دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر
فصلنامه‌ی علمی- پژوهشی فضای جغرافیایی

سال دوازدهم، شماره‌ی ۳۸
تابستان ۱۳۹۱، صفحات ۲۱۴-۱۹۷

علی محمدخورشیددوست[۱]
مجتبی نساجی زواره[۲]
باقر قرمزچشمه[۳]

# بازسازی سری‌های زمانی دمای حداکثر و حداقل روزانه با استفاده از روش نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی غرب استان تهران)

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۸۹/۱۲/۰۶ تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۰/۰۴/۳۰

## چکیده

برای تحلیل تغییرپذیری زمانی، روند وقایع حد، تخمین ریسک و احتمال وقوع سری‌های زمانی طولانی مدت مورد نیاز است. یکی از مهم‌ترین سری‌های زمانی در علوم جغرافیایی و اقلیم شناسی مربوط به دمای حداکثر و حداقل روزانه است. این دو پارامتر دمایی در برآورد تبخیر و تعرق روزانه، تعیین بیلان آبی و مطالعات تغییر اقلیم کاربرد دارد تعداد سال‌های آماری متفاوت، نواقص آماری و خطای اندازه‌گیری باعث ایجاد سری‌های زمانی با پایه زمانی غیر مشترک می‌گردد. به این منظور بازسازی داده‌های آماری امری لازم و ضروری است.

در این تحقیق بازسازی داده‌های دمای حداکثر و حداقل روزانه از روش‌های نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی برای ۵ ایستگاه هواشناسی واقع در غرب استان تهران مورد بررسی قرار گرفت. در روش نزدیک‌ترین همسایه از رابطه بین دمای حداکثر و حداقل روزانه با نزدیک‌ترین ایستگاه استفاده شد و در روش شبکه عصبی

۱- دانشیار گروه جغرافیا، دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهر. Email: khorshiddoust@iau-ahar.ac.ir
۲- دانشجوی دکتری اقلیم شناسی، دانشگاه تبریز.
۳- دانشجوی دکتری اقلیم شناسی، دانشگاه تبریز.

Archive of SID
www.SID.ir

مصنوعی با استفاده از شبکه ایستگاه‌های هواشناسی دمای حداکثر و حداقل روزانه بازسازی گردید. شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق یک شبکه عصبی پیش خور با یک لایه پنهان و الگوی آموزشی پس انتشار خطا می‌باشد. نتایج نشان می‌دهد که برای کلیه ایستگاه‌های مورد مطالعه روش شبکه عصبی متوسط خطای مطلق کمتری را نسبت به روش نزدیک‌ترین همسایه دارد. در روش نزدیک‌ترین همسایه با افزایش فاصله ایستگاه‌ها خطای برآورد افزایش می‌یابد. همچنین دقت هر دو روش در تخمین دمای حداکثر روزانه بیشتر از دمای حداقل روزانه می‌باشد.

**کلید واژه‌ها:** سری‌های زمانی، بازسازی داده، دمای حداکثر و حداقل روزانه، شبکه عصبی مصنوعی، روش نزدیک‌ترین همسایه، غرب استان تهران.

**مقدمه**

دمای حداکثر و حداقل از عناصر اساسی شناخت هوا می‌باشند. با توجه به دریافت نامنظم انرژی خورشیدی توسط زمین، دمای هوا در سطح زمین دارای تغییرات زیادی است که به نوبه خود سبب تغییرات دیگری در سایر عناصر هواشناسی می‌شود. این دو پارامتر دما از مهم‌ترین داده‌های ورودی برای تخمین تبخیر و تعرق روزانه، برآورد بیلان آبی و شبیه‌سازی اثرات تغییر اقلیم بر روی سیستم‌های منابع آب و کشاورزی می‌باشند.

دمای حداکثر و حداقل روزانه در اغلب ایستگاه‌های هواشناسی به طور متداول اندازه‌گیری می‌گردد. یکی از مشکلات عمده در تجزیه و تحلیل‌های آماری‌های منطقه‌ای وجود تعداد سال‌های آماری متفاوت برای ایستگاه‌ها می‌باشد که مربوط به تاسیس آنها در سال‌های مختلف است. علاوه بر این نواقص آماری و خطای اندازه‌گیری در سری‌های زمانی روزانه باعث می‌گردد که برای تکمیل و تصحیح این داده‌ها راه حل مناسبی پیشنهاد گردد. در هر صورت عدم وجود یک پایه زمانی مشترک و آمار یکسان در شبکه ایستگاه‌های هواشناسی به عنوان یک موضوع مهم برای متخصصان هواشناسی، اقلیم‌شناسی و هیدرولوژی حائز اهمیت است. بنابراین لازم است قبل از استفاده از سری‌های آماری نسبت به تکمیل و تصحیح آن اقدام نمود. بدون ارزیابی صحیح داده‌ها، انجام تحلیل‌های آماری نتایج قابل اعتمادی را بدست نخواهد داد. هرچند استاندارد بودن قرائت و ثبت داده‌ها تا حد زیادی از ایجاد اشتباه می‌کاهد، ولی معمولاً داده‌هایی که در اختیار متخصصان قرار می‌گیرد، تا حدی به کنترل و یا اصلاح نیاز دارد. عواملی که این اشتباهات را به وجود می‌آورند عبارتند از: تغییر محل ایستگاه‌های اندازه‌گیری، خطای دیده‌بان، منظم نبودن زمان اندازه‌گیری، تعویض ادوات، خطای ادوات اندازه‌گیری، احداث ساختمان در اطراف ایستگاه و غیره.

Archive of SID

www.SID.ir

بنابراین به منظور تهیه پایه زمانی مشترک آماری و تصحیح آماری لازم است سری‌های زمانی مورد نظر با روش مناسبی تکمیل گردیده و سپس از داده‌های آماری استفاده شود.

روش‌های مختلفی برای باز سازی داده‌های هواشناسی و هیدرولوژی جود دارد. هر روش برای داده‌های خاصی کاربرد دارد، به عنوان مثال استفاده از نزدیک‌ترین ایستگاه و یا همبستگی برای برآورد داده دمای ماهانه و سالانه کاربرد زیادی دارد. بازسازی داده‌های سالانه و ماهانه در هواشناسی امری متداول بوده ولی برای بازسازی داده‌های روزانه استفاده از روش‌های معمول مرسوم نمی‌باشد. در سال‌های اخیر استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در علوم هواشناسی با اهداف مختلف رایج شده است. شبکه عصبی به دلیل قدرت بالا در ایجاد معادلات مناسب بین داده‌های ورودی و خروجی می‌تواند به عنوان یک روش مناسب بازسازی داده‌ها تلقی شود. تحقیقات اخیر در دنیا از این روش برای بازسازی داده‌های روزانه استفاده شده است که در ادامه به آنها پرداخته می‌شود.

کلیبالی[4] و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی مقادیر بارش، دمای حداکثر و حداقل روزانه را بازسازی نمودند. در این تحقیق ٦ مدل شبکه عصبی مورد استفاده قرار گرفت. مدل MLP از دقت مناسب‌تری نسبت به بقیه مدل‌ها برای بازسازی داده‌های بارش، دمای حداکثر و حداقل روزانه برخوردار بود. همچنین مدل دقت بیشتر در تخمین دمای حداکثر روزانه نسبت به دمای حداقل روزانه داشت.

سرجیو[5] و همکاران (۲۰۱۰) به منظور تهیه مجموعه‌ای از داده‌های بارش روزانه در شمال شرق اسپانیا بازسازی داده‌های بارش روزانه را انجام دادند. بدین منظور از سه روش نزدیک‌ترین ایستگاه‌ها، درون‌یابی و رگرسیون خطی استفاده نمودند. روش نزدیک‌ترین ایستگاه‌ها مناسب‌ترین روش به منظور تخمین بارندگی روزانه بود

برندزما[6] و همکاران (۲۰۰٦) روش نزدیک‌ترین ایستگاه را برای بازسازی داده‌های دمای متوسط روزانه به کار بردند. روش رگرسیون مناسب‌ترین روش جهت بازسازی داده‌ها بدست آمد. همچنین برای مطالعات روند و تغییرپذیری روش نزدیک‌ترین ایستگاه‌ها به عنوان روش مناسب پیشنهاد شد.

