایه شبکه (ورودی، مخفی و خروجی) می‌باشد. لایه ورودی شامل یک متغیر مستقل دمای هوا مشاهداتی می‌باشد که به شبکه وارد شد (کدگذاری ایستگاه‌های هواشناسی در گام زمانی ماهانه برحسب دمای هوا) که با روش مقیاس‌بندی استاندارد انجام شد. لایه پنهان شامل یک لایه است؛ جهت پردازش نرون‌ها از ساختار اتوماتیک و تابع محرک تانژانت هیپربولیک استفاده شد. در لایه

جدول ۲: خلاصه نتایج مدل شبکه عصبی پرسپترون چندلایه.

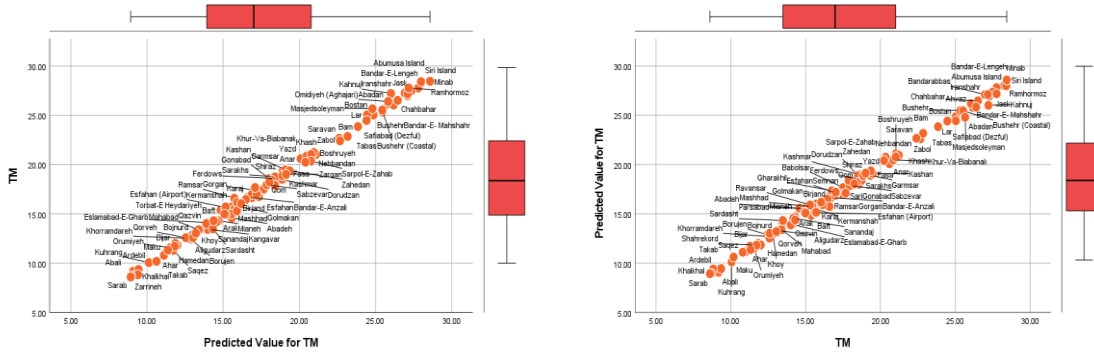
آموزش	آموزش	آموزش	آموزش
مجموع مربعات خطا	۱۲۴۰۳/۹۰۷	مجموع مربعات خطا	۵۱۷۱/۲۳۱
میانگین خطای نسبی کل	۰/۲۳۵	میانگین خطای نسبی کل	۰/۱۸۹
خطای نسبی برای متغیر وابسته	۰/۴۷۵	خطای نسبی برای متغیر وابسته	متغیر
قانون زمان متوقف شده	یک مرحله متوالی بدون کاهش خطا	خطای نسبی برای متغیر وابسته	دمای هوا ۲۴ ساعته
زمان آزمون	۰:۰۳:۵۹.۴۳	خطای نسبی برای متغیر وابسته	۰/۰۲۰

نیز بیش‌ترین و کم‌ترین مقدار دمای هوا را برای همین ماه‌ها پیش‌بینی کرده‌اند بیش‌ترین و کم‌ترین دمای هوا سالانه نیز به ترتیب برای ایستگاه‌های سیری ۲۸/۴۴ و زرینه ۸/۶۰ درجه سانتی‌گراد ثبت شده و شبیه‌سازی‌ها نیز برای همین ایستگاه‌ها ۲۹/۱ و ۸/۹۳ درجه سانتی‌گراد پیش‌بینی کرده‌اند.

