

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)

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.



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 ۹۶۷۱۱ پذیرش ۹۶۷۸۶)

برای ارجاع به این مقاله به صورت زیر اقدام فرمایید:

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)، ۹۸-۱۱۱. 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 به‌منظور 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- پیش‌بینی زمانی

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 مصرف‌کننده‌ها است (Stark et al., 2000). جین و همکاران مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های رگرسیون و سری زمانی را در پیش‌بینی کوتاه‌مدت

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) (Zhou et al., 2001). توانایی سیستم‌های هوشمند در مدل‌سازی سیستم‌های طبیعی، راهگشای ورود این روش‌ها در زمینه‌های



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 به کار 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. به همین 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. به عبارت 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 ناریب می‌باشند. به طور کلی زمین آمار را می‌توان یک روش سیستماتیک به منظور 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 به منظور پاسخگویی به مسائل تخمین متغیرهای مکانی است (ASCE, 1990a). در زمین آمار از روش‌های مختلف تخمین SK^۱، OK^۲، UK^۳، LK^۴،

مصرف آب در هند مقایسه نمودند. نتایج به دست 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 به کار 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 به کار بردند. نتایج حاصل نشان دهنده دقت و صحت بسیار خوب این مدل بوده است (Yu et al., 2004). بوگادیس و آداموسکی مدل‌های رگرسیون، سری‌های زمانی و شبکه عصبی مصنوعی را برای پیش‌بینی مصرف آب در شهر اتاوا کانادا به کار 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 به کار 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 به دست 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). غیائی 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

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



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 مصرف‌کننده (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 کمی 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 مشاهده‌شده 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 مشاهده‌شده 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.

DK^۱ و IK^۲ 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 نارایب است. زمانی که مقدار میانگین معلوم نباشد از روش دیگری به نام کرایجینگ معمولی (OK)، می‌توان استفاده نمود.

در صورتی که متغیر ناحیه‌ای دچار دریافت 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.

¹ Disjunctive Kriging
² Indicator Kriging



بر پایه آمار ایستگاه هواشناسی سهند متوسط بارش سالانه در محدوده مورد مطالعه ۲۸۸ میلی متر است. بر اساس همین آمار فروردین و اردیبهشت، پر باران ترین و مرداد و شهریور کم باران ترین ماه های سال در منطقه است. متوسط درجه حرارت سالانه محدوده مطالعاتی ۱۳ درجه سلسیوس است. به طور کلی حداکثر و حداقل دمای مطلق مشاهداتی به ترتیب ۳۹ درجه سلسیوس بالای صفر (در مرداد ماه) و ۱۶ درجه سلسیوس زیر صفر (در بهمن ماه) 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 داده ها، در این پژوهش از داده های مأخوذه ماهانه طی سالهای ۱۳۸۶ تا ۱۳۹۰ از ایستگاه هواشناسی سهند و شرکت آب و فاضلاب استان آذربایجان شرقی استفاده می شود. شکل ۳ موقعیت مشترکان با آمار ماهانه مناسب برای استفاده در مدل سازی را نشان می دهد.

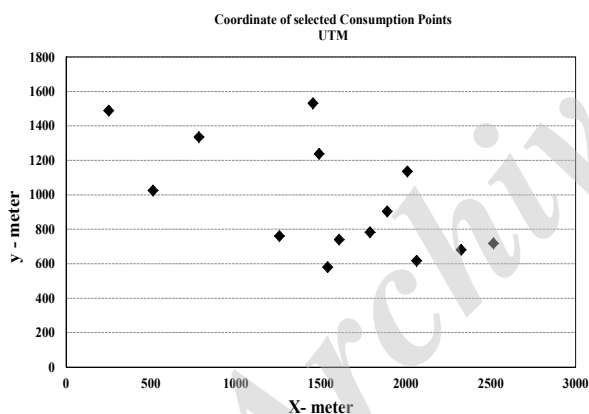


Fig. 3. Coordinates of the consumption points in the study area in UTM system

شکل ۳- موقعیت مکانی نقاط مصرف و (مشترکان)، در محدوده مورد مطالعه در سیستم UTM

شکل ۴ به صورت نمونه، توزیع زمانی مصرف آب برای مشترکان ۲، ۸ و ۱۳ را نشان می دهد. لازم به توضیح است که اطلاعات سه مشترک ۱۲ و ۱۳ و ۱۴ وارد مرحله مدل سازی نشد و صرفاً به منظور ارزیابی مدل نهایی و پیشنهادی از آن ها استفاده شد. شکل ۵ نوسانات پرریز دما در شهر اسکو را به خوبی نمایش می دهد.

