Hybrid Artificial Neural Network-Geostatistics Model for Urban Water Consumption Prediction. A Case Study: Osku City

R. Goli Ejlali

Assist. Prof., Department of Civil Engineering, Tabriz Branch,
Islamic Azad University, Tabriz, Iran
(Corresponding Author) Reza_ejlali@iut.ac.ir

(Received Sep. 2, 2017 Accepted Oct. 28, 2017)

To cite this article :
Ejlali, R. G. 2018, "Hybrid artificial neural network-geostatistics model for urban water consumption prediction. A case study: osku city" Journal of Water and Wastewater, 29 (5), 98-111. Doi: 10.22093/wwj. 2017.6731.1481 (In Persian)

Archive of SID

Abstract

The prediction of water consumption in urban basins is of immense importance for the management of water resources, especially in arid and semiarid countries. The lack of strong predictive tools, or perhaps the lack of experienced users to those tools, may contribute to problems in data interpretation and failure to reach consensus about the need for key water management actions. Therefore, it is extremely important to comprehend the spatiotemporal variations of the water demand for the management of water in such urban areas. In this paper, a hybrid, artificial neural network – geostatistics, model is presented for spatiotemporal prediction of water consumptions. The proposed model contains two individual stages. In the first stage, an artificial neural network is trained for each station for time series modeling of water demands, so that the model can predict the water demands in the next month. At the second stage, the predicted values of water demands at different stations are imposed to a calibrated geostatistics model in order to estimate water demands at any desired point in the city. This methodology is applied for the Osku city, in East Azerbaijan Province, Iran. The most appropriate set of input variables to the model are selected through a combination of domain knowledge and available data series. The results suggested that the hybrid model is a good choice for predicting water demands in the study area.

Keywords: Prediction, Water Consumption, Hybrid Model, Artificial Neural Network, Geostatistic, Osku City.

www.SID.ir

مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- زمین آمار برای پیش‌بینی مصرف آب شهری: مطالعه موردی: شهر اسکو

رضا قلی اجلالی

استادیار، گروه مهندسی عمران، واحد تبریز، دانشگاه آزاد اسلامی، تبریز، ایران
Reza_ejlali@iaut.ac.ir

(دریافت ۹۶/۶/۱۱ پذیرش ۹۶/۸/۶)

برای ارجاع به این مقاله به صورت زیر اقدام بفرمایید:
اجلالی، ر.ق.، ۱۳۹۷، "مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- زمین آمار برای پیش‌بینی مصرف آب شهری: مطالعه موردی: شهر اسکو"
مجله آب و فاضلاب، ۲۹ (۵)، ۱۱۱-۹۸. Doi: 10.22093/wwj.2017.6731.1481

چکیده

پیش‌بینی میزان مصرف در مدیریت منابع آب، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک مانند کشور ایران اهمیت بسیار زیادی دارد و برنامه‌ریزی مناسب به‌منظور بهره‌برداری مطمئن از این منابع مستلزم وجود ابزار توانمند پیش‌بینی در این زمینه است. در این پژوهش با توجه به توانایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی سیستم‌های پیچیده و قابلیت علم زمین آمار در مدل‌سازی داده‌های مکانی، یک مدل تجربی ترکیبی به‌منظور پیش‌بینی زمانی و مکانی مصرف آب شهری تهیه و ارائه شده است. از داده‌های ایستگاه هواشناسی سهند و مصارف آب به‌دست آمده از شرکت آب و فاضلاب استان آذربایجان شرقی به منظور آموزش، صحت‌سنجی و ارزیابی نتایج مدل پیشنهادی استفاده شد. نتایج به‌دست آمده از به‌کارگیری مدل ترکیبی، نشان‌دهنده قابلیت بسیار زیاد مدل تهیه شده در پیش‌بینی مصرف آب شهری در محدوده مورد مطالعه است.

واژه‌های کلیدی: مصرف آب شهری، مدل ترکیبی، شبکه عصبی مصنوعی، زمین آمار، شهر اسکو

۱- مقدمه

۱-۱- پیش بینی زمانی

به‌طور کلی پیش‌بینی مصرف آب در سه حالت دراز مدت در بازه زمانی سال، میان مدت مربوط به نوسانات فصلی و ماهانه مصرف آب در طول سال، کوتاه مدت در بازه زمانی روز و ساعت صورت می‌گیرد. در این پژوهش، با توجه به داده‌های موجود که همگی از نوع ماهانه می‌باشند مدل تهیه شده قابلیت پیش‌بینی میان مدت و دراز مدت را خواهد داشت. پژوهش‌های انجام شده در زمینه پیش‌بینی مصرف آب بیشتر بر اساس مدل‌های آماری و سری‌های زمانی بوده‌اند (Zhou et al., 2000, Tabesh et al., 2008). توانایی سیستم‌های هوشمند در مدل‌سازی سیستم‌های طبیعی، راهگشای ورود این روش‌ها در زمینه‌های مختلف علوم و مهندسی از جمله مهندسی آب شده است (Bowden and Dandy, 2002, Michaelides et al., 2001, Milot et al., 2002).

کاربرد سیستم‌های هوشمند به‌ویژه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی مصرف آب، در سال‌های اخیر مورد توجه قرار گرفته است. استارک و همکاران شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی مصرف روزانه آب در شهر آلبرتای کانادا مورد استفاده قرار دادند. آنها نشان دادند که تغییرات در میزان مصرف آب تابعی از تغییرات در پارامترهای هواشناسی و الگوی رفتاری مصرف کننده‌ها است (Stark et al., 2000). جین و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیون و سری زمانی را در پیش‌بینی کوتاه‌مدت

Archive of SID
www.SID.ir

dx.doi.org/10.22093/wwj.2017.6731.1481

مصرف آب در هند مقایسه نمودند. نتایج به‌دست آمده نشان داد که مدل شبکه عصبی دارای خطای کمتر و عملکرد بهتری است (Jain et al., 2000, 2001). لی و همکاران شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی مصرف آب خانگی در چین به‌کار بردند. نتایج داده‌های آموزش و آزمایش نشان داد که بین مقادیر واقعی و محاسباتی مدل، ضریب همبستگی بیشتر از ۰/۹ وجود دارد (Liu et al., 2003). یو و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی چند لایه را برای پیش‌بینی مصرف آب شهر هانزو در چین با در نظر گرفتن عوامل مصارف صنعتی، جمعیت و اقتصادی به‌کار بردند. نتایج حاصل نشان دهنده دقت و صحت بسیار خوب این مدل بوده است (Yu et al., 2004). بوگادیس و آداموسکی مدل‌های رگرسیون، سری های زمانی و شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی مصرف آب در شهر اتاوای کانادا به‌کار بردند. آنها نشان دادند که در مدل شبکه عصبی با وارد نمودن مقدار مصرف دوره‌های قبل می‌توان به نتایج بهتری دست یافت (Adamowski 2008, Bougadis et al., 2005).

