مدیریت و تحلیل غیرخطی سیستم گندزدایی شبکههای توزیع آب با استفاده از روشهای دادهمحور

محمد ذونعمت كرماني ، مجيد جماليزاده ، عبداله رمضاني چرمهينه "

۱ – دانشیار، بخش مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران (نویسنده مسئول) zounemat@uk.ac.ir ۲– دانشآموخته کارشناسی ارشد مهندسی و مدیریت ساخت، گروه عمران، دانشگاه آزاد اسلامی واحد سیرجان، سیرجان، ایران ۳– دانشآموخته کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، بخش مهندسی آب، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

(دریافت ۹٤/۹/۳ پذیرش ۹۵/٦/۱)

چکیدہ

به منظور تأمین آب آشامیدنی سالم و حذف عوامل بیماریزا در شبکههای توزیع آب، از واحد کلرزنی استفاده می شود. یکی از شیوههای مناسب برای تحلیل عملکرد کلر درون شبکه آبرسانی، استفاده از روشهای داده محور است. در پژوهش حاضر شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP) با سه الگوریتم آموزش کاهش شیب، شیب مزدوج و BFGS به همراه ماشین بردار پشتیبان (SVM) با تابع کرنل RBF در برآورد غلظت کلر باقیمانده در شبکههای آبرسانی احمدآباد دئفه و اهروییه واقع در استان کرمان مورد استفاده قرار گرفت. در این پژوهش دافر مشین بردار پشتیبان (SVM) با سه الگوریتم آموزش کاهش شیب، شیب مزدوج و BFGS به همراه ماشین بردار پشتیبان (SVM) با تابع کرنل RBF در برآورد غلظت کلر باقیمانده در شبکه های آبرسانی احمدآباد دئفه و اهروییه واقع در استان کرمان مورد استفاده قرار گرفت. در این پژوهش دادههای روزانه شامل دبی آب تولیدی، مصرف کلر و کلر باقیمانده از ابتدای سال ۱۳۹۱ تا پایان ۱۳۹۳ به مدت ۳ سال به کار گرفت. شد. بر می منظور ارزیابی عملکرد مدلهای مورد بررسی از معیارهای راندمان نش ساکلیف(NN)، ریشه میانگین مربعات خطا(MSP)، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و کره براسی از معیارهای راندمان نش ساکلیف(NN)، ریشه میانگین مربعات خطا(MASE)، میانگین مربعات خطا(MMSE)، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و کره برسی از معیارهای راندمان نش ساکلیف(NN)، ریشه میانگین مربعات خطا(MASE)، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و کره برای مدرسی از معیارهای ارزیابی، مدل PM با الگوریتم BFGS در ۹۰ درصد و با الگوریتم شیب مزدوج در ۹۰ درصد و با الگوریتم شیب منود در بی برابر با می مزدوج در ۹۰ درصد موارد نسبت به نتایج کل مدلها برتری داشتند، در حالی که مدل PM بر پایه الگوریتم کاهش شیب و مدل SVS در میزوج مزدوج در بر در نوده اند. با توجه به معیارهای ارزیابی، مدل PM بر پایه الگوریتم کاهش شیب و مدل SVA درصد موارد نسبت به نتایج کل مدلها برتری در می مربع تر PM بر پایه الگوریتم کاهن مربود و در ۹۰ درصد و با الگوریتم قروج در ۹۰ درصد و با الگوریتم می مزدوج در ۹۰ درصد و با الگوریتم SUB بر می می می برع بری و مدن بر ۶ بره می می بر در به می می برع بر یا و مدل PM بر پایه الزوری باری و مدل ۹۰ کر در می می بر بازی در مربود و در ۹۰ مرمد و بر و مدن مدور در کاه می می بروزی در مدوی می مردو و مدوری به می بر بر می و مدل ۹۰ کر در می مدو به مروری که مر

واژههای کلیدی: گندزدایی، روشهای دادهمحور، کلر باقیمانده، شبکه پر سپترون، ماشین بردار پشتیبان