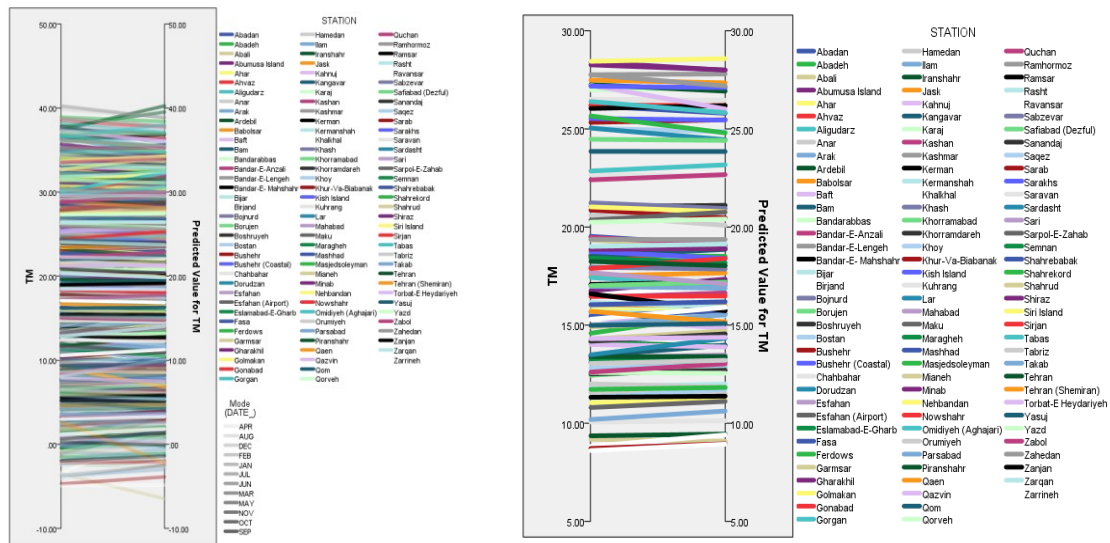
شکل‌های ۴ تا ۲ به ترتیب نمودارهای ترکیبی رگرسیون و باکس پلات و تحلیل موازی متغیرهای تحقیق (دمای هوا ۲۴ ساعته) را نشان می‌دهد که برای ایستگاه‌های هواشناسی ایران ترسیم شده است. بیش‌ترین و کم‌ترین دمای هوا مشاهده شده به ترتیب در ماه‌های ژوئیه، اوت، ژوئن، سپتامبر، مه، اکتبر، آوریل، نوامبر، مارس، فوریه، دسامبر و ژانویه ثبت شده، شبیه‌سازی‌ها



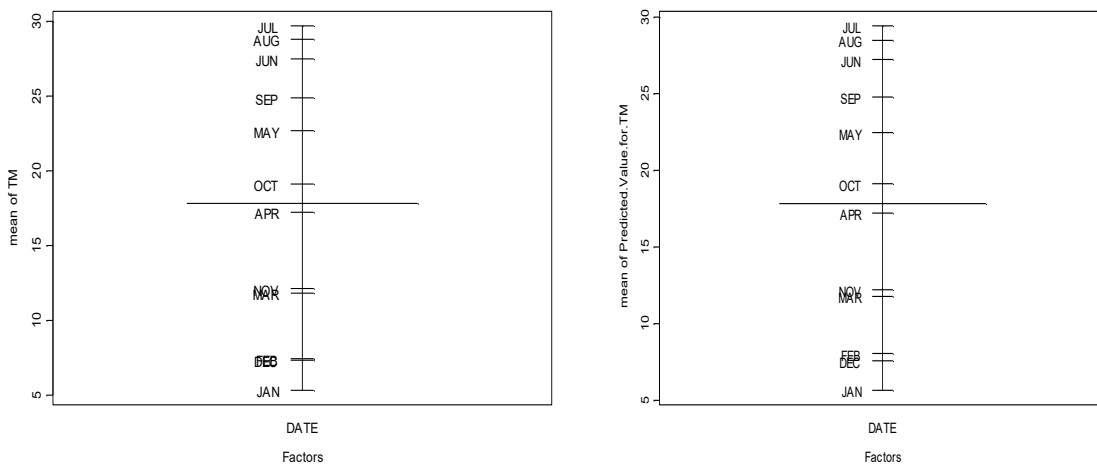
شکل ۲: نمودار ترکیب رگرسیون و باکس پلات دمای هوا مشاهده شده و شبیه‌سازی شده ایستگاه‌ها برحسب گام زمانی ماهانه.



شکل ۳: نمودار ترکیب رگرسیون و باکس پلات دمای هوا مشاهده شده و شبیه سازی شده ایستگاهها برحسب گام زمانی سالانه



شکل ۴: نمودار تحلیل موازی دمای هوا مشاهده شده و شبیه سازی شده ایستگاهها برحسب گام زمانی ماهانه و سالانه.