چانگ و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی الگوی مصرف آب شهری در آمریکا به‌کار بردند. آنها رویکردهای مختلف از نظر رشد و توسعه، شامل رشد سریع و رشد کند را در دو شهر آمریکا مدل‌سازی کردند و الگوی مصرف آب در آنها را به‌دست آوردند (Chang and Makkeasorn, 2007) مسیزا و همکاران شبکه‌های عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و مبنای شعاعی را برای پیش‌بینی دراز مدت و کوتاه مدت آب شهری در آفریقای جنوبی استفاده نمودند. مقایسه دو مدل نشان داد که مدل‌های مبنای شعاعی سرعت همگرایی بیشتر و دقت بالاتری نسبت به مدل‌های پرسپترون دارند(Msiza et al., 2007). زانگ و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی را با دقت ۹۵/۸۹ درصد در پیش‌بینی کوتاه مدت مصرف آب شهر لویزویل آمریکا مورد استفاده قرار دادند (Zhang et al., 2007). غیاثی و همکاران یک مدل شبکه عصبی مصنوعی دینامیکی برای پیش‌بینی مصرف آب شهری تهیه و ارائه نمودند. آنها از داده‌های اندازه‌گیری واقعی برای واسنجی مدل استفاده کردند. مدل توانایی پیش‌بینی مصرف ماهانه، هفتگی و روزانه با دقت ۹۹ درصد و ساعتی ۹۷ درصد را از خود نشان داد (Ghiassi et al., 2008). یورداسف و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون چند لایه و مبنای شعاعی را با توجه به عوامل اجتماعی، اقتصادی و اقلیمی برای پیش‌بینی مصرف ماهانه آب شهری به کار گرفتند (Yurdusev et al., 2009). تابش و همکاران در دو پژوهش مختلف، سری‌های زمانی و شبکه‌های عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی کوتاه مدت مصرف آب شهر تهران به‌کار بردند (Tabesh et al., 2008).

۱-۲- تخمین مکانی

میزان مصرف آب، پدیده بسیار پیچیده و تابع غیر خطی از عوامل متعدد است که از محلی به محل دیگر و در طول زمان تغییر می‌کنند. به‌همین دلیل تاکنون رابطه کامل و جامعی برای تعیین آن ارائه نشده است. در بررسی‌های آماری کلاسیک نمونه‌هایی که از کل جامعه به منظور شناخت آن برداشت می‌شوند، فاقد اطلاعات موقعیتی داده‌ها در فضا هستند و در نتیجه مقدار کمیت اندازه‌گیری شده هیچ‌گونه اطلاعاتی در مورد مقدار همان کمیت در نمونه دیگر به فاصله معین از نمونه اول در بر نخواهد داشت. به‌عبارت دیگر داده‌ها مستقل از موقعیت فضایی خود مورد تحلیل قرار می‌گیرند. در حالی که زمین آمار علاوه بر مقدار یک کمیت، موقعیت آن را نیز مورد توجه قرار می‌دهد. این ارتباط فضایی (فاصله‌ای و جهتی) بین مقدار یک کمیت در نمونه‌های برداشت شده را می‌توان در قالب ریاضی بیان نمود که به این قالب‌های ریاضی ساختار فضایی گفته می‌شود. مزیت دیگر علم زمین آمار امکان تعیین خطای تخمین و دستیابی به توزیع خطا است. نکته دیگر امکان وجود خطاهای سیستماتیک (نظامدار) و در نتیجه اریب بودن نتایج حاصل از تخمین در روش‌های مشتق شده از آمار کلاسیک است،

در صورتی که در زمین آمار تخمین‌ها اساساً نااریب می‌باشند. به‌طور کلی زمین آمار را می‌توان یک روش سیستماتیک به‌منظور تخمین کمیت‌هایی که تغییرات مکانی مانند ضریب هدایت هیدرولیکی و یا تغییرات زمانی- مکانی نظیر غلظت یک ترکیب یا عنصر شیمیایی در آب زیرزمینی دارند، تعریف نمود. زمین آمار، مجموعه‌ای از روش‌ها به‌منظور پاسخگویی به مسائل تخمین متغیرهای مکانی است (ASCE, 1990a). در زمین آمار از روش‌های مختلف تخمین SK[1]، OK[2]، UK[3]، LK[4]،

[1] Simple Kriging
[2] Ordinary Kriging
[3] Universal Kriging
[4] Log Kriging

Archive of SID
www.SID.ir

DK[1] و IK[2] مبتنی بر واریوگرام که وابستگی مکانی بین مشاهدات همجوار را نمایش می‌دهد، استفاده می‌شود. در روش کرایجینگ ساده (SK)، فرض بر ثابت و معلوم بودن مقدار میانگین قبل از شروع تخمین است. کرایجینگ ساده به ازای تمام مقادیر وزن‌های مدل که به‌سهولت قابل تعیین می‌باشند یک تخمینگر نااریب است. زمانی که مقدار میانگین معلوم نباشد از روش دیگری به نام کرایجینگ معمولی (OK)، می‌توان استفاده نمود.

در صورتی که متغیر ناحیه‌ای دچار دریفت ناگهانی شود و مانایی میانگین مخدوش شود، استفاده از روش کرایجینگ جامع (UK)، توصیه می‌شود. برخی دیگر از متغیرهای ناحیه‌ای هیدروژئولوژیکی مانند ضریب قابلیت انتقال به‌صورت ذاتی دارای ماهیت غیرنرمال و سازگار با توزیع نرمال لگاریتمی است که استفاده از روش کرایجینگ لگاریتمی (LK)، را در مورد آنها توجیه می‌نماید. DK و IK مانند LK از جمله روش‌های غیرخطی زمین آمار می‌باشند که علی‌رغم تبدیل لگاریتمی هنوز ماهیت غیرنرمال خود را حفظ می‌نمایند (ASCE, 1990a).

در مهندسی اغلب داده‌هایی مانند مصرف آب در تعدادی نقاط نامنظم و مسائلی نظیر برآورد مقدار نظیر در همان منطقه در نقطه فاقد اندازه‌گیری (درونیابی)، برآورد حجم آب مورد نیاز (انتگرال‌گیری) و برآورد نرخ تغییرات مصرف در یک یا چند نقطه به‌منظور تعیین ضرایب پیک مصرف (مشتق‌گیری) وجود دارد. به‌طور کلی موارد کاربردی علم زمین آمار در مسائل مهندسی را می‌توان در پنج گروه مختلف به شرح زیر طبقه‌بندی نمود:

۱- نقشه‌برداری متغیرها، تلفیق اطلاعات و جایگشت مکانی و زمانی داده‌ها؛

۲- شبیه‌سازی میدان‌های مطالعاتی؛

۳- درونیابی توأم متغیرهای با استفاده از معادله حاکم و روش‌های عددی؛

۴- طراحی نمونه‌برداری؛

۵- مدیریت منابع آب (ASCE, 1990).

نتایج بررسی‌ها نشان می‌دهد که مدل‌های زمین آمار با توجه به ویژگی‌های اساسی این مدل‌ها در تخمین مکانی داده‌ها با دقت مناسب می‌توانند مورد استفاده واقع شوند.

۲- روش پژوهش

با توجه به این که میزان مصرف آب شهری تابع عوامل بسیار پیچیده نظیر شرایط اقلیمی، فرهنگ حاکم بر جامعه شهری و وضعیت اقتصادی است، پیش‌بینی مقدار آب مصرفی به‌منظور انجام فرایندهای طراحی شبکه‌های توزیع آب شهری با لحاظ دوره طرح قابل توجیه و اتخاذ تصمیمات لازم در مباحث مدیریت آب شهری کاری بسیار مشکل و پیچیده است. در این پژوهش با توجه به تأثیر زمان در روند رشد مصرف آب شهری (متأثر از اقلیم، فرهنگ و اقتصاد) و نیز ارتباط معنی‌دار بین میزان مصرف و موقعیت مکانی مصرف کننده (متأثر از فرهنگ و اقتصاد) به‌منظور ارائه مدل مناسب برای پیش‌بینی مصرف آب در جوامع شهری مدل ترکیبی شبکه عصبی مصنوعی- زمین آمار به لحاظ قابلیت این مدل‌ها به ترتیب در پیش‌بینی زمانی و تخمین مکانی داده‌ها تهیه و ارائه شد. برای این منظور با جمع‌آوری آمار و اطلاعات مربوط به مشترکان و ارزیابی آنها، چهارده مشترک با ارقام مناسب از نظر کمّی و کیفی با زمان آماری هفت سال و انتخاب سیزده مشترک و هفتاد درصد مقادیر مصرف در پنج سال اول مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مناسب به روش سعی و خطا تهیه و ارائه شدند. ارزیابی این مدل‌ها بر اساس پیش‌بینی مقادیر مصرف در دو سال آینده و مقایسه آنها با مقادیر مشاهداتی موجود بر اساس معیارهای ارزیابی مندرج صورت گرفت. در ادامه با استفاده از مدل زمین آمار، تخمین مقدار مصرف در دو سال بعد، برای سه مشترکی که از داده‌های آنها در مراحل مدل‌سازی استفاده نشده بود، انجام شد و نتایج حاصل به‌منظور ارزیابی نهایی مدل ترکیبی با مقدار مشاهداتی مقایسه شدند.