دستورانی و همکاران (۱۳۸۸) نواقص آماری داده‌های دبی ماهانه را با استفاده از مقادیر ایستگاه‌های مجاور و روش‌های نسبت نرمال، همبستگی بین ایستگاه‌ها و شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی دارای کارایی مناسبی جهت پیش بینی داده‌های مفقود شده هیدرولوژی است.

توکر[7] و همکاران (۱۹۹۹) به منظور پیش‌بینی دبی روزانه در رودخانه Little patuxent از مدل شبکه عصبی استفاده کردند. در این تحقیق رواناب روزانه به عنوان تابعی از بارش روزانه، دما و آب معادل برف در نظر گرفته شد. مدل

4- Coulibaly
5- Sergio
6- Brandsma

www.SID.ir

باران-رواناب روزانه با استفاده از یک شبکه عصبی با یک لایه پنهان و الگوریتم پس انتشار خطا آموزش داده شد. نتایج نشان داد که بهترین مدل برای برآورد دبی، تابع بارندگی، دمای روزانه و بارندگی روز قبل می‌باشد.

الشوربارگی[8] و همکاران (۲۰۰۰) به منظور پیش‌بینی رواناب بهار در رودخانه Red از مدل شبکه عصبی، رگرسیون خطی و رگرسیون غیر خطی استفاده نمودند. آنها رواناب را به عنوان داده خروجی و بارش، شاخص بارش پیشین، شاخص ذوب برف، شاخص دمای زمستان و رواناب بهار قبل را به عنوان داده ورودی در مدل‌های مختلف استفاده نمودند. شبکه عصبی مورد استفاده در این تحقیق یک شبکه پیشخوربا الگوی آموزشی پس انتشار خطا بود. نتایج نشان داد در بیشتر مواقع مدل شبکه عصبی نتایج بهتری را نسبت به روش دیگر ارائه می‌دهد، اما در بعضی مواقع مدل رگرسیون خطی نیز نتایج قابل قبولی را ارائه می‌نماید.

نساجی زواره و همکاران (۱۳۸٦) با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دبی ماهانه حوضه آبخیز رود زرد را برآورد نمودند. نتایج بدست آمده نشان دهنده قابلیت مناسب و دقت قابل قبول شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی ماهانه بود. بهترین ساختار شبکه برای این منظور در اغلب حالات مدل (۱-۳-۲ANN[9]) است و قابلیت شبکه برای برآورد دبی حداکثر مناسب‌تر از دبی حداقل می‌باشد.

نساجی زواره (۱۳۸۸) با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی مقدار تبخیر روزانه تشتک تبخیر را برآورد نمود. در این تحقیق با استفاده از داده‌های روزانه، دمای حداکثر و حداقل، رطوبت نسبی، سرعت باد و ساعات آفتابی روزانه، تبخیر روزانه تخمین زده شد. نتایج نشان دهنده قابلیت مناسب شبکه عصبی در برآورد تبخیر روزانه می‌باشد.

هر چند در ده سال گذشته شبکه‌های عصبی مصنوعی به طور وسیع در علوم هواشناسی و هیدرولوژی به کار گرفته شده است. (ASCE Task Committe 2000a, b و GovindarajuRamachandraRao, 2000) برای بررسی کاربردهای شبکه عصبی مصنوعی). اما تحقیقات در زمینه بررسی کارائی این روش در بازسازی داده‌های هواشناسی روزانه بسیار کم می‌باشد.

اگرچه روش‌های مختلفی برای بازسازی آماری پارامترهای هواشناسی در مقیاس زمانی ماهانه وجود دارد. اما تحقیقاتی در زمینه بازسازی پارامترهای هواشناسی در مقیاس زمانی روزانه در کشورمان صورت نگرفته است.

این مقاله در نظر دارد تا با استفاده از روش‌های نزدیک‌ترین همسایه و شبکه عصبی مصنوعی ضمن ارائه یک روش مناسب به منظور بازسازی داده‌های دمای حداکثر و حداقل روزانه، قابلیت و توانایی فاصله ایستگاه‌ها نسبت به

7- Tokar
8- Elshorbargy
۹- مدل شبکه عصبی با ۲ نرون در لایه ورودی، ۳ نرون در لایه پنهان و یک نرون در لایه خروجی

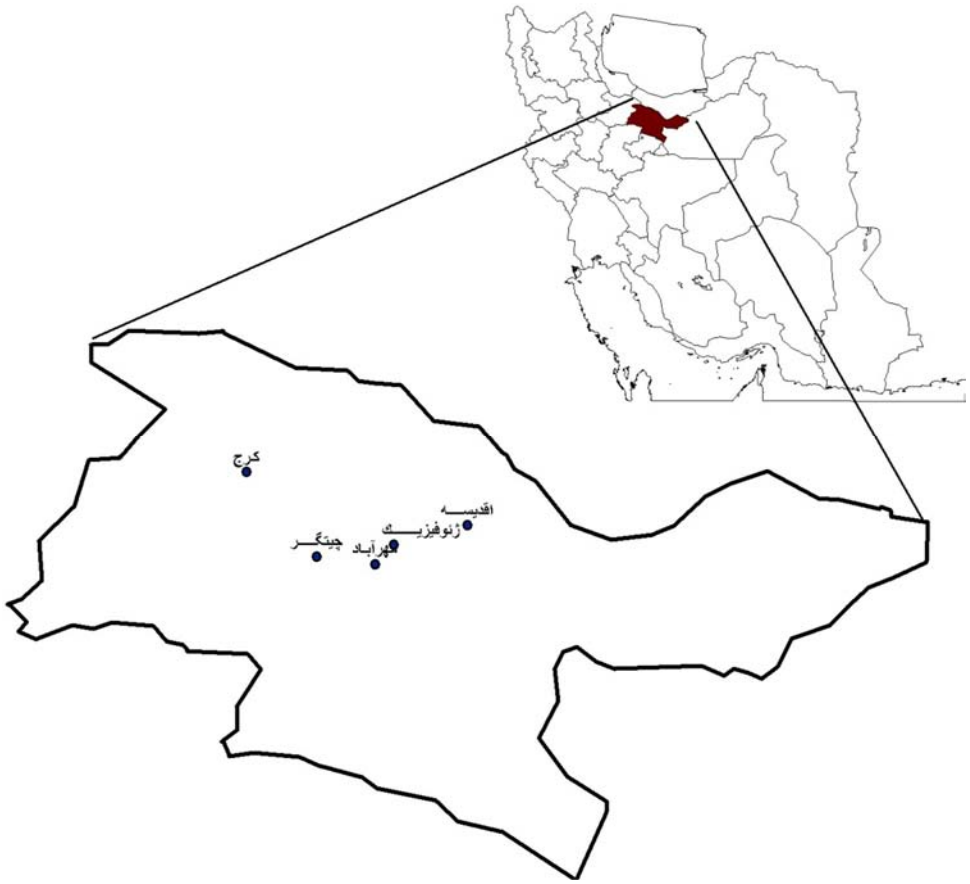
Archive of SID

www.SID.ir

همدیگر و همچنین استفاده از شبکه ایستگاه‌های هواشناسی برای بازسازی داده‌های دمای حداکثر و حداقل روزانه را مورد بررسی قرار دهد.