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 و چهار دقیقه و سی و نه ثانیه عرض شمالی مطابق شکل ۲ واقع شده است.

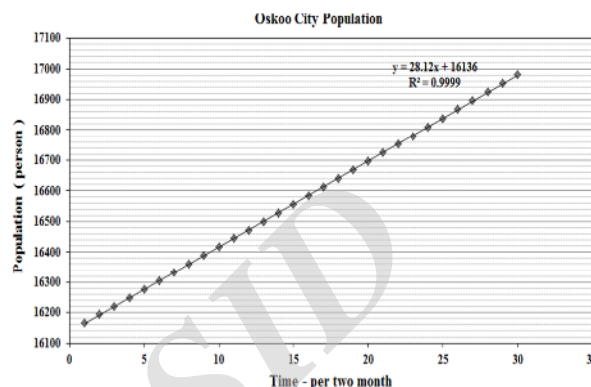


Fig. 1. Population in Oskoo city
شکل ۱- توزیع جمعیت در شهر اسکو



Fig. 2. Situation of Oskoo city in East Azarbaijan
شکل ۲- موقعیت شهر اسکو در استان آذربایجان شرقی

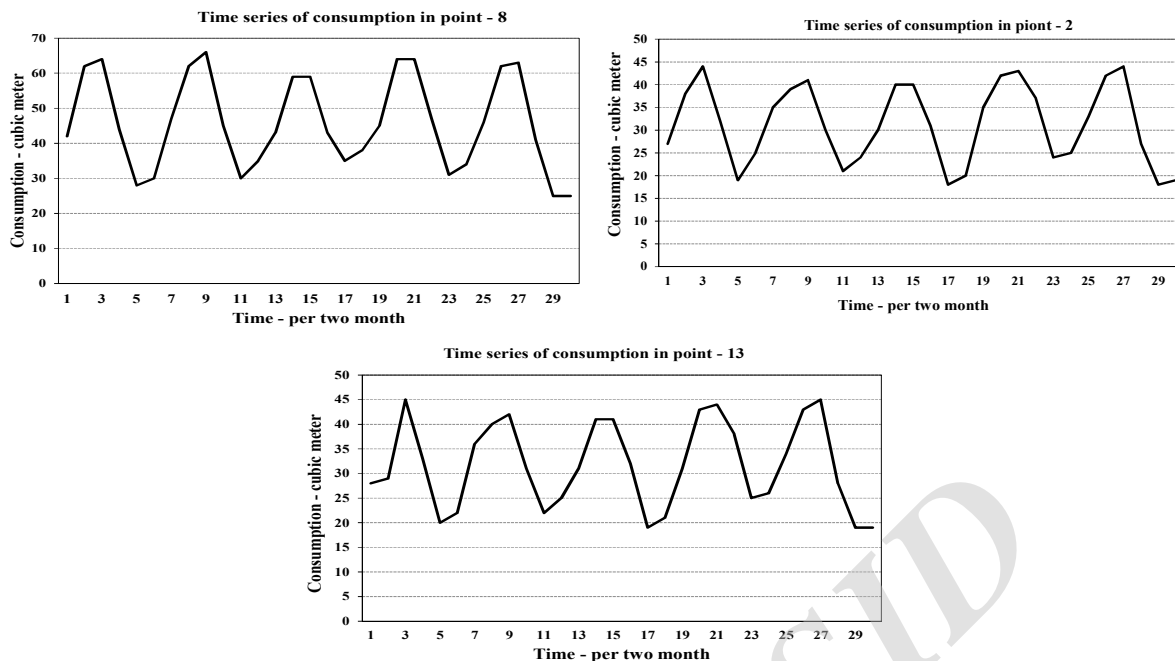


Fig. 4. Consumption variation for selective points (2, 8 and 13)
 شکل ۴- نمودار تغییرات زمانی مصرف برای مشترکان منتخب (۲، ۸ و ۱۳)

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 تحت الشعاع خود قرار دهد. شکل ۱۰ منحنی تغییرات ساعات آفتابی در محدوده مطالعاتی را نشان می‌دهند.