۲-۱- محدوده مکانی پژوهش

محدوده مکانی در این پژوهش، شهر اسکو در غرب استان آذربایجان شرقی و مرکز شهرستان اسکو است. این شهر در جنوب غرب تبریز، در دامنه شمال غربی رشته کوه سهند و در ارتفاع ۱۵۷۹ متری از سطح دریا قرار گرفته است و از نظر جمعیت، پانزدهمین شهر استان آذربایجان شرقی محسوب می‌شود. شکل ۱ نحوه تغییرات جمعیت در شهر را در محدوده زمانی پژوهش نشان می‌دهد. همان‌طور که شکل ۱ نشان می‌دهد، روند تغییرات جمعیت در محدوده زمانی پژوهش در این شهر صعودی و خطی بوده است.

[1] Disjunctive Kriging
[2] Indicator Kriging

Archive of SID
www.SID.ir

dx.doi.org/10.22093/wwj.2017.6731.1481

منطقه مورد مطالعه تحت عنوان شهر اسکو در استان آذربایجان شرقی و در شمال غرب کشور ایران در مختصات جغرافیایی چهل و شش درجه و هشت دقیقه و بیست و هفت ثانیه طول شرقی و سی و هفت درجه و پنجاه وچهار دقیقه و سی و نه ثانیه عرض شمالی مطابق شکل ۲ واقع شده است.

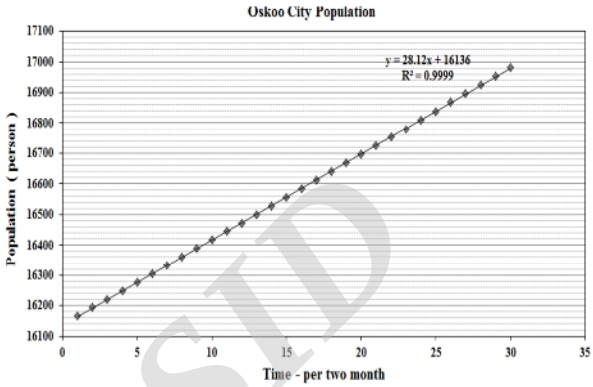

Fig. 1. Population in Osku city
شکل ۱- توزیع جمعیت در شهر اسکو



Fig. 2. Situation of Osku city in East Azarbayjan
شکل۲- موقعیت شهر اسکو در استان آذربایجان شرقی

بر پایه آمار ایستگاه هواشناسی سهند متوسط بارش سالانه در محدوده مورد مطالعه ۲۸۸ میلی‌متر است. بر اساس همین آمار فروردین و اردیبهشت، پر باران‌ترین و مرداد و شهریور کم‌باران‌ترین ماه‌های سال در منطقه است. متوسط درجه حرارت سالانه محدوده مطالعاتی ۱۳ درجه سلسیوس است. به‌طور کلی حداکثر و حداقل دمای مطلق مشاهداتی به‌ترتیب ۳۹ درجه سلسیوس بالای صفر (در مرداد ماه) و ۱۶ درجه سلسیوس زیر صفر (در بهمن‌ماه) گزارش شده است که دامنه تغییرات آن در حدود ۵۵ درجه سلسیوس است.

با بررسی کیفی آمار و اطلاعات موجود و با در نظر گرفتن همپوشانی زمانی داده‌ها، در این پژوهش از داده‌های مأخوذه ماهانه طی سالهای ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ از ایستگاه هواشناسی سهند و شرکت آب و فاضلاب استان آذربایجان شرقی استفاده می‌شود.

شکل ۳ موقعیت مشترکان با آمار ماهانه مناسب برای استفاده در مدل‌سازی را نشان می‌دهد.

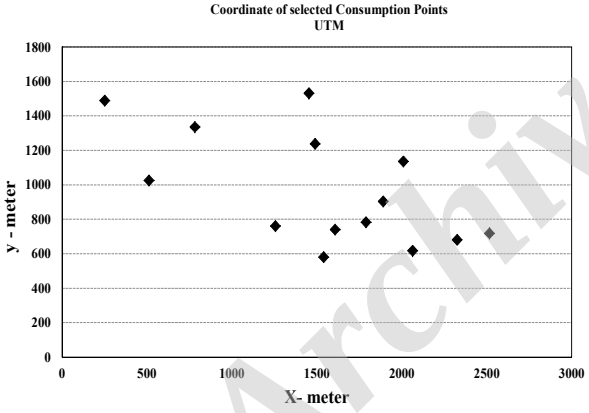

Fig. 3. Coordinates of the consumption points in the study area in UTM system
شکل ۳- موقعیت مکانی نقاط مصرف و (مشترکان)، در محدوده مورد مطالعه در سیستم UTM

شکل ۴ به‌صورت نمونه، توزیع زمانی مصرف آب برای مشترکان ۲، ۸ و ۱۳ را نشان می دهد. لازم به توضیح است که اطلاعات سه مشترک ۱۲ و۱۳ و۱۴ وارد مرحله مدل سازی نشد و صرفاً به‌منظور ارزیابی مدل نهایی و پیشنهادی از آن‌ها استفاده شد. شکل ۵ نوسانات پریودیک دما در شهر اسکو را به خوبی نمایش می‌دهد.

Archive of SID

www.SID.ir

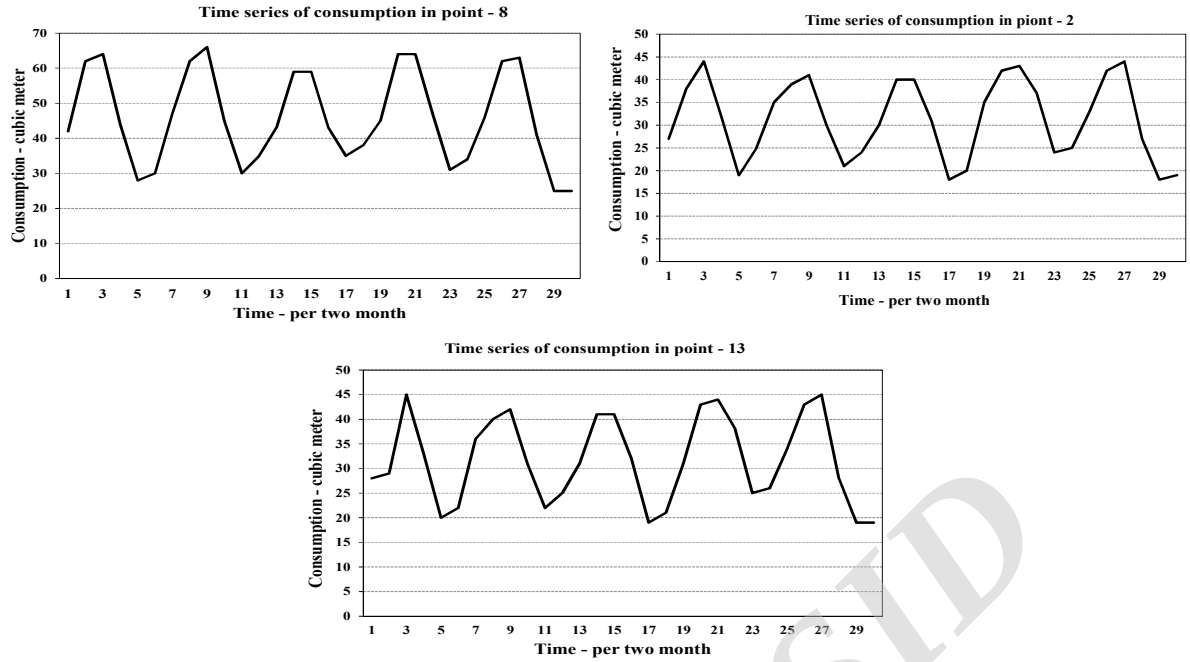

Fig. 4. Consumption variation for selective points (2, 8 and 13)

شکل ۴- نمودار تغییرات زمانی مصرف برای مشترکان منتخب (۲ ، ۸ و ۱۳)

با مقایسه همزمان منحنی تغییرات، دما و میزان مصرف می‌توان همبستگی موجود بین این ویژگی‌ها را به وضوح مشاهده نمود. شکل ۶ ضمن نمایش تغییرات زمانی میزان رطوبت در محدوده مورد مطالعه، تطابق تغییرات زمانی دمای منطقه با میزان رطوبت را تأیید می‌کند.