شکل ۵: نمودار اکتشافی design plot داده های دمای هوا برحسب گام زمانی ماهانه

بودن نمودار اکتشافی design plot داده‌های تحقیق ترسیم گردید. نمودارهای ترسیم‌شده نشان دادند که الگوی توزیع نرمال بودن داده‌ها برای آزمون رعایت شده است شکل ۵.

الگوی مقایسه داده‌ها برای آزمون واریانس: قبل از انجام آزمون (آنالیز واریانس یک طرفه) ضروری است که داده‌ها را (دمای هوا ماهانه) از نظر وجود نقاط دور افتاده یا شکل توزیع بررسی شود. بدین منظور برای بررسی نرمال

جهت انجام آزمون آنالیز واریانس یک طرفه

Analyze of Variance Table					
		STATION	Residuals		
Sum of Squares	37815.0		98307.6		
Deg. of Freedom	105		1202		
Residual standard error: 9.043599					
Estimated effects may be unbalanced					
	Df	Sum of Sq	Mean Sq	F Value	Pr(F)
STATION	105	37815.0	360.1428	4.40344	0
Residuals	1202	98307.6	81.7867		
Eta squared				.278	
Analyze of Variance Table					
		STATION	Residuals		
Sum of Squares	35760.89		94425.37		
Deg. of Freedom	105		1202		
Residual standard error: 8.863232					
Estimated effects may be unbalanced					
	Df	Sum of Sq	Mean Sq	F Value	Pr(F)
STATION	105	35760.89	340.5799	4.335456	0
Residuals	1202	94425.37	78.5569		

کادر ۱: نتایج تابع anova آزمون آنالیز واریانس یک طرفه.

مدل رگرسیونی لجستیک را نشان می‌دهد. این آزمون به بررسی این موضوع می‌پردازد که نقش دمای هوا در طبقه‌بندی تغییرات ماهانه آن تا چه اندازه قدرت تبیین و کارایی دارد. مجذور آماره کای در دمای هوا برابر با ۳۱۴/۱۹ است که در سطح خطای کمتر از ۰/۰۵ معنی‌دار است و نشان از برآزش مدل دارد؛ همچنین نشان می‌دهد که متغیر مستقل توانایی لازم در پیش‌بینی تغییرات ماهانه دمای هوا را دارد.

کادر ۱ با توجه به مقدار آماره F و سطح معنی‌داری P که پایین‌تر از ۰/۰۵ می‌باشد. نتایج آزمون آنالیز واریانس یک طرفه نشان داد بین میانگین دمای هوا ۲۴ ساعته ایستگاه‌های هواشناسی مورد بررسی در دوره مشاهداتی و شبیه‌سازی تفاوت معنی‌داری از لحاظ آماری وجود دارد. مربع اتا تغییرات دمای هوا مشاهداتی ایستگاه‌ها نیز برابر ۲۷/۸ درصد می‌باشد. گزارش تحلیل رگرسیون لجستیک در یادگیری ماشین: جدول ۳ نتایج آزمون ام نیبوس، ارزیابی کل

جدول ۳: آزمون ام نیبوس در رگرسیون لجستیک.

Step 1	Chi-square	df	P-value
Step	۳۱۴/۱۹	۲	+ / ***
Block	۳۱۴/۱۹	۲	+ / ***
Model	۳۱۴/۱۹	۲	+ / ***

متغیر وابسته را می‌تواند تبیین کند. مقادیر بین ۰ تا ۱ نوسان دارد. مقادیر آماره دمای هوا برابر ۰/۹۲۳ و ۰/۸۸۶ به دست آمده و بدین معناست که متغیرهای مستقل مذکور توانسته‌اند بین ۹۲ و ۸۸ درصد از تغییرات را که منجر به افزایش یا کاهش دمای هوا شده است، به‌درستی تبیین کنند.