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.

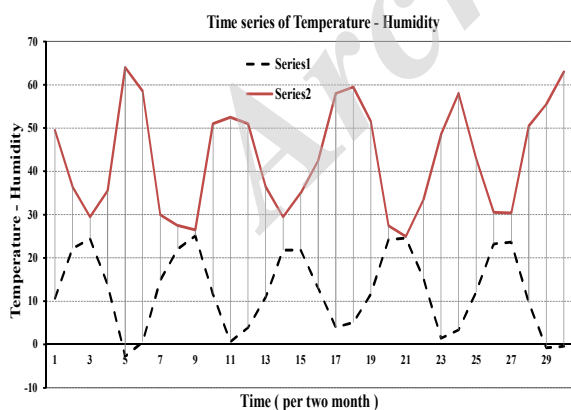


Fig. 6. Variation of Temperature and Humidity in Osku city

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

بارندگی یکی دیگر از پارامترهای اقلیمی تأثیر گذار بر میزان مصرف آب می‌تواند در نظر گرفته شود. شکل ۸ تغییرات میزان

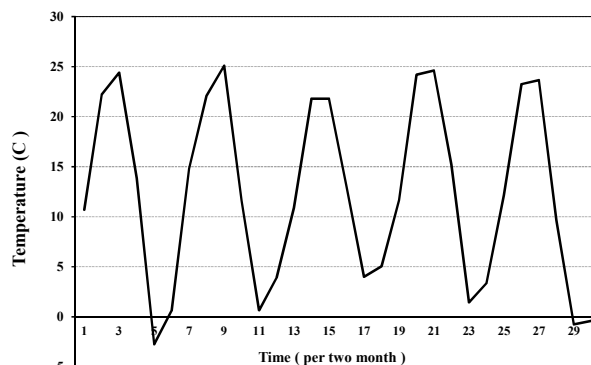


Fig. 5. Variation of Temperature in Osku city

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



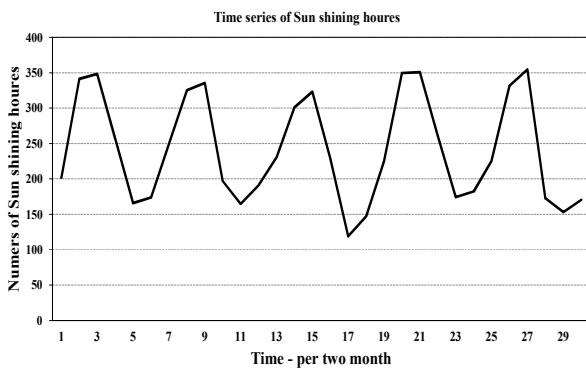


Fig. 10. Variation of Numbers of sunshine hours in Osku city
شکل ۱۰- منحنی تغییرات ساعات آفتابی در فواصل زمانی دو ماه در شهر اسکو

۳- مدل سازی

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 زمین‌آمار 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، به‌منظور 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 زمین‌آمار نسبت به برآورد میزان مصرف آب در محل سه ایستگاه باقیمانده در دو ماه بعد، اقدام شد و در خاتمه بر اساس مقادیر مشاهداتی، ارزیابی مدل ترکیبی صورت گرفت.