۱ – مقدمه

از بین گندزداهای مختلف، کلر و مشتقات آن بهدلیل پایین بودن هزینه نسبی، سهولت کاربرد و قابلیت از بین بردن میکروارگانیسمهای بیماریزا در شبکههای توزیع آب آشامیدنی، بهطور گسترده به کار میروند(Tabesh et al. 2011). یکی از شیوه های مناسب برای تحلیل عملکرد کلر درون شبکه آبرسانی، استفاده از روش های غیر خطی داده محور از جمله شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان است، زیرا افزون بر لزوم مدیریت مناسب هزینه در زمینه مصرف کمتر کلر، رعایت ضوابط مدیریت مناسب هزینه در زمینه مصرف کمتر کلر، رعایت ضوابط استاندارد در مورد میزان کلر باقیمانده در آب نیز الزامی است (The Standard and Industrial Research Organization 1997). در ارتباط با مدل سازی و تحلیل کلر در شبکههای آبرسانی،

پژوهش هایی در داخل و خارج از کشور انجام شده است که در ادامه به برخی از آن ها اشاره می شود. در سال ۱۳۸۶، عدل و همکاران خطر نشت گاز کلر را در ایستگاه های کلرزنی سیستم آب در شهر تهران با استفاده از روش تجزیه و تحلیل درخت خطا مورد ارزیابی قرار دادند. بر اساس یافته های حاصل از پژوهش یاد شده، یکی از مهم ترین عوامل نامطلوب بودن ایستگاه کلرزنی، ناشی از خطای پرسنل و فشار کاری است (Adl et al. 2008). میرانزاده و همکاران در سال ۱۳۹۰ رابطه بین میزان کدورت، کیفیت میکربی و زا مورد بررسی قرار دادند. نتایج مبین مطلوب نبودن بیش از ۵۷ را مورد بررسی قرار دادند. نتایج مبین مطلوب نودن است کاشان درصد میزان کلر باقیمانده در آب مصرفی روستاهای شهرستان کاشان درصد میزان کلر باقیمانده در آب مصرفی روستاها بوده است سال ۱۳۹۰ مدل سازی و ارزیابی ریسک انتشار گاز کلر در سال ۱۳۹۰ مدل سازی و ارزیابی ریسک انتشار گاز کلر در

¹ Artificial Neural Network (ANN)

² Support Vector Machine (SVM)

محیط زیست از ذخیرهسازی این ماده سمی مورد ارزیابی قرار دادند. با توجه به مضرات ناشی از نشت گاز کلر، پیشنهاد حاصل از این پژوهش بر پایه استفاده از روش های نوین و جایگزین برای گندزدایی آب بنا شده است (Salehi Artimani et al. 2012). در سال ۱۳۹۰، تابش و همکاران به بهینه سازی میزان تزریق کلر در شبکههای آبرسانی توسط الگوریتم ژنتیک پرداختند. در پژوهش صورت گرفته میزان تزریق کلر در محلهای تزریق با تلفیق یک مدل تحليل هيدروليكي و مدلسازي كيفي با وجود يك مدل غيرخطي الگوريتم ژنتيک بهينه شد. نتايج حاصل از اين بهينهسازي، حاکی از کاهش کلر مصرفی در شبکه بوده است و درصد قرارگیری مقدار کلر باقیمانده در شبکه در محدوده استاندارد افزایش نشان داده است (Tabesh et al. 2011). اصل هاشمی در سال ۱۳۹۱ کلر باقیمانده در منابع آب شرب شهری و روستایی استان ایلام را مورد بررسی قرار داد. نتایج نشان داد که کلر باقیمانده آب از کل نمونههای گرفته شده، در مراکز شهری ۹۰ درصد مطلوب و ۱۰ درصد نامطلوب و در مناطق روستایی، ۷۵ درصد مطلوب و ۲۵ درصد نامطلوب بودهاند (Aslhashemi 2012). در یژوهش رودریگز و سرودز در سال ۱۹۹۹، روش های مدل سازی خطی تجربي و غیرخطي بهمنظور مدل نمودن ميزان کلر باقيمانده در شبکههای آبرسانی شهری بررسی شد Rodriguez & Serodes). 1999)