جدول ۴ بررسی برازش مدل را نشان می‌دهد. ضرایب جدول معادل‌های ضریب تعیین R^2 در رگرسیون خطی هستند که در اینجا در رگرسیون لجستیک استفاده می‌شوند. در رگرسیون لجستیک، چون محاسبه دقیق مقدار ضریب تعیین دشوار است، از مقادیر آماره‌های جدول برای این کار استفاده می‌شود تا مشخص گردد که متغیرهای مستقل چه میزان از واریانس‌های

جدول ۴: بررسی برازش مدل رگرسیون لجستیک

Step	-2 Log likelihood	Cox & Snell R Square	Nagelkerke R Square
۱	۱۶۷/۶۲۲	۰/۸۸۶	۰/۹۲۳

نداشته باشند و ۱۱۵۱ ماه دیگر باید تغییرات داشته باشد. لذا اگر تغییرات دمای هوا افزایشی یا کاهش‌ی نباشد، مدل لجستیک تغییرات آن را با احتمال ۰/۸۶۴ درست تشخیص می‌دهد. همچنین اگر تغییرات وجود داشته باشد، مدل لجستیک تغییرات آن را با احتمال ۰/۹۳۲ درست تشخیص دهد.

جدول ۵ نشان می‌دهد که براساس مدل لجستیک انتظار داریم از ۱۳۰۸ ماه که تغییرات دمای هوا وجود نداشته، تعداد ۹۰۴ ماه تغییرات نداشته باشد و ۴۰۴ ماه دیگر براساس مدل باید تغییرات افزایشی یا کاهش‌ی دما داشته باشد. همچنین براساس مدل لجستیک انتظار داریم ۱۳۰۸ ماه که تغییرات داشته‌اند، ۱۵۷ ماه تغییرات

جدول ۵: پیش‌بینی‌ها در مدل رگرسیون لجستیک.

Observed	COD	COD	COD	Predicted
				Percentage Correct
COD	NO	NO	YES	۸۶/۴
COD	NO	۹۰۴	۴۰۴	۹۳/۲
COD	YES	۱۵۷	۱۱۵۱	۹۵/۳
Overall Percentage	Overall Percentage			

Wald: آماره والد مهم‌ترین آماره برای آزمون معنی‌داری حضور هر متغیر مستقل در مدل است. آماره والد معادل t در رگرسیون خطی است. ضرایب محاسبه شده جدول نشان می‌دهد که تغییرات آب‌وهوا، اثر معنی‌داری روی دمای هوای ماهانه در ایستگاه‌های هواشناسی دارد.

جدول ۶ مهم‌ترین جدول در تفسیر نتایج مربوط به معنی‌داری و میزان تأثیر هر متغیر مستقل بر متغیر وابسته است. B همان ضریب رگرسیونی استاندارد نشده است. S.E همان خطای استاندارد است.

جدول ۶: سطح معنی‌داری آزمون و تأثیر متغیرهای مستقل بر روی متغیرهای وابسته در مدل رگرسیون لجستیک.

Step 1 ^a	B	S.E.	Wald	df	P-value	Exp(B)
TM	۰/۴۶۷	۰/۰۳۱	۷۶/۴۱۷	۱	۰/۰۰۰	۱/۴۰۳
Predicted Value for TM	۰/۵۸۰	۰/۲۰۱	۸/۳۱۲	۱	۰/۰۰۳	۱/۶۷۵
Constant	-۲۷/۴۴۵	۶/۱۰۹	۱۰/۴۶۵	۱	۰/۰۰۱	۰/۰۰۰

تصادفی هستند یا الگوهای معناداری دارند؟ که نتایج آن در جدول ۷ گزارش شده است.

نتایج تابع **runs.test** یا **آزمون گردش**: در این تحقیق با استفاده از تابع گردش الگوهای زمانی موجود در داده‌ها تحلیل شد تا مشخص شود که دنباله داده‌ها

جدول ۷: تابع گردش برای دمای هوا ۲۴ ساعته بر حسب گام زمانی ماهانه در ایستگاه‌های مورد بررسی

Runs Test	دمای هوا ۲۴ ساعته
Test Value ^a	۱۷/۸۲
Cases < Test Value	۶۳۱
Cases >= Test Value	۶۷۷
Total Cases	۱۳۰۸
Number of Runs	۶۲۴
Z	-۲/۴۵۱
P-value	۰/۰۳۰