**منطقه مورد مطالعه**

منطقه مورد مطالعه غرب استان تهران می‌باشد. بدین منظور از ایستگاه‌های هواشناسی سینوپتیک که دارای داده‌های هواشناسی مناسبی می‌باشند، استفاده شده است. با توجه به روش‌های مورد استفاده جهت این تحقیق ایستگاه‌هایی که در یک محدوده مناسب از نظر فاصله و شرایط اقلیمی یکسان می‌باشند، انتخاب گردید. ایستگاه‌های مورد استفاده در این تحقیق شامل اقدسیه، ژئوفیزیک، تهران (مهرآباد)، چیتگر و کرج می‌باشد. شکل (۱) موقعیت این ایستگاه‌ها را نشان می‌دهد. طول دوره آماری با توجه به پایه زمانی مشترک کلیه ایستگاه‌ها تعیین گردید. بدین منظور دوره آماری ۱۹۹۶ الی ۲۰۰۷ مورد استفاده قرار گرفت. داده‌های مورد استفاده در این تحقیق دمای حداکثر و حداقل روزانه است. جدول (۱) فاصله ایستگاه‌های مورد استفاده را نشان می‌دهد.




**شکل شماره (۱) موقعیت ایستگاه‌های هواشناسی منطقه مورد مطالعه**

www.SID.ir

**جدول (۱) فاصله ایستگاه‌های مورد مطالعه بر حسب کیلومتر**

| فاصله به کیلومتر | نام ایستگاه مجاور | نام ایستگاه مبدا |
|---|---|---|
| ۷/۷٦ | ژئوفیزیک | تهران |
| ۲۹/۳۱ | اقدسیه | |
| ۱۷/۳۳ | چیتگر | |
| ٤٦/۳٥ | کرج | |
| ۲۲/۳۹ | اقدسیه | ژئوفیزیک |
| ۲۲/۸٦ | چیتگر | |
| ٤۸/۲۱ | کرج | |
| ٤٥/۱۹ | چیتگر | اقدسیه |
| ٦٦/۸٤ | کرج | |
| ۳۲/۰٥ | کرج | چیتگر |

## مواد و روش‌ها

به منظور بازسازی داده‌های دمای حداکثر و حداقل روزانه از طول دوره آماری مشترک ایستگاه‌ها به مدت ۱۱ سال استفاده گردید. روش‌های مورد استفاده در این مقاله عبارتند از روش نزدیک‌ترین همسایه[10] (N-N) و روش شبکه عصبی مصنوعی[11] (ANN) می‌باشد. از کل دوره آماری ۱۱ ساله، ۷ سال برای شبیه‌سازی و ٤ سال جهت ارزیابی[12] (تست[13]) استفاده گردیده است.

## روش نزدیک‌ترین همسایه

در این روش داده‌های دمای حداکثر و حداقل با استفاده از داده‌های نزدیک‌ترین ایستگاه بازسازی می‌گردد. برای استفاده از این روش دو معیار رعایت می‌گردد: ۱- فاصله ایستگاه مورد استفاده نسبت به ایستگاهی که بازسازی برای آن صورت می‌گیرد نباید بیش از اندازه باشد بدین منظور از ضریب همبستگی پیرسون بین ایستگاه‌ها استفاده می‌گردد. ۲- تعداد سال‌های آماری برای ایجاد رابطه همبستگی بایستی کافی بوده تا کمترین خطا را در ارزیابی

10- Nearest neighborhood
11- Artificial neural network
12- Validation
13- Test

Archive of SID

www.SID.ir

داشته باشیم با توجه به اینکه داده‌های مورد استفاده در این مقاله دمای حداکثر و حداقل روزانه می‌باشد ۷ سال آمار روزانه برای این منظور کافی است.

**روش شبکه عصبی مصنوعی**

شبکه عصبی مصنوعی مدل ریاضی است که توانایی مدل‌سازی و ایجاد روابط غیر خطی برای درون‌یابی را دارا می‌باشد. یکی از متداول‌ترین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، مدل شبکه چند لایه پرسپترون[14] (MLP) است که از ۳ بخش لایه ورودی، لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. یک لایه گروهی از نرون‌ها (واحد پردازشگر) است که ارتباط بین ورودی و خروجی می‌باشد. شبکه‌های MLP اغلب شبکه‌های چند لایه‌ای پیش خور[15] نیز نامیده می‌شود. در این شبکه‌ها تعداد نرون‌های لایه ورودی برابر با تعداد عناصر بردار ورودی و تعداد نرون‌های لایه خروجی برابر با تعداد عناصر بردار خروجی است. تعیین تعداد نرون‌های لایه پنهان بسیار پیچیده است و عمدتاً به طور تجربی به دست می‌آید.

ساختار شبکه به توابع غیرخطی نیاز دارد که به طور پیوسته مشتق پذیر باشد اغلب اوقات این تابع به شکل تابع سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک، خطی، باینری و لوسی در نظر گرفته می‌شود. از میان تابع‌های ذکر شده تابع سیگموئیدی بیشترین کاربرد را در حل مسایل مهندسی دارد که یکی از دلایل استفاده از آن سادگی مشتق آن است که استفاده از روش پس انتشار خطا[16] را بسیار ساده می‌کند این تابع به شکل زیر تعریف می‌شود.

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp^{(-x)}}$$

به منظور تهیه مدل‌های مناسب شبکه عصبی و بررسی قابلیت این روش ابتدا معماری شبکه صورت پذیرفت. در ابتدا مدل آموزش داده می‌شود و سپس تست می‌گردد. هدف از آموزش دستیابی به مدلی است که بتواند روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌ها را تعمیم دهد و هدف از تست ارزیابی مدل‌های مختلف می‌باشد. برای هر مدل ANN متغیرهای ورودی دمای حداقل یا حداکثر روزانه ایستگاه‌های هواشناسی مجاور بود که در فاصله مناسبی از یکدیگر قرار داشتند. بنابراین برای هر ۵ ایستگاه مورد بررسی وضعیت ایستگاه‌های مجاور مورد ارزیابی قرار گرفت. جدول (۲) شاخص‌های آماری میانگین[17] و انحراف استاندارد[18] هر ایستگاه در کل دوره آماری را نشان می‌دهد. در کلیه

14- Multilayer perceptron network
15- Multilayer feedforward network
16- Back propagation
17- Mean
18- Standard deviation

Archive of SID

www.SID.ir

مراحل تحقیق دوره آماری آموزش و تست یکسان در نظر گرفته شده است. تعداد متغیر ورودی در شبکه در کلیه مراحل تحقیق دمای حداکثر و یا حداقل روزانه ٤ ایستگاه همسایه بوده و تعداد نرون‌های لایه پنهان با روش سعی و خطا تعیین گردید. بدین منظور ابتدا داده‌های دمای حداکثر و حداقل روزانه کلیه ایستگاه‌های مورد مطالعه در نرم افزار اکسل جمع آوری شده و پس از بررسی اولیه با استفاده از رابطه (۲) نرمال شد. سپس مدل سازی شبکه در محیط نرم افزار MATLAB صورت پذیرفت.

$$X = \frac{(X_i - X_{min})}{(X_{max} - X_{min})} \qquad (۲)$$

X= مقدار استاندارد شده Xi، $X_{max}$= مقدار ماکزیمم در همه مشاهدات، $X_{min}$= مقدار حداقل در همه مشاهدات می‌باشد.

**جدول (۲) میانگین و انحراف استاندارد طولانی مدت مقادیر دما حداکثر و حداقل روزانه**

| نام ایستگاه | میانگین $T_{max}$ | انحراف استاندارد$T_{max}$ | میانگین $T_{min}$ | انحراف استاندارد$T_{min}$ |
|---|---|---|---|---|
| تهران | ۲۳/٤۹ | ۱۰/٦٤ | ۱۳/۷۲ | ۹/۰٥ |
| ژئوفیزیک | ۲۱/٤۳ | ۱۰/٤۷ | ۱۳/۱۸ | ۹/۱۷ |
| اقدسیه | ۲۱/۰۷ | ۱۰/٤٦ | ۱۰/۷۷ | ۸/٦٤ |
| چیتگر | ۲۲/۲۷ | ۱۰/٥۸ | ۱۲/٤۹ | ۹/۱۸ |
| کرج | ۲۱/٦۹ | ۱۰/۸٥ | ۹/۳۷ | ۸/۲۸ |

در ادامه از یک شبکه پیش خور[۱۹] (FF) با الگوی پس انتشار خطا (BP) و تابع محرک[۲۰] سیگموئید[۲۱] با یک لایه پنهان و ۱ الی ٦ نرون در لایه پنهان استفاده گردید. به منظور بررسی توانمندی‌های شبکه‌های طراحی شده برای پیش‌بینی دمای حداکثر و حداقل روزانه و مقایسه آن با داده‌های مشاهداتی (واقعی)، از شاخص‌های آماری متوسط خطای مطلق[۲۲] (MAE) و ضریب همبستگی[۲۳] (R) استفاده شد. معادلات (۳) و (٤) رابطه معیارهای آماری MAE و R را نشان می‌دهد.