بادن و همکاران در سال ۲۰۰۶ با استفاده از شبکه عصبی رگرسیونی، به پیش بینی میزان کلر باقیمانده درون شبکههای آبرسانی در شهر آدلاید استرالیا پرداختند. یافته ها بیانگر مناسب بودن شبکه عصبی مصنوعی رگرسیونی و معرفی آن بهعنوان ابزاری کار آمد برای پیش بینی وضعیت کلر باقیمانده در شبکه های آبرسانی بوده است (Bowden et al. 2006). گیبس و همکاران در سال ۲۰۰۶ روابط میان اضمحلال کلر و پارامترهای توزیع آب را با استفاده از روش های داده محور مورد کنکاش قرار دادند. برای این منظور از روش داده محور شبکه عصبی پرسپترون^۱، رگرسیون خطی شبکه عصبی پر سپترون نسبت به سایر روش های داده محور بوده شبکه عصبی پر سپترون نسبت به سایر روش های داده محور بوده پیش بینی روند اضمحلال دی اکسید کلر در شبکه های آبرسانی با

استفاده از یک شیوه نیمه تجربی پرداختند. یافته ه ای به دست آمده نشان از توانایی مناسب مدل نیمه تجربی در شبیه سازی روند اضمحلال دی اکسید کلر داشته است (Ammer et al. 2014). در سال ۲۰۱۴، نجاری و همکاران اضمحلال کلر را در یک شبکه آبرسانی در شهر بارسلون اسپانیا مدل سازی نمودند. به این منظور از روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی شبکه استفاده شد (Nejjari) روش الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی شبکه استفاده شد (Nejjari) باقیمانده درون شبکه را با استفاده از مدل عددی بررسی کردند (باقیمانده درون شبکه مرا با استفاده از مدل عددی بررسی کردند استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و الگوریتم ژنتیک نسبت به کنترل بهینه کلر در شبکه توزیع آب در استرالیا اقدام کردند (۲۰۱۶ میزان در سال ۲۰۱۶، در سال ۲۰۱۵، میزان میل با مدل سازی و پیش بینی میزان غلظت کلر را در یک شبکه آبرسانی مدل سازی و پیش بینی میزان غلظت کلر را در یک شبکه آبرسانی در ترکیه با به کارگیری روش های استوکستیک خودبازگشتی انجام دادند.

نتایج بیانگر قابلیت مناسب روش های خودبازگشتی در پیش بینی غلظت کلر بوده است (Karadirek et al. 2016). در سال ۲۰۱۶، کارادیرک و همکاران به بررسی میزان کلر در ۱۸ شبکه آبرسانی شهری با استفاده از یک سامانه برخط پرداختند. نتایج کارایی مناسب سامانه در گردآوری اطلاعات و مدیریت کیفی شبکه را نشان داده است (Karadirek et al. 2016).

از یک سو اهمیت زیاد میزان کلر باقیمانده در سیستم گندزدایی شبکههای توزیع آب و از طرف دیگر توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان به عنوان روش های داده محور در کشف روابط غیر خطی و پیچیده در بین پارامترهای یک سیستم موجب شد که در این پژوهش مدل سازی میزان کلر باقیمانده با روش های ANN و SVM انجام شود. این پژوهش با هدف ارزیابی کارایی روش های داده محور شامل شبکههای عصبی مصنوعی بهعنوان یکی از کارآمدترین روش های داده محور و ماشین بردار پشتیبان به عنوان یکی از روش های نوین داده محور به منظور مدیریت و تحلیل سیستم گندزدایی شبکه آبرسانی با استفاده از تخمین غلظت کلر باقیمانده انجام شد. برای نیل به این هدف آمار و اطلاعات دو شبکه آبرسانی روستایی احمدآباد دنفه و اهروییه واقع در استان کرمان مدل سازی شد.