بود. در کل، ۹۵/۳ درصد از پیش‌بینی‌ها درست تخمین زده شد. نتایج نشان داد که تغییرات آب‌وهوا اثر معنی‌داری روی افزایش یا کاهش دمای ماهانه هوا در ایستگاه‌های مورد بررسی دارد. بیش‌ترین و کم‌ترین میزان دمای مشاهداتی هوا به ترتیب در ماه‌های ژوئیه و ژانویه، شبیه‌سازی‌ها نیز بیش‌ترین و کم‌ترین مقدار دما را برای همین ماه‌ها پیش‌بینی کرده‌اند. بیش‌ترین و کم‌ترین دمای هوا سالانه نیز به ترتیب برای ایستگاه‌های سیری و زرینه ثبت و پیش‌بینی شده است. در تحقیقات هم سو و منطبق تران^۱ و همکاران (۲۰۲۱) در پژوهشی به مروری بر شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی دمای هوا پرداخته‌اند که این بررسی نشان می‌دهد که مدل‌های شبکه عصبی می‌توانند به عنوان ابزاری امیدوارکننده برای پیش‌بینی دمای هوا استفاده شوند. اگرچه رویکردهای مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به دلیل سرعت محاسباتی سریع و توانایی مقابله با مشکلات پیچیده به طور گسترده برای پیش‌بینی دمای هوا مورد استفاده قرار گرفته‌اند، هنوز توافق نظری در مورد بهترین روش موجود وجود ندارد. کاظمی^۲ و همکاران (۲۰۲۱) در مقاله‌ای به پیش‌بینی سری زمانی دمای هوا با استفاده از مدل ترکیبی هوشمند الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی پرداخته‌اند

نتایج تابع گردش جدول ۷ نشان داد که میانگین داده‌های دمای هوا مشاهداتی برابر ۱۷/۸۲ بوده و به عنوان خط مبنا در نظر گرفته شده است. تعداد نقاط زیر خط مبنا برابر ۶۳۱ تعداد نقاط بالای خط مبنا برابر ۶۷۷ و تعداد کل نقاط برابر ۱۳۰۸ است. تعداد گردش‌ها برابر ۶۲۴ است. مقدار آماره Z برابر -۲/۴۵۱ است و سطح معنی‌داری برابر ۰/۰۳۰ است. بنابراین با اطمینان ۰/۹۹ فرض تصادفی بودن میانگین میزان دمای هوا رد می‌شود. و در این ارتباط می‌توان بیان نمود که الگوی دمای هوا ایستگاه‌های ایران، تا حدودی از پدیده تغییرات آب‌وهوایی، خشک‌سالی‌ها و ترسالی‌ها تاثیرپذیر است.

بحث و نتیجه‌گیری

نتایج یادگیری ماشین (رگرسیون لجستیک) که با هدف پیش‌بینی اثرات تغییرات آب‌وهوا در دمای هوا استفاده شد. نشان داد که مدل لجستیک معنی‌دار است. مجذور آماره کای در دما برابر ۳۱۴/۱۹ محاسبه شد که در سطح خطای کمتر از ۰/۰۵ معنی‌دار بود. متغیرهای مستقل مذکور توانسته‌اند بین ۹۲ تا ۸۸ درصد از تغییرات را که منجر به افزایش یا کاهش دمای هوا شده بود، به‌درستی تبیین کنند. ۸۶/۴ درصد از ماه‌هایی که تغییرات نداشتند، درست طبقه‌بندی شدند و ۹۳/۲ درصد از پیش‌بینی‌ها درباره تغییرات دمای هوا صحیح

1. Tran
2. Kazemi

مسئله انتخاب ویژگی در پیش‌بینی سری‌های زمانی است. این گزارش بانالیج تحقیقات همخوانی دارد.