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|X_{Obsi} - X_{Esti}| \qquad (۳)$$

19- Feedforward
20- Activation Function
21- Sigmoid
22- Mean absolute error
23- Correlation coefficient

Archive of SID

www.SID.ir

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}(X_{Obsi}-\bar{X}_{Obs})\,(X_{Esti}-\bar{X}_{Est})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(X_{Obsi}-\bar{X}_{Obs})^2 \sum_{i=1}^{n}(X_{Esti}-\bar{X}_{Est})^2}} \quad (٤)$$

$x_{obs}$ و $x_{Est}$ به ترتیب مقدار مشاهده‌ای و برآورد شده داده توسط دو روش و nتعداد داده‌ها می‌باشد.

همچنین در این تحقیق مشکل بازسازی داده‌های آماری دمای حداکثر و حداقل روزانه با استفاده از روشN-N مورد بررسی قرار گرفت.

## بحث و نتیجه‌گیری

در مجموع ٦٠ مدل با استفاده از روش ANN آموزش داده و سپس تست گردید. جدول شماره (۳) مناسب‌ترین مدل‌ها برای هر ایستگاه را نشان می‌دهد.

**جدول (۳) مناسب‌ترین مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در بازسازی مقادیر دمای حداکثر و حداقل روزانه**

| ایستگاه | $T_{max}$ | $T_{min}$ |
|---|---|---|
| اقدسیه | ANN (4-5-1) | ANN (4-4-1) |
| ژئوفیزیک | ANN (4-3-1) | ANN (4-5-1) |
| تهران | ANN (4-5-1) | ANN (4-5-1) |
| چیتگر | ANN (4-4-1) | ANN (4-4-1) |
| کرج | ANN (4-5-1) | ANN (4-5-1) |

از بین مناسب‌ترین مدل های ANN مدل‌هایی با ۵ نرون در لایه پنهان بیشترین فراوانی را دارد و مدل‌هایی با ٤ و ۳ نرون در لایه پنهان در مرحله بعدی قرار می‌گیرد.

در روش N-N نیز با توجه به فاصله بین دو ایستگاه مناسب‌ترین ضریب همبستگی محاسبه و سپس رابطه بین دمای حداکثر و حداقل روزانه هر ایستگاه با نزدیک‌ترین ایستگاه همسایه بدست آمد و نهایتاً تست مدل صورت پذیرفت. جدول (٤) و (۵) مقادیر MAE و R دمای حداقل و حداکثر روزانه در ایستگاه‌های مورد مطالعه از روش‌های ANN و N-N را نشان می‌دهد.

Archive of SID

www.SID.ir

**جدول (٤) مقادیر MAE و R از دو روش ANN و N-N برای داده‌های تست دمای حداکثر روزانه**

| ایستگاه | ANN | | N-N | |
|---|---|---|---|---|
| | MAE (ºC) | R | MAE (ºC) | R |
| اقدسیه | ۰/٦٦ | ۰/۹۹۷ | ۰/٦٦ | ۰/۹۹۷ |
| ژئوفیزیک | ۰/۳٥ | ۰/۹۹٥ | ۰/٤٥ | ۰/۹۹۸ |
| تهران | ۰/٤٤ | ۰/۹۹۸ | ۰/٤٦ | ۰/۹۹۸ |
| چیتگر | ۰/٥۲ | ۰/۹۹۸ | ۰/٦۱ | ۰/۹۹۷ |
| کرج | ۰/۹۲ | ۰/۹۹٤ | ۱/۰۲ | ۰/۹۹۳ |

**جدول (٥) مقادیر MAE و R از دو روش ANN و N-N برای داده‌های تست دمای حداقل روزانه**

| ایستگاه | ANN | | N-N | |
|---|---|---|---|---|
| | MAE (ºC) | R | MAE (ºC) | R |
| اقدسیه | ۰/۸۹ | ۰/۹۹۲ | ۰/۹۷ | ۰/۹۹ |
| ژئوفیزیک | ۰/۷۳ | ۰/۹۹٥ | ۱/۰۹ | ۰/۹٦۸ |
| تهران | ۰/۷٤ | ۰/۹۹٥ | ۱/۰۹ | ۰/۹۸۷ |
| چیتگر | ۰/۹۲ | ۰/۹۹۲ | ۱/۰۲ | ۰/۹۹ |
| کرج | ۱/۳٤ | ۰/۹۷۸ | ۱/٤۹ | ۰/۹۷۳ |

مقادیر MAE در جداول (٤) و (٥) نشان می‌دهد که روش ANN در بازسازی دمای حداکثر و حداقل روزانه نسبت به روش N-N دارای توانایی بالاتری است علت این موضوع به دلیل استفاده از تمامی ایستگاه‌های مجاور (شبکه ایستگاه‌ها) در روش ANN می‌باشد در صورتی که در روش N-N تنها نزدیک‌ترین ایستگاه در نظر گرفته شده است. مقادیر MAE دمای حداکثر روزانه در مقایسه با دمای حداقل روزانه نشان می‌دهد که روش N-N توانایی بالاتری را در بازسازی دمای حداکثر نسبت به دمای حداقل دارد. در روش N-N کمترین مقدار MAE در بازسازی دمای حداکثر روزانه به ترتیب مربوط به ایستگاه‌های ژئوفیزیک، تهران، چیتگر، اقدسیه و کرج می‌باشد. اگر مسافت این ایستگاه‌ها را در نظر بگیریم کمترین مسافت به ترتیب بین ایستگاه ژئوفیزیک - تهران، تهران-چیتگر، ژئوفیزیک-اقدسیه و چیتگر-کرج وجود دارد. بنابراین هر چه مسافت بیشتر باشد دقت روش N-N در محاسبه دمای ماکزیمم روزانه کاهش می‌یابد.

در روش ANN بیشترین مقدار MAE دمای ماکزیمم روزانه به ترتیب مربوط به ایستگاه کرج و سپس ایستگاه اقدسیه می‌باشد. دلیل این موضوع قرار گرفتن این دو ایستگاه در حاشیه شبکه ایستگاه‌ها می‌باشد.

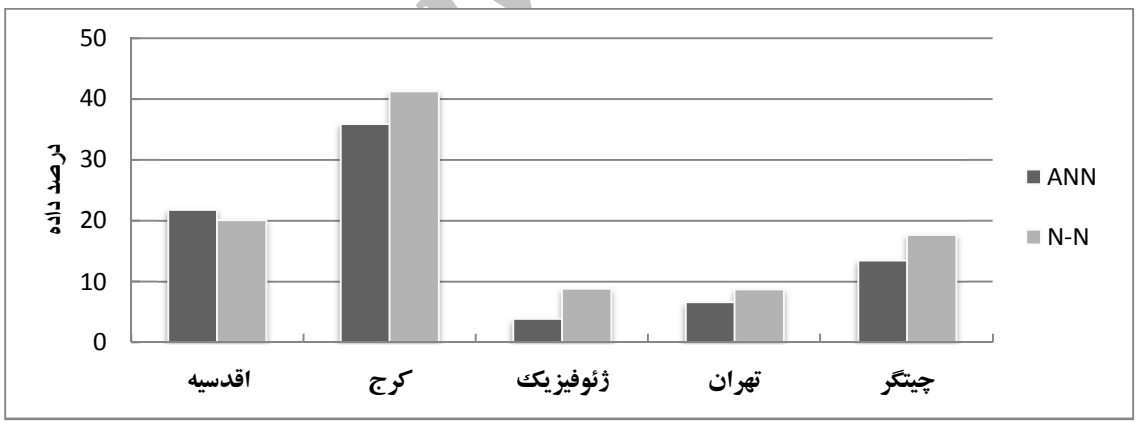
Archive of SID

www.SID.ir

نتایج تحقیقات کلیبالی و همکاران (۲۰۰۷ (یکسان بوده و خطای کمتر دمای ماکزیممم روزانه را نسبت به دمای مینیمم نشان می‌دهد. مهم‌ترین دلیل این موضوع بدین سبب است که دمای ماکزیممم روزانه ناشی از انرژی تابشی خورشید بوده و دمای مینیمم ناشی از بازتاب زمینی است بنابراین تغییرات محیطی می‌تواند به ناهمگنی در روند سرد شدن سطح زمین منجر شده و بنابراین دمای حداقل روزانه در ایستگاه‌های مختلف روند سرد شدن یکسانی ندارد.