¹ Perceptron Neural Network

۲ – مواد و روشها

در پژوهش حاضر از روش های دادهمحور با قابلیت های فراگیری در مرحله آموزش و صحتسنجی در مرحله آزمون با محوریت مدل سازی غلظت کلر استفاده شده است. از این رو در ادامه به معرفی روش های دادهمحور مورد استفاده شامل شبکه عصبی مصنوعی و ماشینبردار پشتیبان پرداخته شده است.

۲-۱- شبکه عصبی مصنوعی

شبکه عصبی پرسپترون چند لایه ^۱ از یک لایه ورودی، تعدادی لایه پنهان و یک لایه خروجی تشکیل شده است. مدل عمومی شبکه پرسپترون، شبکه جلورونده با روال آموزش انتشار به عقب است. روال انتشار به عقب به این معناست که پس از مشخص شدن خروجی شبکه، ابتدا وزن های لایه پایانی تصحیح شده و سپس بهتر تیب، وزنهای لایههای قبلی تصحیح می شوند (Abraham 2005).

۲-۲ ماشین بردار پشتیبان

 $f(x) = w.\phi(x) + b$ در مدل SVM از مجموعه توابع به صورت SVM از مجموعه توابع به صورت sv. (ϕ و ϕ مقدار برای پیش بینی استفاده می شود که w وزن بردار پشتیبان در مسائل رگرسیون، از تابع تلفات⁷ به نام π غیر حساس⁴ استفاده می شود که خطاهایی که در یک فاصله معین از مقادیر واقعی می باشند را نادیده می گیرد (شکل ۱) (Smola & Scholkopf 2004).

بنابراین امکان دارد نتوان میزان خطای کمتر از ع را لحاظ کرد و باید مقداری انحراف از ع را مجاز شمرد. این انحراف بـهصورت رابطه ۱ بیان میشود

$$\left|\xi\right|_{\varepsilon} = \begin{cases} 0 & \text{if } \left|\xi\right| \le \varepsilon \\ \left|\xi\right| - \varepsilon & \text{otherwise} \end{cases}$$
(1)

انحراف مذکور با منظور نمودن متغیرهای کمبود م^{*}ع و ^{*}ج در رابطه ۲ لحاظ میشود و در ادامه بر اساس اصل کمینهسازی خطای







ساختاری، محدوده خطا بهوسیله مسئله بهینهسازی در رابطه ۲ بهینه می شود

$$\begin{aligned} \text{Minimize} &: \frac{1}{2} (\text{w.w}) + C \sum_{i=1}^{N} (\xi_{i} + \xi_{i}^{*}) \\ \text{Constraints} &: \begin{cases} y_{i} - [w.\phi(x_{i}) + b] \leq \varepsilon + \xi_{i} \\ [w.\phi(x_{i}) + b] - y_{i} \leq \varepsilon + \xi_{i}^{*} \\ \xi_{i}, \xi_{i}^{*} \geq 0 \end{cases}, \quad i = 1, 2, ..., N \end{aligned}$$

که $(x_i) \phi(x_i)$ پارامتر یا ویژگی ورودی و y_i مقدار هدف است. ٤ محدوده لوله تقریب را تعیین می کند و C ثابت گنجایش است که خطای مربوط به انحراف بیشتر از ٤ را کنترل می کند. برای حل مسئله باید مقادیر C، ٤ و پارامترهای مربوط به تابع کرنل^۵ انتخابی مشخص باشند که دقت در تعیین آنها در کاهش خطای مسئله تأثیرگذار است (Dibike et al. 2001). شکل کلی تابع کرنل در رابطه ۳ مشخص شده است که نگاشت پارامترها و الگوهای ورودی را با معرفی توابع ویژگی $(x)\phi$ امکان پذیر می کند. در این حالت الگوهای ورودی به فضایی با ابعاد بیشتر نگاشت می یابند به طوری که در فضای نگاشت یافته می توان به صورت خطی رگرسیون گیری

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}_{i},\mathbf{x}_{j}) = \phi(\mathbf{x}_{i}).\phi(\mathbf{x}_{j}) \tag{(7)}$$

تابع کرنل RBF^۶ رابطه ۴ بهعنوان یکی از پرکاربردتـرین تــوابع در ماشینبردار پشتیبان معرفی شده است (Yu et al. 2006)