شکل ۷ توزیع زمانی تغییرات میزان تبخیر و انطباق آن با نوسانات دما را در شهر اسکو نشان می‌دهد.

بارندگی یکی دیگر از پارامترهای اقلیمی تأثیر گذار بر میزان مصرف آب می‌تواند در نظر گرفته شود. شکل ۸ تغییرات میزان بارش در شهر اسکو را نمایش می‌دهد. شکل ۹ نشان می‌دهد که سری زمانی ارقام بارش، رطوبت، تبخیر و دما از کیفیت بسیار خوبی جهت استفاده در مدل سازی برخوردار می‌باشند.

تعداد ساعات آفتابی عامل دیگری است که ممکن است میزان مصرف آب را تحت‌الشعاع خود قرار دهد. شکل ۱۰ منحنی تغییرات ساعات آفتابی در محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهند.

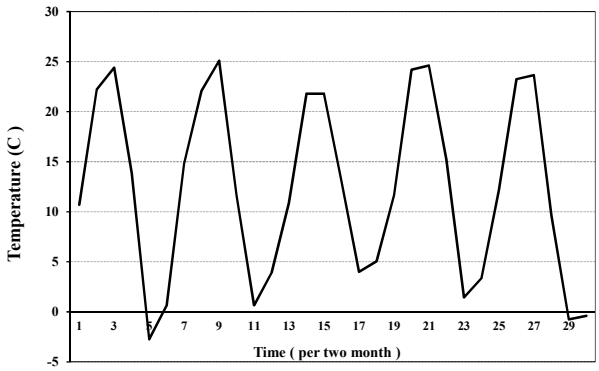

Fig. 5. Variation of Temperature in Osku city

شکل ۵- منحنی تغییرات درجه حرارت در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

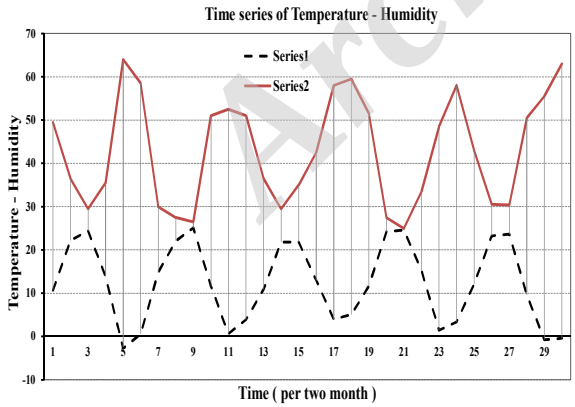

Fig. 6. Variation of Temperature and Humidity in Osku city

شکل ۶- منحنی تغییرات همزمان درجه حرارت با درصد رطوبت در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

Archive of SID

www.SID.ir

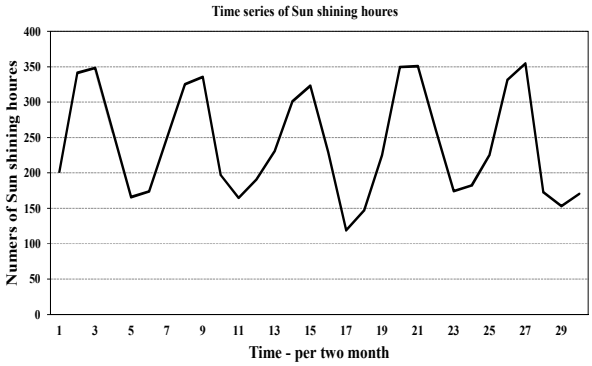

Fig. 10. Variation of Numbers of sunshine hours in Osku city

شکل ۱۰- منحنی تغییرات ساعات آفتابی در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

۳- مدل‌سازی

بررسی منابع نشان می‌دهد که شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌منظور مدل‌سازی سری‌های زمانی غیرخطی و زمین‌آمار در مدل‌سازی پدیده‌ها با ساختار فضایی خطی، به‌صورت مستقل و کارآمد مورد استفاده قرار گرفته‌اند. با توجه به وجود ساختار فضایی عموماً خطی در داده‌های مهندسی مانند مصرف آب و تغییرات زمانی غیرخطی آن و برای اولین بار، با ترکیب دو مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین آمار با هدف امکان انجام پیش‌بینی‌های دقیق مکانی- زمانی در این زمینه، یک مدل ترکیبی مناسب تهیه و ارائه می‌شود. این مدل مانند سایر مدل‌های تجربی با اعمال تغییرات مناسب در موارد مشابه دیگر و سایر مناطق مسکونی نیز قابل استفاده خواهد بود.

در مدل ترکیبی پیشنهادی از تعداد کل مشترکان (n=14)، تعداد m=11 مشترک برای واسنجی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی و مابقی، n-m=3 که در ابتدا کنار گذاشته شده‌اند به‌منظور ارزیابی مدل ترکیبی پیشنهادی مورد استفاده قرار گرفت.

در مدل ترکیبی و در مرحله پیش‌بینی زمانی، مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مستقلی برای هر یک از یازده انشعاب انتخابی در این مرحله، به منظور پیش‌بینی مصرف آب در دو ماه آینده و در مختصات نظیر انشعاب‌ها تهیه و ارائه شد. پس از این مرحله و با استفاده از نتایج به‌دست آمده، به کمک مدل مناسب زمین آمار نسبت به برآورد میزان مصرف آب در محل سه ایستگاه باقیمانده در دوماه بعد، اقدام شد و در خاتمه بر اساس مقادیر مشاهداتی، ارزیابی مدل ترکیبی صورت گرفت.

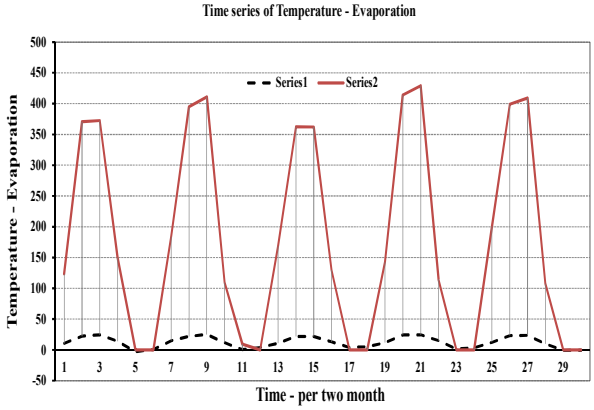

Fig. 7. Variation of Temperature and Evaporation in Osku city

شکل ۷- منحنی تغییرات همزمان درجه حرارت با میزان تبخیر در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