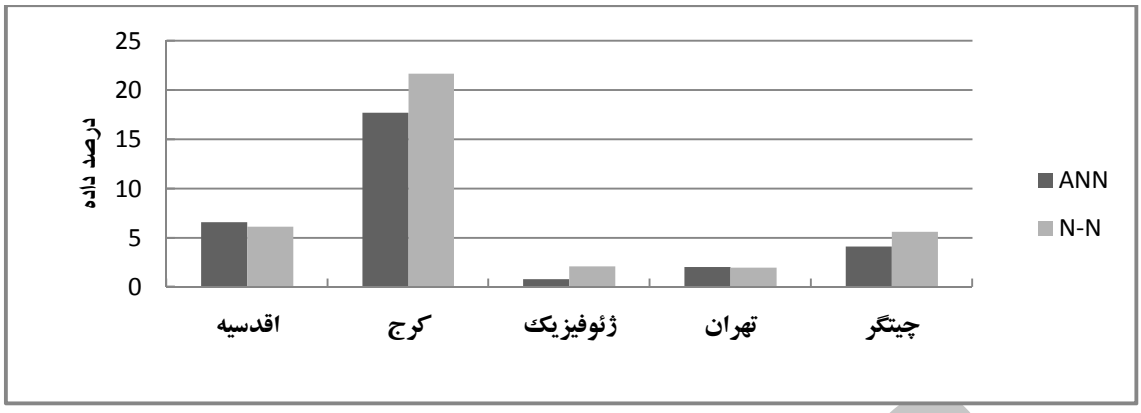
نتایج جدول (۵) نشان می‌دهد که مقدار MAE دمای حداقل روزانه در روش ANN در کلیه ایستگاه‌ها کمتر از روش N-N می‌باشد. در روش ANN، مقدارMAE دمای حداقل نسبت به روش N-N کاهش بیشتری را در مقایسه با دمای حداکثر روزانه نشان می‌دهد. بیشترین MAE دمای حداقل در روش N-N و ANN مربوط به ایستگاه کرج می‌باشد.

برای بررسی درصد خطای مدل‌های مورد استفاده از معیار پراکنش خطای اندازه‌گیری به منظور تحلیل آماری استفاده گردید. این معیارها عبارتند از درصد داده‌هایی که خطای بالاتر از ۱ و ۱/۵ درجه سانتی‌گراد دارند. بدین منظور درصد داده‌هایی که دارای خطای بیشتر از ۱ و ۱/۵ درجه سانتی‌گراد می‌باشند مورد بررسی قرار گرفت. نمودارهای (۱) الی (٤) این موضوع را در ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد.

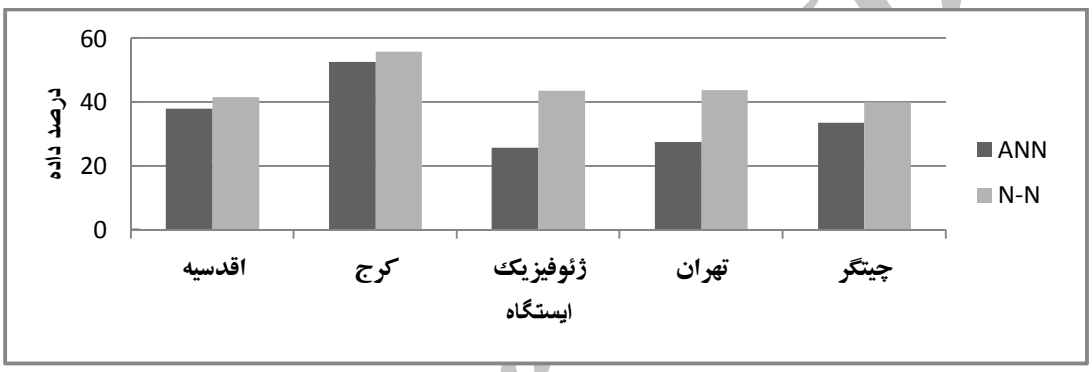



**نمودار (۱) فراوانی داده‌های دمای حداکثر روزانه با خطای بیش از ۱ درجه سانتی‌گراد**

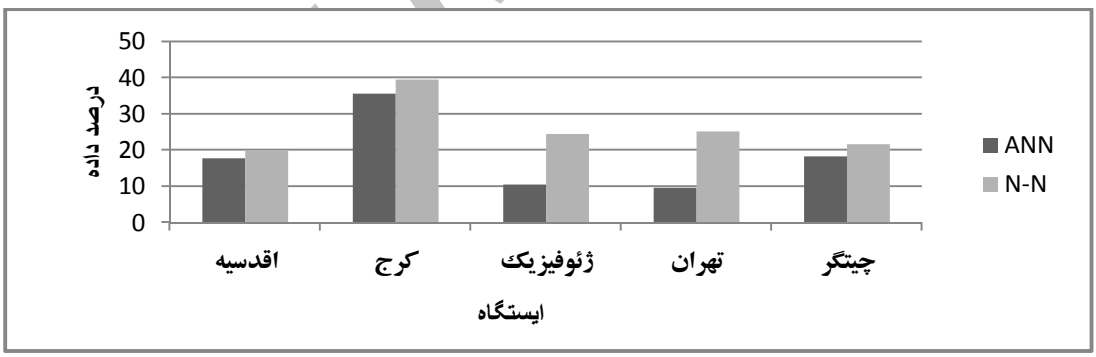
www.SID.ir




نمودار (۲) فراوانی داده‌های دمای حداکثر روزانه با خطای بیش از ۱/۵ درجه سانتی‌گراد