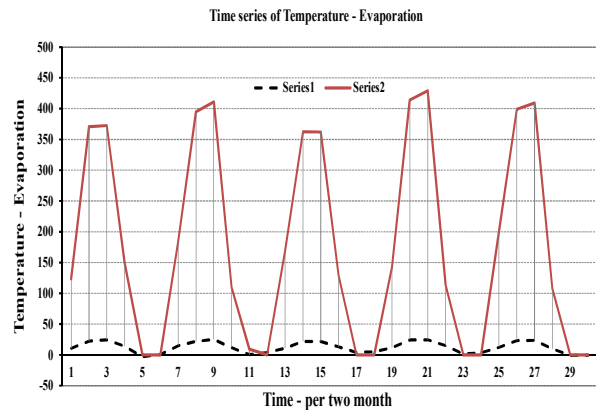


Fig. 7. Variation of Temperature and Evaporation in Osku city

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

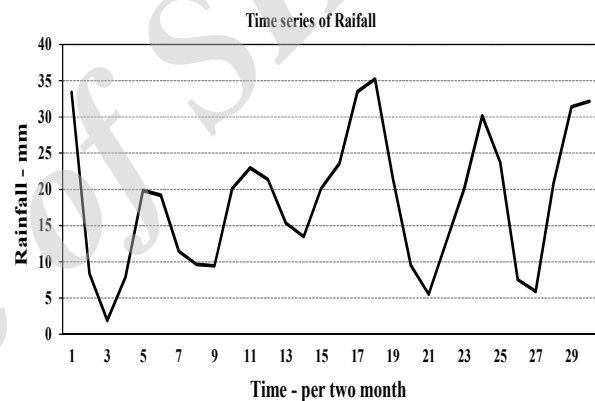


Fig. 8. Variation of Rainfall in Osku city

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

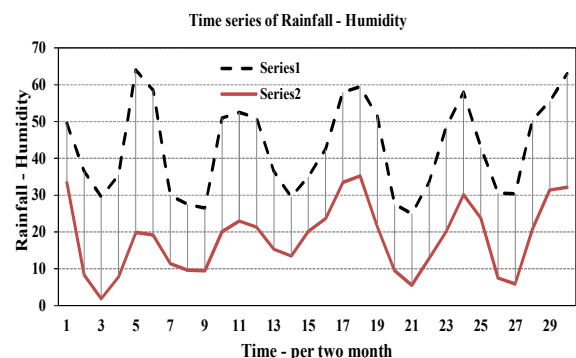


Fig. 9. Variation of Rainfall and Humidity in Osku city

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

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

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

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

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 اطلاق 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

$$\underline{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (3)$$

که در این معادله

$Z(x_0)$ تخمین کریجینگ در محل x_0 مقدار نمونه‌برداری شده در محل x_i ، λ_i ضریب وزنی برای $Z(x_i)$ و i شماره‌دهنده 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

$$R(x_0) = \underline{Z}(x_0) - Z(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) - Z(x_0) \quad (4)$$

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)

$$E(R(x_0)) = 0 \quad (5)$$

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \quad (6)$$

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).



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 - برای مشترک شماره ۸
Table 2. Sensivity analysis results for point 8

Sunshine hours	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



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، کوچک تر 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 نمایش دهنده 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

$$E\left[\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) - Z(x_0)\right)^2\right] = \text{Var}\left[\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) - Z(x_0)\right] \quad (7)$$

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 ، به صورت زیر تعیین نمود

$$L(\lambda_i, \mu) = \text{Var}\left[\sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) - Z(x_0)\right] - 2\mu\left(\sum_{i=1}^n \lambda_i - 1\right) \quad (8)$$

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

$$\begin{pmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} & \dots & \gamma_{1n} & 1 \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} & & \gamma_{2n} & 1 \\ \vdots & & & \vdots & \vdots \\ \gamma_{n1} & \gamma_{n2} & \dots & \gamma_{nn} & 1 \\ 1 & 1 & \dots & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_1 \\ \lambda_2 \\ \vdots \\ \lambda_n \\ \mu \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \gamma_{01} \\ \gamma_{02} \\ \vdots \\ \gamma_{0n} \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

پیش شرط کاربرد علم زمین آمار وجود ساختار فضایی بین داده‌های مشاهداتی نزدیک تر به هم است (خودهمبستگی مکانی). واریوگرام تجربی، معیاری از میزان عدم تجانس بین مقدار نمونه برداری 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 $Z(x_i+h)$ به صورت زیر می‌باشد

$$\gamma(h) = \frac{\left\{ \sum_{i=1}^n [Z(x_i) - Z(x_i+h)]^2 \right\}}{2n} \quad (10)$$