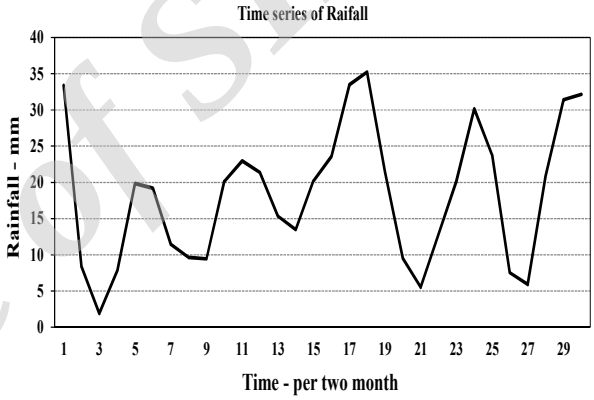

Fig. 8. Variation of Rainfall in Osku city

شکل ۸- منحنی تغییرات میزان بارندگی در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

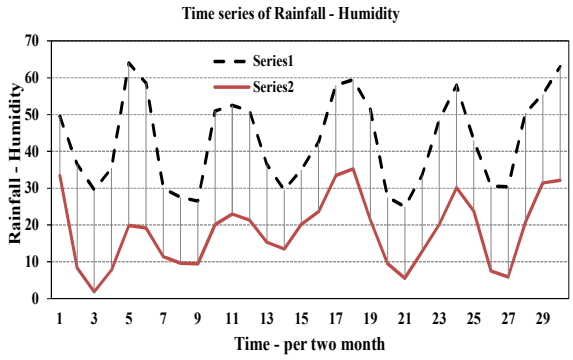

Fig. 9. Variation of Rainfall and Humidity in Osku city

شکل ۹- منحنی تغییرات همزمان بارش و میزان رطوبت در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

Archive of SID

www.SID.ir

۳-۱- مرحله پیش‌بینی زمانی

داده‌های مشاهداتی موجود در مدل‌سازی تجربی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی عموماً به لحاظ استفاده در مراحل مختلف و سه‌گانه آموزش،آزمایش و صحت‌سنجی دسته‌بندی می‌شوند و مورد استفاده قرار می‌گیرند. به‌منظور ارزیابی کارایی مدل‌های تجربی، شبکه عصبی مصنوعی عموماً از معیارهای استاندارد ریشه مربع متوسط خطا (RMSE) و ضریب تبیین (CE) استفاده می‌شود

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (۱)$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{N}(y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (۲)$$

که در این معادلات

N تعداد داده‌ها، y_i مقدار مشاهداتی، $\hat{y}_i$ مقدار محاسباتی حاصل از مدل و $\bar{y}_i$ میانگین داده‌های مشاهداتی می‌باشند. بدیهی است مدلی که در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی RMSE نزدیک صفر و CE نزدیک به یک داشته باشد، مدل مناسب تلقی خواهد شد. در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی پیشنهادی در این پژوهش از شبکه‌های سه لایه‌ای با الگوریتم آموزش LM و توابع فعال‌ساز غیر خطی برای لایه خروجی استفاده شده است. جدول ۱ موقعیت ایستگاه‌های انتخابی در مرحله پیش‌بینی زمانی را معرفی می‌کند.

بر اساس تحلیل‌های انجام شده در مورد انتخاب داده‌های ورودی مناسب از میان داده‌های در دسترس، مطابق جدول ۲ و به منظور پیش‌بینی مصرف در محل هر ایستگاه در دوره آینده، از مقدار بارش، دما، تبخیر، درصد رطوبت، تعداد ساعات آفتابی، جمعیت و میزان مصرف در یک دوره و شش دوره قبل استفاده می‌شود.

انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه میانی، شدیداً به مسئله مورد بررسی وابسته است. یک ساختار هندسی بهینه معمولاً به کوچک‌ترین شبکه سازگار با مسئله اتلاق می‌شود و این هندسه باید به روش سعی و خطا تعیین شود (Maier and Dandy, 2000). در این پژوهش تعداد نرون‌های شبکه در لایه میانی که توانایی نمایش ارتباط پیچیده و دینامیکی ورودی‌های مختلف با خروجی تعریف شده را داشته باشد، بر اساس روش سعی و خطا و تکرارهای متعدد تعیین شده است. این فرایند با انتخاب دو عدد نرون و افزایش آن با یک نرون در هر مرحله تا عدد ۲۰ به نتایج مندرج در جدول ۳ منجر شده است. همان‌طور که در جدول مشاهده می‌شود، به‌منظور انتخاب هندسه بهینه از معیارهای RMSE و CE در مراحل واسنجی و صحت‌سنجی مدل‌ها استفاده شد.

۳-۲- مرحله تخمین مکانی

روش کریجینگ یک تخمینگر درونیابی مکانی $Z(x_0)$، به‌منظور تعیین بهترین تخمین خطی ناریب در میدان ریاضی تصادفی مانای مرتبه دوم با میانگین مجهول به شکل زیر است

$$\underline{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^{n}\lambda_i Z(x_i) \quad (۳)$$

که در این معادله

$\underline{Z}(x_0)$ تخمین کریجینگ در محل x_0، $Z(x_i)$ مقدار نمونه‌برداری شده در محل x_i، λ_i ضریب وزنی برای $Z(x_i)$ و i شمارنده با تغییرات از ۱ تا n است که در آن n نشان دهنده تعداد نمونه‌ها است. خطای تخمین را می‌توان از معادله زیر محاسبه نمود

$$R(x_0) = \underline{Z}(x_0) - Z(x_0) = \sum_{i=1}^{n}\lambda_i \; Z(x_i) - Z(x_0) \quad (۴)$$

که در این معادله

$Z(x_0)$ مقدار صحیح در محل x_0 و $R(x_0)$ خطای تخمین است. برای یک تخمینگر ناریب، میانگین تخمین‌ها باید برابر میانگین واقعی باشد (Ma et al., 1999)

$$E(R(x_0)) = 0 \quad (۵)$$

$$\sum_{i=1}^{n}\lambda_i = 1 \quad (۶)$$

بهترین تخمینگر خطی ناریب باید دارای حداقل واریانس خطای تخمین باشد. کمینه‌سازی واریانس خطای تخمین تحت محدودیت ناریب بودن منجر به دستگاه معادلات جبری خطی هم‌زمان بر حسب ضرایب مجهول به‌صورت زیر می‌شود (Ma et al., 1999).

Archive of SID

www.SID.ir

جدول ۱- مختصات ایستگاه‌های منتخب

Table 1. Coordinates of selected points

Point Number	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
X(UTM)	1256	2010	1454	1540	2064	2516	1790	1891	1490	512	252
Y(UTM)	760	1135	1530	580	616	718	782	903	1237	1025	1488

جدول ۲- نمونه‌ای از نتایج تحلیل حساسیت ـ برای مشترک شماره ۸

Table 2. Sensivity analysis results for point 8

Sunshine houres	Evaporation	Humidity	Rainfall	Temperature	Pupolation	Consumption in Previous time duration	Consumption in sixth previous time duration	Calibration CE	Calibration RMSE	Validation CE	Validation RMSE
✓	✓	✓	✓	✓	✓	–	✓	0.91	1.12	0.82	1.21
✓	–	✓	✓	✓	✓	✓	✓	0.94	1.08	0.85	1.18
–	✓	✓	–	✓	✓	✓	✓	0.92	1.11	0.84	1.13
✓	✓	–	✓	✓	✓	✓	✓	0.93	1.08	0.83	1.20
✓	✓	✓	✓	✓	–	✓	✓	0.91	1.12	0.81	1.19
✓	–	✓	–	✓	✓	✓	✓	0.92	1.11	0.83	1.18
✓	✓	✓	–	✓	✓	✓	✓	0.92	1.10	0.84	1.14
–	–	–	✓	✓	✓	✓	✓	0.92	1.09	0.85	1.11
✓	✓	✓	✓	–	✓	✓	✓	0.91	1.08	0.82	1.12
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	–	0.91	1.16	0.83	1.20
–	✓	–	✓	✓	✓	✓	✓	0.92	1.07	0.82	1.11
–	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	0.94	1.07	0.85	1.11
✓	✓	–	–	✓	✓	✓	✓	0.92	1.17	0.81	1.21
✓	–	–	✓	✓	✓	✓	✓	0.92	1.08	0.86	1.10
–	–	✓	✓	✓	✓	✓	✓	0.93	1.08	0.85	1.12
✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓	**0.94**	**1.03**	**0.89**	**1.05**