نمودار (۳) فراوانی داده‌های دمای حداقل روزانه با خطای بیش از ۱ درجه سانتی‌گراد



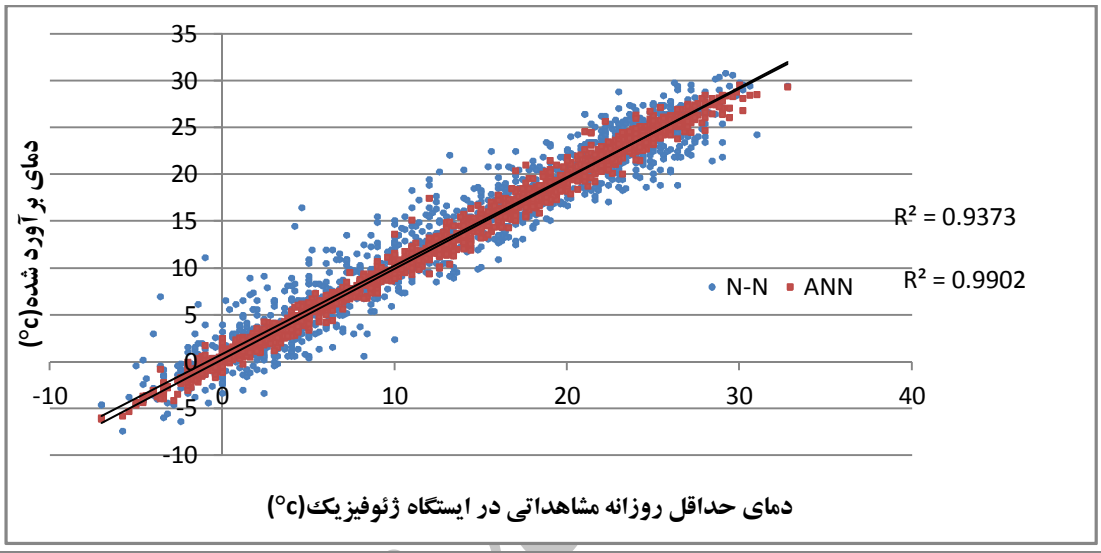

نمودار (٤) فراوانی داده‌های دمای حداقل روزانه با خطای بیش از ۱/۵ درجه سانتی‌گراد

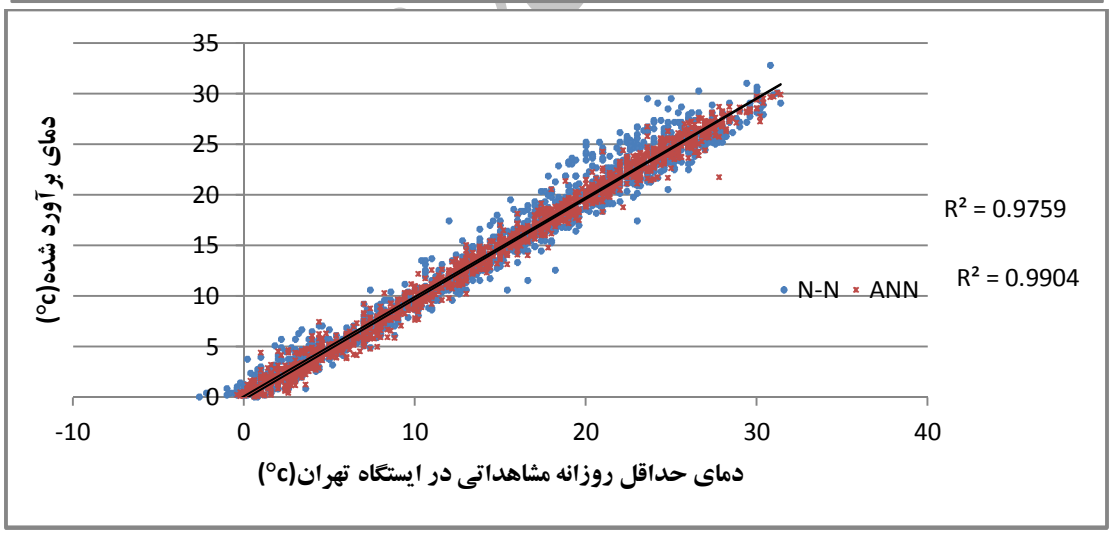
نمودارهای (۱) الی (٤) نشان می‌دهد که درصد داده‌هایی که دارای کمترین خطای در معیارهای ۱ و ۱/۵ درجه سانتی‌گراد هستند به ترتیب مربوط به ایستگاه‌های ژئوفیزیک، تهران، چیتگر، اقدسیه و کرج می‌باشند. که این موضوع با نتایج جداول (٤) و (٥) که مقادیر MAE را برای ایستگاه‌های مورد مطالعه نشان می‌دهد مطابقت دارد. بنابراین در

www.SID.ir

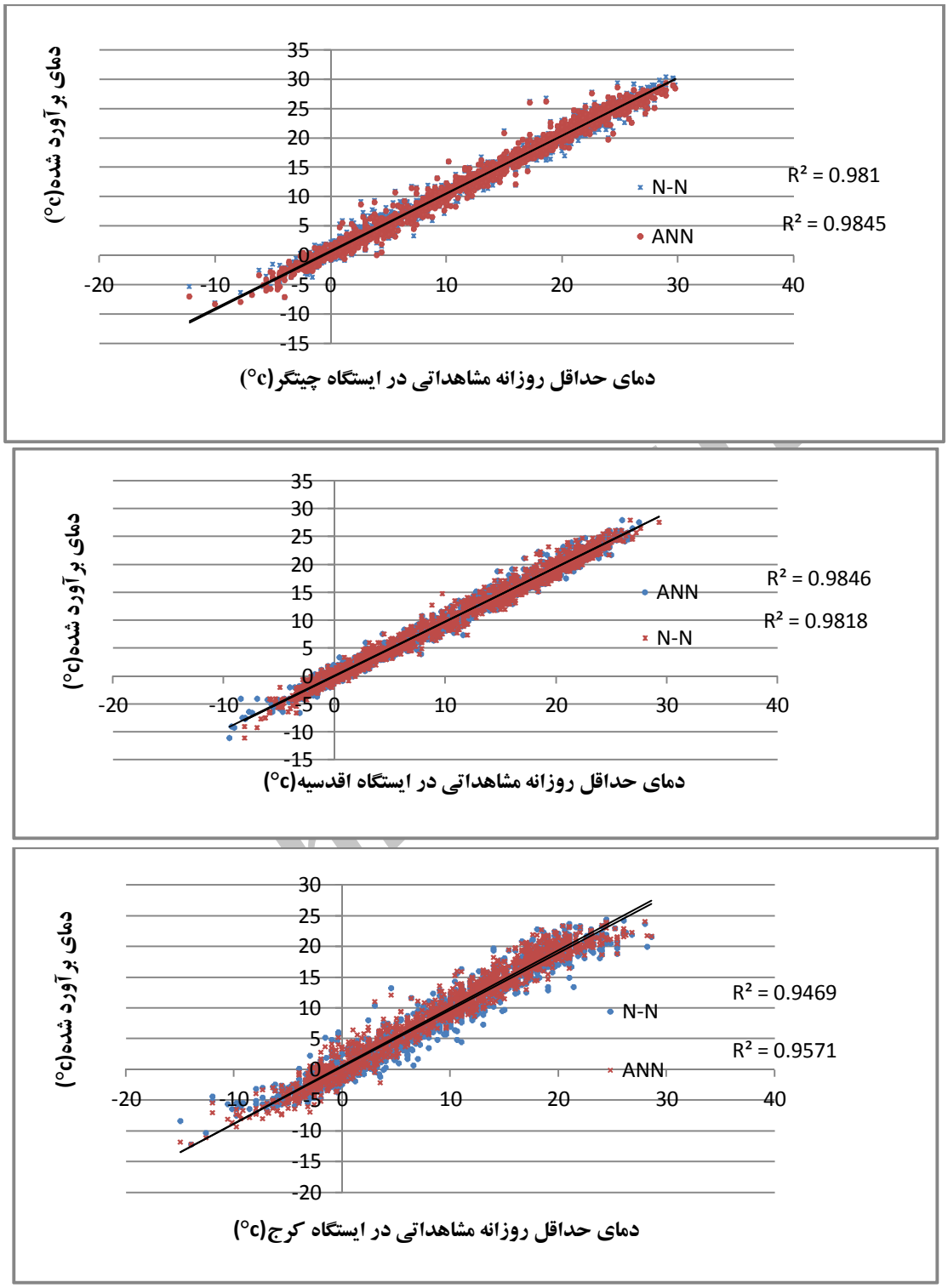
صورتی که نیاز به داده‌هایی با دقت ویژه باشد نمودارهای (۱) الی (٤) می‌تواند برای بررسی احتمال ریسک مورد استفاده قرار گیرند.

به منظور مقایسه توانایی دو روش ANN وN-N نمودار پراکندگی رابطه بین دمای حداکثر و حداقل روزانه برآورد شده و مشاهداتی برای کلیه ایستگاه‌های مورد مطالعه ترسیم گردید و سپس ضریب همبستگی هر روش در ایستگاه محاسبه شد.