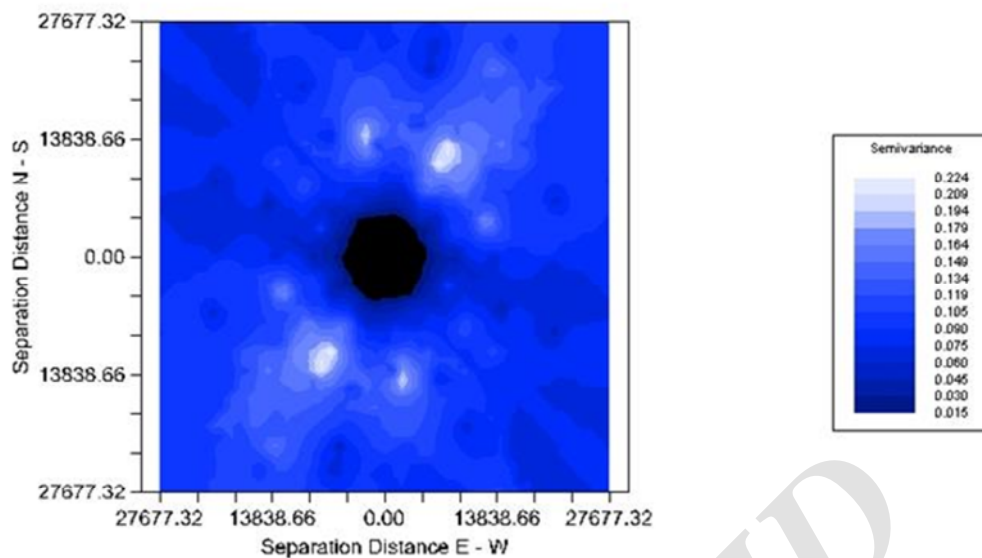


Fig. 11. Two dimensional Variogram
شکل ۱۱- واریوگرام دوبعدی

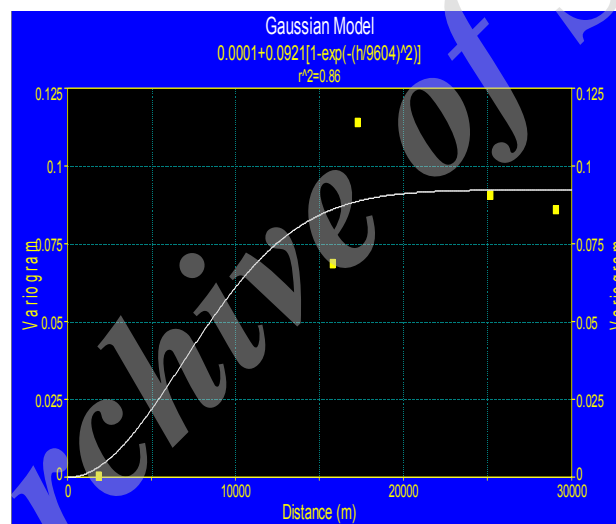


Fig. 12. Selected Variogram model
شکل ۱۲- مدل واریوگرام انتخاب شده

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 صحت سنجی مقطعی را نشان می‌دهد. همان طوری که مشاهده می‌شود مدل زمین آمار پیشنهادی از درجه اعتبار بالایی برخوردار است.

$$\gamma(h) = C_0 + C \left(1 - \exp\left(\frac{-h^2}{A_0^2}\right) \right) \quad (11)$$