جدول ۳- نتایج مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی در مدل ترکیبی

Table 3. Artificial Neural Network modeling results

Point Numbers	Coordinates		Structure	Epoch	Validation		Calibration	
	X(m)	Y(m)			RMSE	CE	RMSE	CE
1	1256	760	(5,11 ,1)	40	1.15	0.72	1.1	0.82
2	2010	1135	(8, 8,1)	100	1.12	0.86	1.09	0.93
3	1454	1530	(5,8 ,1)	100	1.1	0.85	1.07	0.92
4	1540	580	(5,8,1)	100	1.12	0.83	1.08	0.92
5	2064	616	(5,9,1)	80	1.13	0.78	1.07	0.86
6	2516	718	(5, 9,1)	80	1.11	0.8	1.06	0.88
7	1790	782	(5,10 ,1)	60	1.12	0.75	1.09	0.84
8	1891	903	(5,6,1)	140	1.05	0.86	1.03	0.94
9	1490	1237	(5,6 ,1)	140	1.06	0.87	1.04	0.93
10	512	1025	(5,7 ,1)	120	1.07	0.88	1.05	0.92
11	252	1488	(5,7 ,1)	120	1.08	0.86	1.04	0.94

Archive of SID

www.SID.ir

(۷)
$$E\left[\left(\sum_{i=1}^{n}\lambda_i Z(x_i)-Z(x_0)\right)^2\right]=Var\left[\sum_{i=1}^{n}\lambda_i Z(x_i)-Z(x_0)\right]$$

که در این معادله

Var تابع واریانس است. ضرایب وزنی λ_i را می‌توان با حل مسئله بهینه‌سازی به شکل کمینه‌سازی تابع یاد شده به همراه محدودیت مندرج در معادله ۶ با استفاده از ضرایب لاگرانژ μ، به‌صورت زیر تعیین نمود

(۸)
$$L(\lambda_i,\mu)=Var\left[\sum_{i=1}^{n}\lambda_i Z(x_i)-Z(x_0)\right]-2\mu\left(\sum_{i=1}^{n}\lambda_i-1\right)$$

شرط لازم برای رسیدن به مقدار بهینه برای λ_i و μ از مساوی صفر قرار دادن مشتق مرتبه اول معادله فوق حاصل می‌شود. بنابراین دستگاه معادلات جبری خطی برای λ_i و μ به فرم ماتریسی زیر نوشته می‌شود

$$\begin{pmatrix}\gamma_{11} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{1n} & 1\\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & & \gamma_{2n} & 1\\ \vdots & & & \vdots & \vdots\\ \gamma_{n1} & \gamma_{n2} & \dots & \gamma_{nn} & 1\\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0\end{pmatrix}\begin{pmatrix}\lambda_1\\ \lambda_2\\ \vdots\\ \lambda_n\\ \mu\end{pmatrix}=\begin{pmatrix}\gamma_{01}\\ \gamma_{02}\\ \vdots\\ \gamma_{0n}\\ 1\end{pmatrix} \qquad (۹)$$

پیش‌شرط کاربرد علم زمین آمار وجود ساختار فضایی بین داده‌های مشاهداتی نزدیک‌تر به هم است (خودهمبستگی مکانی). واریوگرام تجربی، معیاری از میزان عدم تجانس بین مقدار نمونه‌برداری نشده و داده‌های نزدیک است و لذا می‌تواند میزان خود همبستگی در فواصل مختلف را نمایش دهد. مقدار واریوگرام تجربی برای فواصل جداگانه h، نصف میانگین مربع اختلاف بین مقدار در محل $Z(x_i)$ و $Z(x_i+h)$ به‌صورت زیر می‌باشد

$$\gamma(h)=\frac{\left\{\sum_{i=1}^{n}\left[Z(x_i)-Z(x_i+h)\right]^2\right\}}{2n} \qquad (۱۰)$$

که در این معادله

n تعداد زوج داده در یک فاصله یا امتداد معین است. اگر مقدار $Z(x_i)$ و $Z(x_i+h)$ خود همبسته باشند، حاصل معادله فوق نسبت به زوج ناهمبسته، کوچک‌تر خواهد بود. با تحلیل واریوگرام تجربی مدل مناسب (نظیر کروی، گوسی یا نمایی) انتخاب و پارامترهای مدل (نظیر، دامنه تأثیر، اثر قطعه‌ای و سقف) در روش کریجینگ مورد استفاده قرار می‌گیرند(Issak & Srivastava 1989). در خاتمه مدل واریوگرام انتخابی به روش صحت‌سنجی مقطعی مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. از نظر تئوری، تفاوت اصلی بین کریجینگ معمولی (OK)، و کریجینگ عمومی (UK)، در وجود یا عدم وجود روند در داده‌های مورد بررسی است (Goovaerts 1999). واریوگرام دو بعدی علاوه بر نمایش وابستگی مکانی داده‌ها بر حسب فاصله (در حالت همسان)، همچنین بر حسب امتداد (در حالت ناهمسان) نیز می‌باشد. این واریوگرام، تغییرات نیم واریانس را در امتدادهای مختلف نمایش می‌دهد. در صورت وجود ناهمسانی با استفاده از این واریوگرام، امتدادهای اصلی نماینده ناهمسانی به راحتی تعیین و مدل واریوگرام مناسب ناهمسان انتخاب می‌شود. در این شکل محور z، نیم واریانس و محورهای x و y به ترتیب نمایش‌دهنده فاصله در امتدادهای شرقی-غربی و شمال- جنوبی می‌باشند. شکل ۱۱ نشان می‌دهد که از یک مدل همسان مکانی در مدل‌سازی مصرف آب در محدوده مطالعاتی می‌توان استفاده نمود.

در مرحله بعد با انتخاب مدل‌های مختلف ممکن برای واریوگرام شامل مدل‌های کروی، نمایی و گوسی و ارزیابی نتایج حاصل با معیار، RMSE بر اساس داده‌های مشاهداتی مطابق جدول ۴ مدل گوسی به‌عنوان مناسب‌ترین مدل تعیین و پیشنهاد شده است.