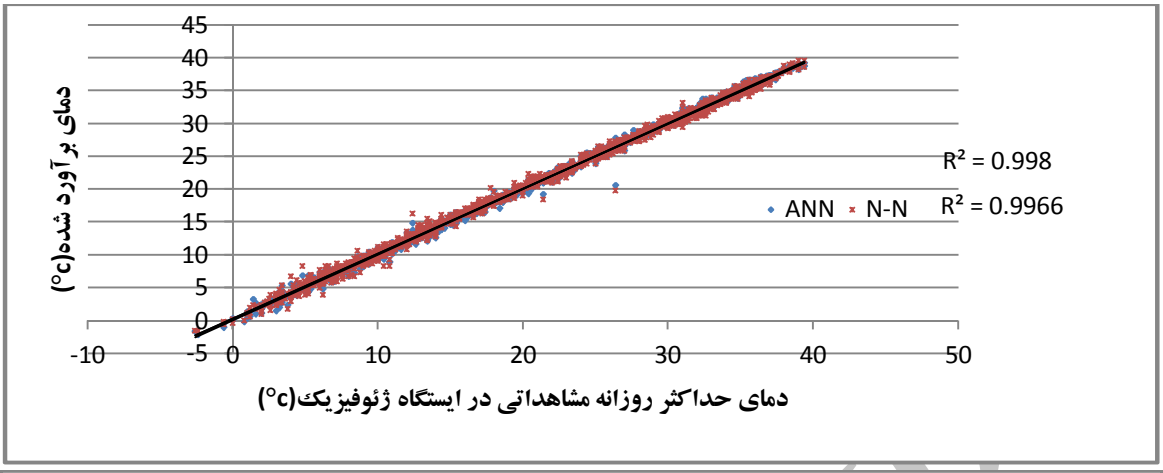



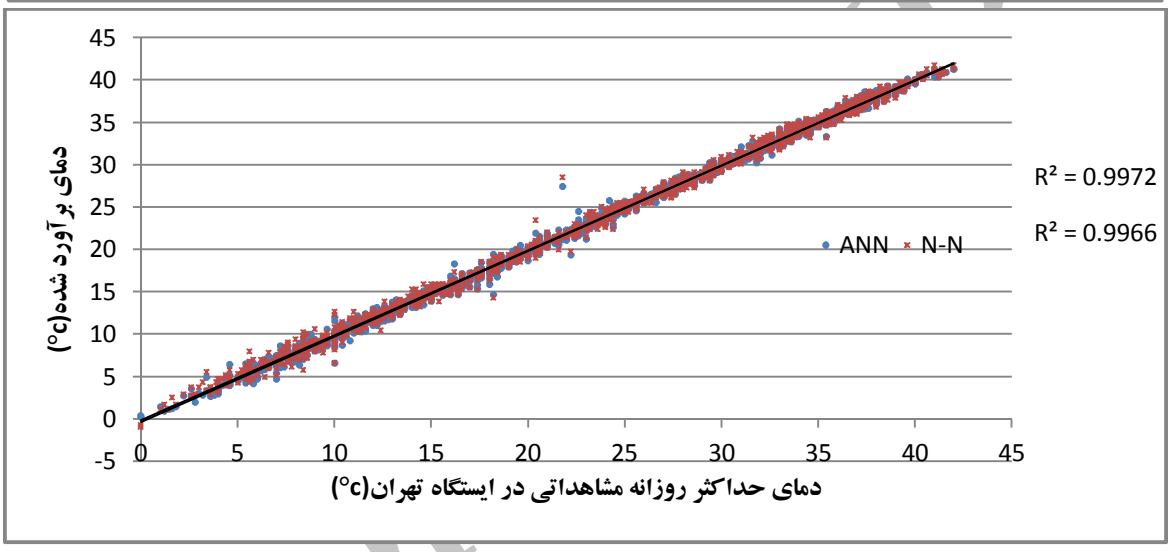

www.SID.ir

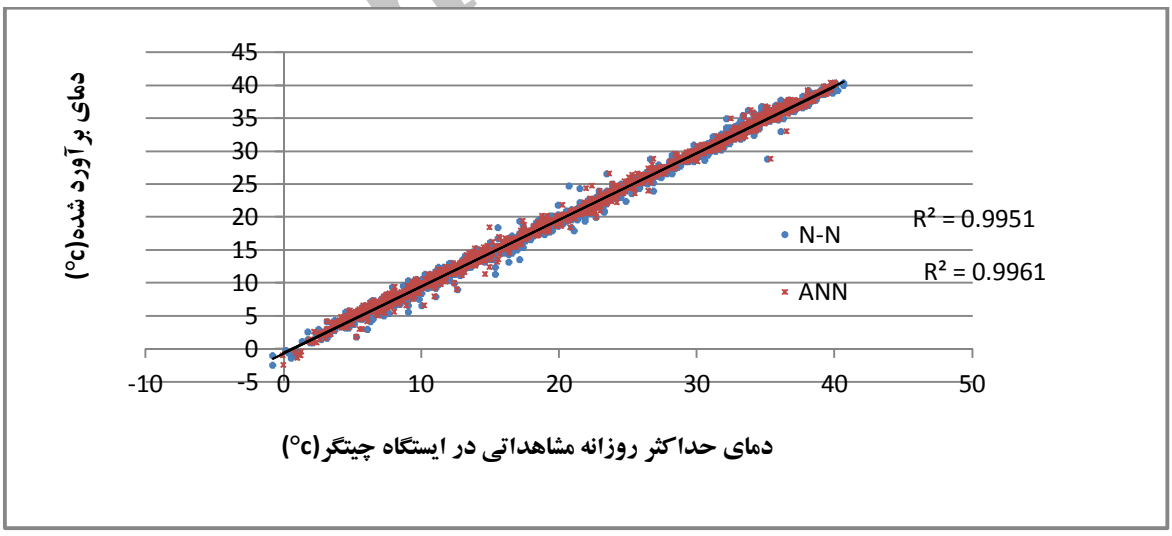



نمودار (۵) مقایسه دو روش **ANN** و **N-N** در برآورد دمای حداقل در ایستگاه‌های مورد مطالعه