⁶ Radial Basis Function (RBF)



¹ Multi-layer Perceptron Neural Network (MLP)

² Bias Loss function

 $^{4 \}epsilon - insensitive$

e – Insensitive

⁵ Kernel function

$$K(\mathbf{x}_{i}, \mathbf{x}_{j}) = \exp(-\gamma \left| \mathbf{x}_{i} - \mathbf{x}_{j} \right|^{2})$$
(*)

۲-۳- مطالعه موردي

در پژوهش حاضر از دادههای روزانه مربوط به شبکههای آبرسانی روستاهای احمدآباد دئفه رفسنجان و اهروییه بردسیر واقع در استان کرمان از ابتدای سال ۱۳۹۱ تا پایان ۱۳۹۳ (بهمدت ۳ سال) استفاده شد. این دادهها شامل پارامترهای دبی آب تولیدی روزانه (Q)، مصرف روزانه کلر (C) و کلر باقیمانده روزانه (RC) و بهترتیب بر حسب متر مکعب در روز، کیلوگرم و میلیگرم در لیتر بودند. در ورودی هر شبکه آبرسانی در هر روز یک مرتبه برداشت انجام شد. در شکل ۲، موقعیت جغرافیایی روستاهای مورد پژوهش در استان کرمان مشخص شده است.

۲-۴- نحوه آمادهسازی دادههای ورودی به مدل

با توجه به این که داد،های مورد پژوهش، سری زمانی (حفظ ترتیب داد،ها به صورت روزانه) تشکیل می دهند، ابتدا تأخیر زمانی پارامترهای ورودی به مدل (Q، Q و RC) با توجه به خروجی از آن (RC) مشخص شد. در این راستا از توابع خودهمبستگی و همبستگی متقابل^۲ استفاده شد. برای مثال میزان تأخیر زمانی اعمال شده بر روی پارامترهای ورودی به مدلهای PLP و SVM در شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه، با توجه به بیشترین مقدار همبستگی میان پارامتر ورودی و خروجی مدل در شکل ۳ با علامت پیکان مشخص شده است. در این نمودارها، محور عمودی میزان همبستگی و محور افقی میزان تأخیر زمانی بر حسب روز را نمایش می دهند.

لازم به ذکر است که پارامترهای Q و C به اندازه ۱ مرتبه و پارامتر RC به علت اهمیت بیشتر تا ۳ مرتبه تأخیر داده شدند. مطابق شکل ۳، در شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه بهترتیب پیارامت رهای ورودی RC بسته اندازه ۹ روز (9 – Q) و C به اندازه ۱ روز (1 – C) تأخیر پیدا کردهاند. بههمین ترتیب پارامترهای شبکه آبرسانی اهروییه نیز دچار تأخیر شدند که نتیجه کل تأخیرهای صورت گرفته روی ورودیهای مدل در جدول ۱



شکل ۲ – موقعیت جغرافیایی روستاهای مورد استفاده در تحقیق حاضر در استان کرمان

آورده شده است.

برای به دست آوردن ساختار مناسب پارامترهای ورودی به مدل های مورد پژوهش از روش رگرسیون گام به گام^۳ استفاده شد. از آماره [†]MC برای ترتیب اضافه شدن پارامترهای ورودی تأخیر یافته و در نتیجه تشکیل ساختار ترکیب های ورودی به مدلهای شبکه عصبی و ماشین بردار پشتیبان در هر شبکه آبرسانی استفاده شد. نحوه اضافه شدن پارامترهای ورودی و در نتیجه ایجاد ترکیبهای ورودی به مدل های MLP و SVM بر اساس ترتیب پارامترها در محور افقی نمودار MC است. این انتخاب بر اساس پارامترها در محور افقی نمودار MC است. این انتخاب بر اساس بیشترین رابطه خطی استوار است تا عملکرد هر یک از مدل ها در بهصورت کامل بررسی شود. به عنوان نمونه، نمودار MC برای شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه در شکل ۴ مشخص شده است که نشان می دهد پارامتر 1–3C رابطه بیشینه خطی با خروجی RC داشته