جدول ۴- نتایج ارزیابی مدل‌های مختلف واریوگرام

Table 4. Results of different Variogram models' evaluations

Variogram model	RMSE (m^3)
Exponential	3.24
Gaussian	0.35
Spherical	1.86

مدل گوسی انتخابی نشان داده شده در شکل ۱۲ توسط معادله زیر تعریف می‌شود

Archive of SID

www.SID.ir

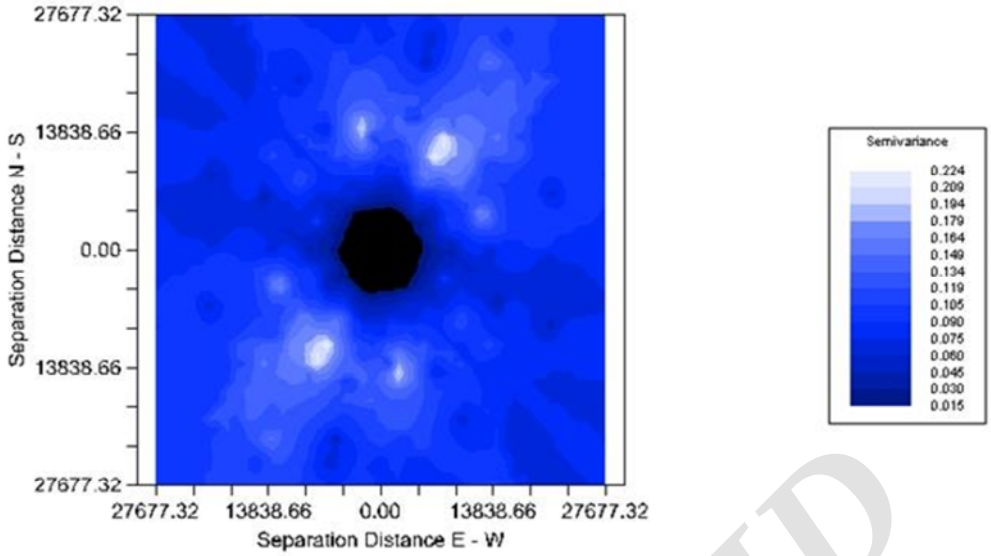

Fig. 11. Two dimensional Variogram
شکل ۱۱- واریوگرام دوبعدی

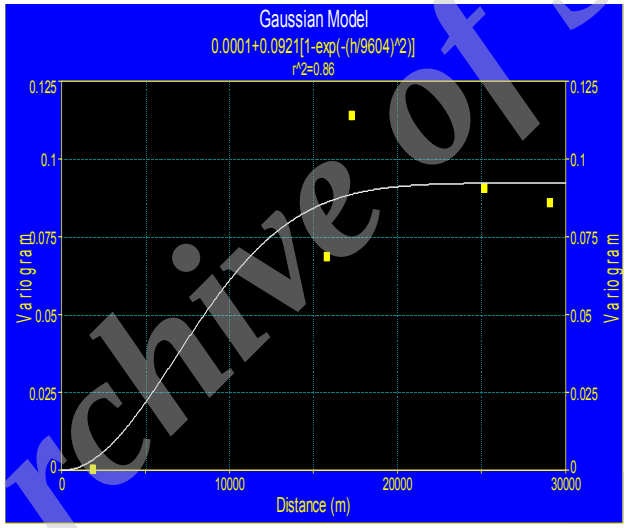

Fig. 12. Selected Variogram model
شکل ۱۲- مدل واریوگرام انتخاب شده

$$\gamma(h) = C_0 + C\left(1 - \exp\left(\frac{-h^2}{A_0^2}\right)\right) \qquad (۱۱)$$

که در این معادله

h فاصله، C_0 واریانس قطعه‌ای، C واریانس ساختاری و A_0 پارامتر دامنه تأثیر می‌باشند. دامنه تأثیر را می‌توان از معادله ۱۲ تعیین نمود

$$A=1.73A_0 \qquad (۱۲)$$

صحت سنجی مقطعی روشی برای کنترل سازگاری بین داده‌ها و مدل تخمین مکانی پیشنهادی است. در این روش نقاط یکی یکی، از مدل خارج و سپس مقدار کمیت در نقطه خارج شده توسط مدل، تخمین و با مقدار مشاهداتی مقایسه می‌شود. شکل ۱۳ نتایج روش صحت‌سنجی مقطعی را نشان می‌دهد. همان‌طوری که مشاهده می‌شود مدل زمین آمار پیشنهادی از درجه اعتبار بالایی برخوردار است.

Archive of SID
www.SID.ir

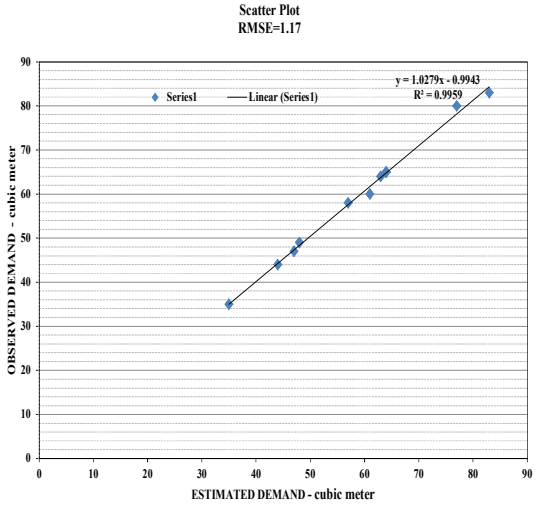

Fig. 13. Scatter plot for Geostatistical model

شکل ۱۳- نتایج صحت‌سنجی مقطعی مدل زمین آمار

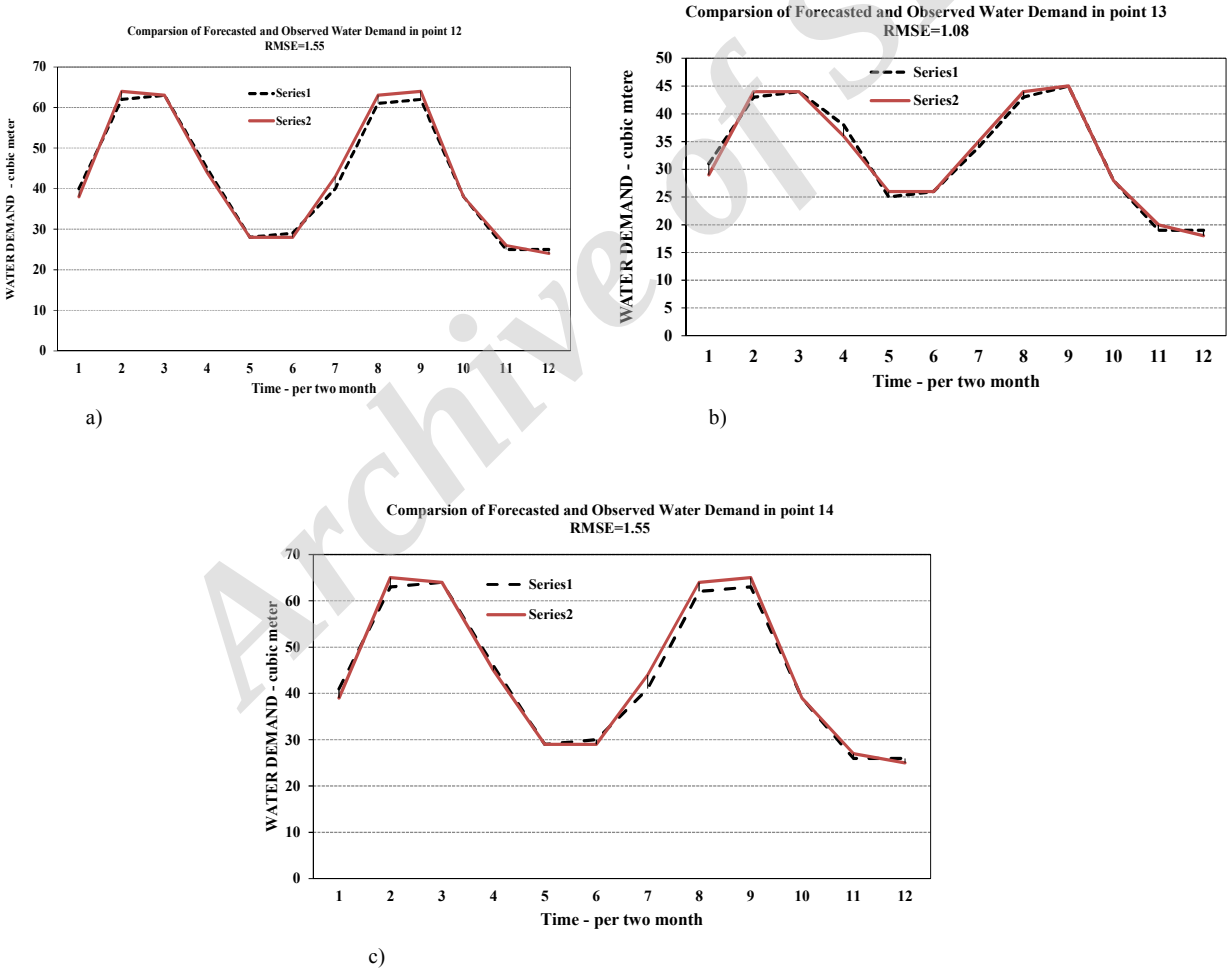

Fig. 14. Results of Hybrid model for: (a) point 12, (b) point 13 and (c) point 14

شکل ۱۴- نتایج مدل ترکیبی برای انشعاب‌های : (a) شماره ۱۲، (b) شماره ۱۳و (c) شماره ۱۴

Archive of SID

www.SID.ir

dx.doi.org/10.22093/wwj.2017.6731.1481

با استفاده از مدل ترکیبی تهیه شده، مقدار مصرف آب در محل سه انشعاب ۱۲و۱۳و۱۴ و در دوره زمانی ۲۴ ماه مطابق شکل ۱۴ پیش‌بینی و با ارقام مشاهداتی مقایسه شده‌اند. یادآوری می‌شود که داده‌های این سه ایستگاه در مراحل مدل‌سازی مورد استفاده قرار نگرفته‌اند.