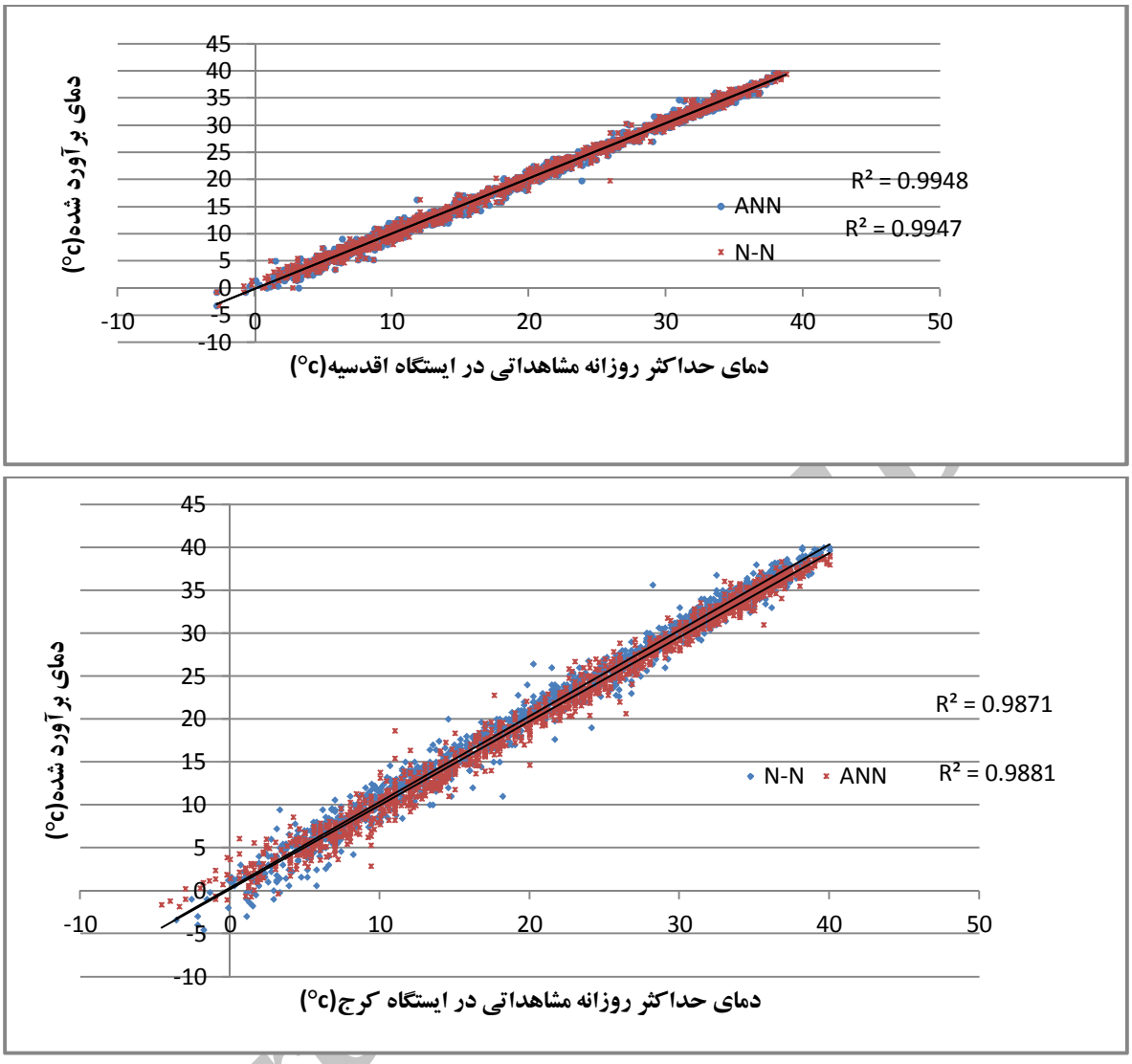
www.SID.ir


دمای برآورد شده(°c)
دمای حداکثر روزانه مشاهداتی در ایستگاه ژئوفیزیک(°c)
ANN
N-N
R² = 0.998
R² = 0.9966


دمای برآورد شده(°c)
دمای حداکثر روزانه مشاهداتی در ایستگاه تهران(°c)
ANN
N-N
R² = 0.9972
R² = 0.9966


دمای برآورد شده(°c)
دمای حداکثر روزانه مشاهداتی در ایستگاه چیتگر(°c)
N-N
ANN
R² = 0.9951
R² = 0.9961

www.SID.ir




نمودار (٦) مقایسه دو روش **ANN** و **N-N** در برآورد دمای حداکثر در ایستگاه‌های مورد مطالعه

نمودارهای (٥) و (٦) مقایسه دو روش ANN و N-N در برآورد دمای حداقل و حداکثر روزانه را نشان می‌دهد. همانگونه که مشاهده می‌گردد، روش ANN دارای توانایی بالاتری در برآورد دمای حداکثر و حداقل روزانه در تمامی ایستگاه‌های بررسی شده را دارا می‌باشد.

## نتیجه‌گیری

در این تحقیق به منظور بازسازی دمای حداکثر و حداقل روزانه در غرب استان تهران از دو روش ANN و N-N استفاده گردید. نتایج نشان داد که روش ANN توانایی مناسب‌تری را برای بازسازی دمای حداکثر و حداقل روزانه

www.SID.ir

دارد. همچنین توانایی هر دو روش در بازسازی دمای حداکثر روزانه بیشتر از دمای حداقل روزانه است. در بین مدل‌های ANN برای بازسازی دمای حداکثر و حداقل روزانه مدل‌هایی با ۵ نرون در لایه پنهان مناسب‌ترین مدل‌ها می‌باشد.

برای انتخاب بهترین مدل در ایستگاه‌های مختلف از شاخص آماری MAE استفاده گردید. بر اساس این شاخص برای دمای حداکثر روزانه به ترتیب ایستگاه‌های ژئوفیزیک، تهران، چیتگر، اقدسیه و کرج دارای کمترین مقادیر MAE است و برای دمای حداقل به ترتیب ایستگاه‌های ژئوفیزیک، تهران، اقدسیه، چیتگر و کرج کم‌ترین مقادیر MAE را دارا می‌باشد.

به منظور بررسی درصد خطای روش‌های مختلف از معیار درصد داده‌هایی که خطای بیشتر از ۱ و ۱/۵ درجه سانتی‌گراد را داشتند استفاده گردید. نتایج نشان داد که به ترتیب ایستگاه‌های ژئوفیزیک، تهران، چیتگر، اقدسیه و کرج دارای کمترین مقدار خطا می‌باشند.

Archive of SID

**منابع**


۱- دستورانی. م، مقدم نیا. ع، طالبی. ع، (۱۳۸۸)، «بررسی و کارایی روش‌های مختلف جهت بازسازی و تطویل داده‌های هیدرولوژی»، پنجمین همایش علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.

۲- رضایی پژند. ح، (۱۳۸۰)، «***کاربرد آمار و احتمال در منابع آب***»، انتشارات سخن گستر، ٤٤١ ص.

۳- کاویانی. م. ر، علیجانی. ب، (۱۳۸٦)، «***مبانی آب و هواشناسی***»، انتشارات سمت، ۵۸۲ ص.

۴- علیزاده. ا، (۱۳۸٤)، «***اصول هیدرولوژی کاربردی***»، انتشارات دانشگاه امام رضا، ۸۱۵ ص.

۵- مهدوی. م، (۱۳۸۱)، «***هیدرولوژی کاربردی***»، جلد اول، انتشارات دانشگاه تهران، ۳٦٤ ص.

۶- منهاج. م. ب. (۱۳۸۱)، «***مبانی شبکه‌های مصنوعی***»، جلد اول (هوش محاسباتی). مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر. ۹۸٦ ص.

۷- نساجی زواره. م، (۱۳۸۸)، «برآورد تبخیر روزانه با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی»، پنجمین همایش علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان.


www.SID.ir

۸- نساجی زواره. م و صفی صمغ آبادی، ا، (۱۳۸٦)، «پیش‌بینی دبی ماهانه رودخانه با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی»، سومین کنگره مهندسی عمران، دانشگاه تبریز.

9- ASCE Task Committee, (2000a), "Artificial neural networks in Hydrology", ***Journal of Hydrologic Engineering***, ASCE 5 (2), 115–123.

10- ASCE Task Committee, (2000b), "Artificial neural networks in Hydrology", ***Journal of Hydrologic Engineering***, ASCE 5 (2), 124–132.

11- Brandsma T, K¨onen GP. (2006), "Application of nearest-neighbor resampling for homogenizing temperature records on a daily to subdaily level", ***International Journal of Climatology*** 26: 75–89.

12- Coulibaly P. N. D. Evora, (2007), "Comparison of neural network methods for infilling missing daily weather records", ***Journal of hydrology*** 341, 27-41

13- Elshorbagy, A., Simonovic, S. P., (2000), "Performance evaluation of artificial neural networks", ***J. Hydrologic Eng***., vol. 5, No. 4, pp. 424-427.

14- Garbrecht, J. D, (2006), "Comparison of three alternative ANN designs for monthly rainfall-runoff simulation", ***J. Hydrologic Eng***., vol. 1, No. 5, pp 502-505.

15- Govindaraju, R. S, RamachandraRao, A. (2000), "***Artificial Neural Networks in Hydrology***", Kluwer Academic Publisher, pp329.

16- Tokar, A. S., Markus, M., (2000), "Precipitation-runoff modeling using artificial neural networks and conceptual models", ***J. Hydrologic Eng***., vol. 5, No. 2, pp. 156-161.

17-Sergio M. Vicente-Serrano, Santiago Beguería, Juan I. López-Moreno , Miguel A. García-Vera, Petr Stepanek,. (2010), "A complete daily precipitation database for northeast Spain: reconstruction, quality control, and homogeneity", ***International Journal of Climatology*** 30: 1146 – 1163.

Archive of SID

www.SID.ir