¹ Autocorrelation Function (ACF)

² Cross Correlation Function (CCF)

³ Stepwise Regression

⁴ Mallow's C_p





Fig. 3. ACF and CCF plots for Ahmadabad-Dafeh water supply network: (a) ACF daily residual chlorine, (b) CCF of daily water discharge and daily residual chlorine, (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) ACF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) ACF (c) CCF (c) CCF of daily consumption and daily residual chlorine (c) ACF (c) ACF (c) CCF (c) CCF

است (مقدار حداکثر MC) که پس از اضافه شدن پارامتر SC-3 این رابطه خطی کاهش شدیدی پیدا کرده است تا با افزایش دقت و کاهش انحراف پیش بینی کننده ها (پارامتر های ورودی) از پاسخ (خروجی مدل)، ایجاد توازن بیشتر در مدل سازی فراهم شود. ساختار ترکیب های ورودی به مدل های MLP و SVM در هر شبکه آبرسانی به صورت جدول ۲ بوده است.

۲-۵-ویژگی مدل های بهکار رفته در تحقیق حاضر یکی از مدل های بهکار رفته در این پژوهش، شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) شامل یک لایه ورودی، یک لایه پنهان و یک لایه خروجی بوده است که در ایان شبکه سه لایه از توابع فعال سازی سیگمویید لجستیک و تانژانت هایپربولیک (Tanh) و الگوریتم های آموزش 'BFGS، کاهش شیب و شیب SVM و MLP و MLP و MLP و MLP و MLP و MLP و Table 1. The amount of lags in input parameters to MLP and SVM models

Water supply network	Q lag(day)	C lag (day)	RC lag (day)
Ahmadabad-Dafeh	9	1	1,2,3
Ahruiyeh	5	1	1,2,3

SVM و MLP و MLP **جدول ۲** – ساختار ترکیب ورودی به مدل های MLP و Table 2. Structure of input combinations to MLP and

Tuble 2. Structure of input combinations to MEL	unu
SVM models	

Water supply	Compo	Compound structure
network	und No.	
	1	RC-1
Ahmadahad	2	RC-1, RC-3
Dafeh	3	RC-1, RC-3,C-1
	4	RC-1, RC-3,C-1,Q-9
	5	RC-1,RC-3, C-1,Q-9,RC-2
	1	RC-1
	2	RC-1,RC-3
Ahruiyeh	3	RC-1,RC-3, C-1
	4	RC-1, RC-3, C-1, RC-2
	5	RC-1,RC-3, C-1, RC-2, Q-5

¹₂Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno (GFGS)

² Gradient descent





Fig. 4. MC plot for Ahmadabad-Dafeh water supply network **شکل ۴**– نمودار MC برای شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه

مزدوج ^۱ استفاده شده است. ماشینبردار پشتیبان (SVM) با تابع کرنل RBF، دیگر مدل مورد بررسی در پژوهش حاضر است. بنابراین در این پژوهش، سه شبکه عصبی پرسپترون تحت نظارت با الگوریتمهای آموزش متفاوت و ماشینبردار پشتیبان مورد بررسی قرار گرفتند. پارامترهای ورودی به مدلها در قالب ترکیبهای ورودی در جدول ۲ و نحوه استخراج آنها در ارتباط با خروجی مدل در بخش ۲-۴ شرح داده شدهاند.

به منظور ارزیابی عملکرد مدل های مورد بررسی از معیارهای راندمان نش ساکلیف (NS)، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین درصد خطای مطلق (MAPE) و ضریب همبستگی (CORR) استفاده شد (معادلات ۵ تا ۸).