۴- نتیجه‌گیری

نتایج به‌دست آمده از مدل ترکیبی را می‌توان به‌صورت زیر بیان نمود

شبکه‌های عصبی سه لایه MLP و الگوریتم آموزشی لونبرگ- مارکوات در پیش‌بینی مصرف آب در منطقه مورد مطالعه راندمان مناسبی از خود نشان دادند.

ساختار فضایی موجود بین ارقام مصرف در محدوده مورد مطالعه، با استفاده از مدل زمین آمار کریجینگ معمولی (OK)، همسان، به همراه واریوگرام گوسی به نتایج مناسبی منجر شد.

در مجموع، نتایج به‌دست آمده از مطالعه موردی رضایتبخش بود و نشان داد که مدل ترکیبی ابزار پیش‌بینی مناسبی در مدل‌سازی زمانی- مکانی مصرف آب شهری است.

۵- پیشنهادها

۱- با توجه به این که مدل پیشنهادی از داده‌هایی نظیر بارش متوسط ماهانه استفاده می‌نماید، ممکن است با افزودن مدل‌های پیش‌بینی بارش به‌صورت مستقل، به مدل ترکیبی، دقت مدل را افزایش داد.

۲- افزودن پارامترهای اقتصادی به مدل، مورد بررسی قرار گیرد.

۳- در مناطق با ویژگی ناهمگنی در مصرف به‌ویژه در شهرهای بزرگ، با استفاده از الگوریتم خوشه‌بندی مدل ترکیبی تکمیل شود.

۴- در صورت وجود اغتشاشات در داده‌های زمانی ناحیه مورد مطالعه افزودن مؤلفه ویولت به مدل ترکیبی می‌تواند قابل بررسی و مطالعه باشد.

References

Adamowski, J.F. 2008. Peak daily water demand forecast modeling using artificial neural networks. *Journal of Water Resources Planning and Management,*134 (2)**,** 119-128.

ASCE Task Committee 1990a. Review of geostatistics in geohydrology, Part I: Basic concepts. *Journal of Hydraulic Engineering*, 116**,** 612.

ASCE Task Committee. 1990b. Review of geostatstics in geohydrology, Part II: Applications. *Journal of Hydraulic Engineering*, 166**,** 633.

Bougadis, J., Adamowski, K.B. & Diduch, R. 2005. Short-term municipal water demand forecasting. *Hydrological Processes,* 19 (1)**,** 137-148.

Bowden, G.J., Maier, H. R. & Dandy, G.C. 2002. Optimal division of data for neurual network models in water resources applications. *Water Resources Research,* 38 (2)**,** 1-11.

Chang, N.B. & Makkeasorn, A. 2007. Water demand analysis in urban region by neural network models. *In Proceedings of the 8th Annual Water Distribution Systems Analysis Symposium,* doi.org/10.1061/40941(247)48.

Ghiassi, G.A., Zimbra, D.K.B. & Saidane, H.C. 2008. Urban water demand forecasting with a dynamic artificial neural network model. *Journal of Water Resources Planning and Management*, 134 (2)**,** 138-146.

Goovaerts, P. 1999. Geostatistics in soil science: State-of-the-art and perspectives. *Geoderma*, 89 (1-2)**,** 1-45.

Issak, E. H. & Srivastava, R. M. 1989. *Applied geostatistics*, Oxford University Press, New York.

Jain, A., Joshi, U.C. & Varshney, A.K. 2001. Short-term water demand forecast modeling at IIT Kanpur using artificial neural networks. *Water Resources Management,* 15 (5)**,** 299-321.

Jain, A., Joshi, U.C. & Varshney, A.K. 2000. Short-term water demand forecasting using artificial neural networks: IIT Kanpur experience. *In Proceedings of International Conference on Pattern Recognition,* 15 (2)**,** 459-462.

Archive of SID
www.SID.ir

Liu, J., Savenije, H.G. & Xu, J. 2003. Forecast of water demand in Weinan City in China using WDF-ANN model. *Physics and Chemistry of the Earth,* 28 (4-5)**,** 219-224.

Ma, T. S., Sophocleous, M. & Yu, Y. S. 1999. Geostatistical applications in groundwater modeling in south-central Kansas. *Journal of Hydrologic Engineering*, 4 (1)**,** doi.org/10.1061/(ASCE)1084-0699.

Maier, H. R. & Dandy, G. C. 2000. Neural network for the prediction and forecasting water resources variables: A review of modeling issues and applications. *Environ. Model. Softw*., 15 (1)**,** 101-124.

Michaelides, S.C., Pattichis, C.S. & Kleovoulou, G. 2001. Classification on rainfall variability by using artificial neural networks. *International Journal of Climatology,* 21**,** 1401-1414.

Milot, J., Rodriguez, M.J. & Serodes, J.B. 2002. Contribution of neural networks for modeling trihalomethanes occurrence in drinking water. *Journal of Water Resources Planning and Management,* 128 (5)**,** 370-376.

Msiza, I.S., Nelwamondo, F.V. & Marwala, T. 2007. Water demand forecasting using multi-layer perceptron and radial basis functions. *In Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks,* Olrando, FL, USA.

Stark, H.L., Stanley, S.J. & Buchanan, I. D. 2000. The application of artificial neural networks to water demand modeling. *Annual Conference Abstracts of Canadian Society for Civil Engineering,* Carpda.

Tabesh, M., Dini, M., Khoshkholgh, A.J. & Zahraei, B. 2008. Estimation of Tehran daily water demand using time series analysis. *Journal of Iran-Water Resources Research*, 4(2)**,** 57-56. (In Persian)

Yu, T.C., Zhang, T.Q., Mao, G.H. & Wu, X.G. 2004. Study of artificial neural network model for forecasting urban water demand. *Journal of Zheijiang University (Engineering Science),* 38 (9)**,** 1156-1161.

Yurdusev, M.A., Firat, M., Mermer, M. & Turan, M.E. 2009. Water use prediction by radial and feed-forward neural nets. *In Proceedings of the Institution of Civil Engineers: Water Management,* 162 (3)**,** 179-188.

Zhang, J., Song, R., Bhaskar, N.R. & French, M.N. 2007. Short-term water demand forecasting: A case study. *In Proceedings of the 8th Annual Water Distribution System Analyis Symposium,* Ohaio, USA.

Zhou, S.L., Mcmohon, T.A., Walton, A. & Lewis, J. 2000. Forecasting daily urban water demand: A case study of Melborne. *Journal of Hydrology,* 236**,**153-164.

Zhou, S.L., Mcmohon, T.A., Walton, A. & Lewis, J. 2001. Forecasting operation for an urban water supply zone. *Journal of Hydrology,* 259**,** 189-202.

Archive of SID

www.SID.ir