که نتایج دقت بالای مدل توسعه‌یافته را در مقایسه با مدل‌های دیگر تأیید می‌کند، که نشان‌دهنده اهمیت

منابع

۱. امیدوی قلعه محمدی، شکوفه، احمد مزیدی سودابه کریمی نجمه حسنی سعیدی محبوبه امیدوی قلعه محمدی حسن خراج‌پور. (۱۴۰۱). پیش‌بینی دماهای حداکثر روزانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: کرمان)، سرزمین سال نوزدهم، بهار، شماره ۱ (پیاپی ۷۳)، صص ۱۲۰-۱۰۹.
۲. اسماعیلیان، مهدی، وحدت، جواد و حیدردوست، حامد. (۱۳۹۵). *راهنمای نرم‌افزار R*. انتشارات دانشگاه محقق اردبیلی، چاپ اول، اردبیل.
۳. اسماعیلیان، مهدی (۱۳۸۴). *راهنمای جامع SPSS*. انتشارات ناقوس، چاپ اول، تهران.
۴. بذرافشان مقدم، محمد. (۱۳۹۵). بررسی اثر تغییر اقلیم بر بارش و دمای مناطق مختلف کشور ایران، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه صنعتی شاهرود.
۵. تاجیک، اعظم و آزاده اربابی سبزواری. (۱۳۹۹). بررسی تغییرات فضایی دماهای حدی در سطح ایران، جغرافیای طبیعی، مقاله ۷، دوره ۱۳، شماره ۴۹، مهر، صفحه ۱۰۹-۱۲۴.
۶. تقوی، فرحناز، کوثری، مونا و جلالی، مجتبی. (۱۴۰۱). مقایسه روش‌های پس‌پردازش برون‌داد مدل WRF برای دمای روزانه در ایستگاه مهرآباد تهران. *پژوهش‌های اقلیم‌شناسی*، (۵۰)، ۱۲۰-۱۰۷.
۷. خادمی، معصومه، فضل‌اولی، رامین و عمادی، علیرضا. (۱۳۹۶). بررسی توانمندی مدل شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی فرآیند بارش-رواناب در شرایط تغییر اقلیم (مطالعه موردی: حوزه سد پاشاکلا بابل) *پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز* ۸ (۱۶): ۶۴-۵۳.
۸. ساری صراف، بهروز، بیاتی خطیبی، مریم، فرجی، مظفر. (۱۴۰۳). داده‌کاوی نقش آلاینده‌های هوا (نیترات و نیتریت اکسید) در تغییرات دما و بارش ایستگاه سینوپتیک تبریز با استفاده از یادگیری ماشین شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و رگرسیون لجستیک. *مجله اکوهیدرولوژی*، ۱۱(۲)، ۲۴۸-۲۲۳. DOI: 10.22059/ije.2024.373685.1803
۹. سلطانی، فخرالدین، فلاح‌نژاد، مرتضی، ر اشدی، یداله. (۱۴۰۱). شناسایی مهمترین تغییرات اقلیمی موثر بر امنیت ملی ایران. *مطالعات علوم محیط زیست*، (۷)، ۱۰۷-۱۰۱.
۱۰. شایقی، حسین، سبحانی، بهروز، سبحانی، بهروز، حسینی، سید اسعد، صلاحی، برومند و سبحانی، بهروز. (۱۳۸۹). پیش‌بینی دماهای حداکثر با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی مطالعه موردی: شهرستان اردبیل. *تحقیقات جغرافیایی (توقف انتشار)*، ۲۵(۹۸)، ۵۷-۷۸.
۱۱. شرفخانی، مبینا. (۱۳۹۶). بررسی و پیش‌بینی وضعیت دمای هوا با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: شهرستان اسفراین)، پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی سبزوار.
۱۲. عالی نژاد، محمد حسین، جهانبخش اصل، سعید و خورشید دوست، علی محمد. (۱۴۰۰). بررسی تغییرات دما و بارش حوضه‌ی سیمره با استفاده از مدل‌های اقلیمی سری CMIP5. *مجله تحلیل فضایی مخاطرات محیطی*، دوره ۸، شماره ۳، صص ۳۲-۱۷.
۱۳. عزیزی، حمیدرضا، منتظری، مجید. (۱۳۹۴). پیش‌بینی دماهای ماهانه ایستگاه‌های منتخب استان اصفهان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه. *تحقیقات جغرافیایی (توقف انتشار)*، ۳۰(۱۱۸)، ۲۴۱-۲۵۸.
۱۴. عساکره، حسین، حسامی، نرگس. (۱۳۹۷). ارزیابی کاربرد مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و SDSM به منظور شبیه‌سازی دمای کمینه و بیشینه ایستگاه اصفهان. *کاوش‌های جغرافیایی مناطق بیابانی*، ۶(۲)، ۱۳۳-۱۵۸.
۱۵. عساکره، حسین، متولی میدان‌شاه، فاطمه، احدی، لیلیا. (۱۴۰۲). کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی میانگین دمای بیشینه سده‌آینده - مطالعه موردی: ایستگاه همدید یزد. *فصلنامه علمی- پژوهشی اطلاعات جغرافیایی «سپهر»*، نشر آنلاین.
۱۶. فرجی، مظفر، رضایی بنفشه، مجید، ساری صراف، بهروز و خورشید دوست، علی محمد. (۱۴۰۲). شبیه‌سازی عددی تغییرات آب و هوایی ایران با استفاده از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی، فصلنامه پژوهش‌های تغییرات آب و هوایی، دوره: ۴، شماره: ۱۴.