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

$$A = 1.73A_0 \quad (12)$$



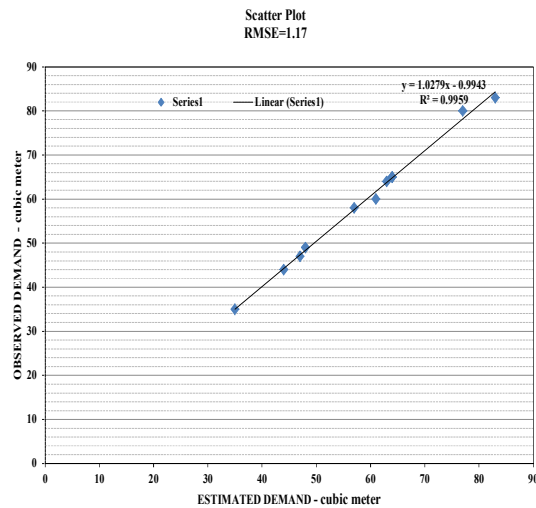


Fig. 13. Scatter plot for Geostatistical model

شکل ۱۳- نتایج صحت سنجی مقطعی مدل زمین آمار

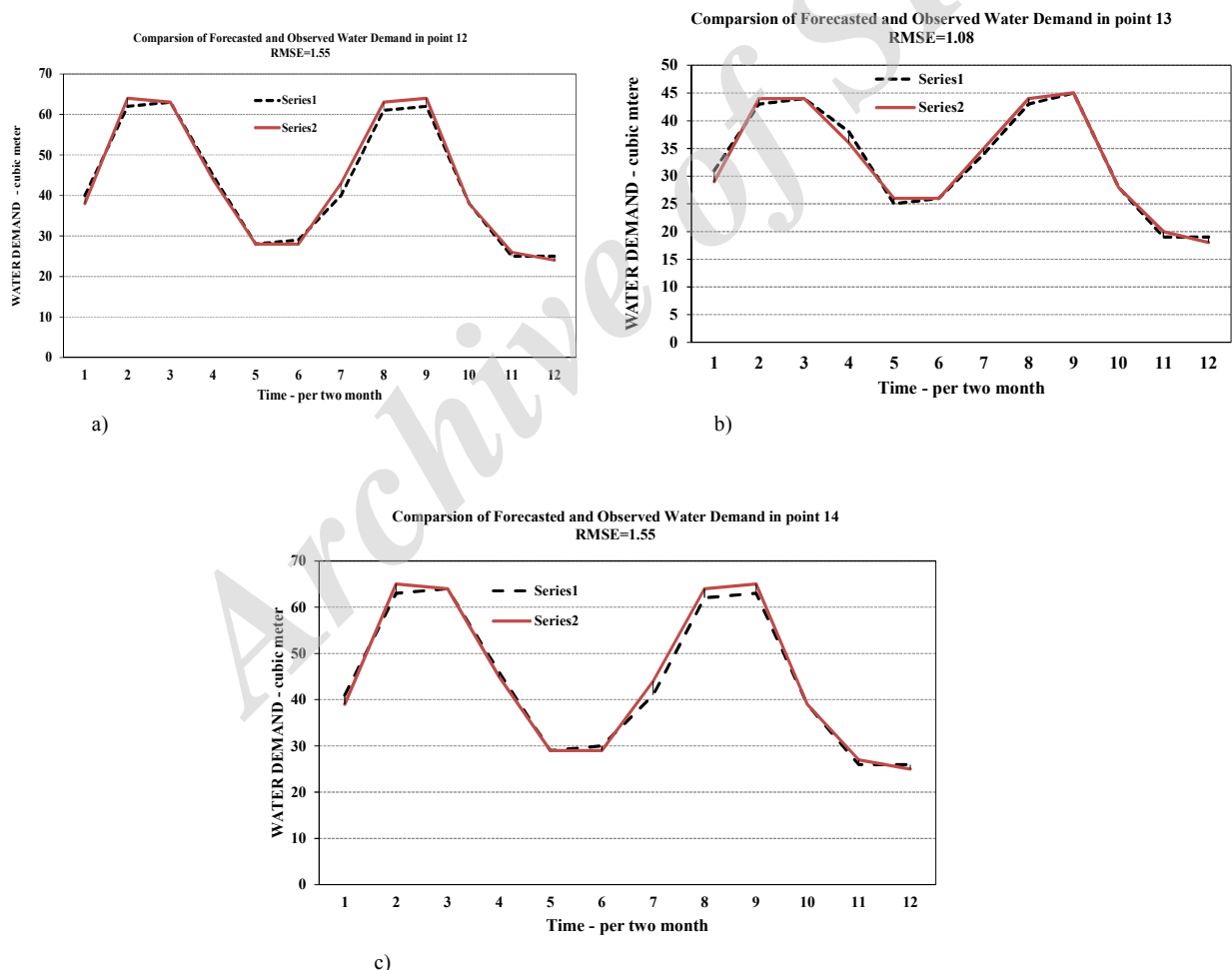


Fig. 14. Results of Hybrid model for: (a) point 12, (b) point 13 and (c) point 14

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



در مجموع، نتایج به دست 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 به صورت 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 به ویژه 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.

با استفاده از مدل ترکیبی تهیه شده، مقدار مصرف آب در محل سه انشعاب ۱۲ و ۱۳ و ۱۴ 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 به دست آمده از مدل ترکیبی را می‌توان به صورت زیر بیان نمود

شبکه‌های عصبی سه لایه MLP و الگوریتم آموزشی لوبنبرگ- 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.

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 geostatistics 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 neural 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.



- 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*, Orlando, 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 Zhejiang 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 Analysis Symposium*, Ohaio, USA.
- Zhou, S.L., Mcmohon, T.A., Walton, A. & Lewis, J. 2000. Forecasting daily urban water demand: A case study of Melbourne. *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.