- modeling the hydrodynamic behavior of permeable breakwaters with porous core. *Journal of Marine Engineering*, 15(29), 167-179. [In Persian]
24. Kazemi, S. M., Saffarian, M., & Babaiyan, V. (2021). Time series forecasting of air temperature using an intelligent hybrid model of genetic algorithm and neural network. *Journal of Industrial and Systems Engineering*, 13(3), 1-15. [In Persian]
25. Kabir, M., Habiba, U.E., Khan, W., Shah, A., Rahim, S., Farooqi, Z.U.R., & Shafiq, M. (2023). Climate change due to increasing concentration of carbon dioxide and its impacts on environment in 21st century; a mini review. *Journal of King Saud University-Science*, 102693.
26. Orcesi, A., O'connor, A., Diamantidis, D., Sykora, M., Wu, T., Akiyama, M., & Schoefs, F. (2022). Investigating the effects of climate change on structural actions. *Structural Engineering International*, 32(4), 563-576.
27. Schädler, M., Buscot, F., Klotz, S., Reitz, T., Durka, W., Bumberger, J., & Auge, H. (2019). Investigating the consequences of climate change under different land-use regimes: a novel experimental infrastructure. *Ecosphere*, 10(3), e02635.
28. Tran, T. T. K., Bateni, S. M., Ki, S. J., & Vosoughifar, H. (2021). A review of neural networks for air temperature forecasting. *Water*, 13(9), 1294. <https://doi.org/10.3390/w13091294>
۱۷. قاسمی‌فر، الهام، علیجانی، بهلول، سلیقه، محمد. (۱۳۹۵). بررسی تغییرات دمایی سواحل جنوبی دریای خزر با استفاده از سه مدل LARSWG، SDSM و مدل شبکه عصبی مصنوعی. *جغرافیای طبیعی*، ۹(۳۴)، ۲۳-۴۱.
18. Alotaibi, K., Ghumman, A.R., Haider, H., Ghazaw, Y.M., & Shafiquzzaman, M. (2018). Future predictions of rainfall and temperature using GCM and ANN for arid regions: a case study for the Qassim Region, Saudi Arabia. *Water*, 10(9), 1260. [In Persian]
19. Alavi, A. H., Gandomi, A.H., Gandomi, M., & Sadat Hosseini, S.S. (2009). Prediction of maximum dry density and optimum moisture content of stabilised soil using RBF neural networks. *The IES Journal Part A: Civil & Structural Engineering*, 2(2), 98-106. [In Persian]
20. Chavaillaz, Y., Jousaume, S., Dehecq, A., Braconnot, P., & Vautard, R. (2016). Investigating the pace of temperature change and its implications over the twenty-first century. *Climatic Change*, 137, 187-200.
21. Cybenko, G. (1989). Approximations by superpositions of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals and Systems*, 2, 183-192.
22. Dastorani, M. T., & Afkhami, H. (2011). Application of artificial neural networks on drought prediction in Yazd (Central Iran). [In Persian]
23. Gandomi, M., Pirooz, M. D., Varjavand, I., & Nikoo, M. R. (2019). Application of multilayer perceptron neural network and support vector machine for