NS =
$$1 - \frac{\sum_{i=1}^{n} (O_i - P_i)^2}{\sum_{i=1}^{n} (O_i - \overline{O})^2}$$
 (Δ)

RMSE =
$$\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (O_i - P_i)^2}$$
 (\mathscr{F})

$$MAPE = 100 \times \frac{1}{n} \left(\sum_{i=1}^{n} \frac{|O_i - P_i|}{O_i} \right)$$
(Y)

$$CORR = \frac{\sum_{i=1}^{n} (O_i - \overline{O})(P_i - \overline{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n} (O_i - \overline{O})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^{n} (P_i - \overline{P})^2}}$$
(A)

¹ Conjugate gradient

 \overline{O} مقدار اندازه گیری شده، P_i مقدار پیش بینی شده با مدل، \overline{O} میانگین مقدار اندازه گیری شده، \overline{P} میانگین مقدار پیش بینی شده با مده با مدل و n تعداد مقادیر اندازه گیری شده یا پیش بینی شده می باشند. هر چه مقادیر SN و CORR به یک نزدیک تر باشند کارایی مدل بیشتر و هر چه مقادیر MAPE و MAPE به صفر نزدیک تر باشند دان.

به منظور مدل سازی، ۸۰ درصد اول داده ها برای آموزش و ۲۰ درصد پایانی برای آزمون به کار رفته است. الگوریتم BFGS در اولین گام معادل با روش کاهش شیب است و بر خلاف الگوریتم شیب مزدوج با ماتریس هسین اصلاح می شود. بنابراین در ابتدا با به کارگیری الگوریتم BFGS، آرایش شبکه و توابع فعال سازی لایه های پنهان و خروجی در مدل شبکه عصبی پر سپترون تعیین شد و در ادامه الگوریتم های کاهش شیب و شیب مزدوج نیز استفاده شدند. مشخصات ترکیب های ورودی به مدل ماشین بردار پشتیبان آورده شده اند. همچنین نتایج پارامترهای مدل ماشین بردار پشتیبان در جدول ۴ ارائه شده اند.

۳- نتایج و بحث

در جدول های ۵ و ۶ نتایج معیار های ارزیابی در ترکیب های ورودی به مدل های MLP و SVM مشخص شده اند تا عملکرد شبکه عصبی پرسپترون و ماشین، ردار پشتیبان در بر آورد غلظت کلر باقیمانده در شبکه های آبرسانی مورد پژوهش، بررسی شود. مشخص است در مراحل آموزش و آزمون، شبکه پرسپترون سه لایه مبتنى بر الگوريتم آموزش BFGS داراي بهترين عملكرد بوده است بهطوري كه برتري آن نسبت به مدل هاي ماشين بردار پشتيبان و شبکه عصبی بر مبنای الگوریتم های شیب مزدوج و کاهش شیب کاملاً مشهود است. نتایج جدول های ۵ تا ۷ علاوه بر مشخص ساختن برتری مدل MLP بر SVM در پژوهش حاضر، حاکی از اهمیت الگوریتم آموزش در عملکرد شبکه عصبی پرسپترون نیز مى باشد به طورى كه شبكه پر سپترون به كار رفت ه براى مدل سازى میزان کلر باقیمانده در شبکه های آبرسانی مورد بررسی در این یژوهش، در زمان استفاده از الگوریتم BFGS به ترتیب در مراحل آموزش و آزمون در ۸۰ و ۹۰ درصد نسبت به نتایج کل مدل ها برتری داشته است. علت این موضوع می تواند به دلیل استفاده از

Water supply network	Compound No.	Notwork structure	Activation function			
water supply network	Compound No.	Network structure	Hidden layer	Output layer		
	1	1-7-1	Tanh	Logistic Sigmoid		
	2 2-9-1 Log		Logistic Sigmoid	Logistic Sigmoid		
Ahmadabad-Dafeh	3	3-7-1	Logistic Sigmoid	Logistic Sigmoid		
	4	4-12-1	Logistic Sigmoid	Logistic Sigmoid		
	5	5-6-1	Logistic Sigmoid	Tanh		
	1	1-3-1	Tanh	Tanh		
	2	2-8-1	Logistic Sigmoid	Logistic Sigmoid		
Ahruiyeh	3	3-7-1	Logistic Sigmoid	Tanh		
	4	4-5-1	Tanh	Logistic Sigmoid		
	5	5-8-1	Tanh	Logistic Sigmoid		

MLP **جدول ۳**- مشخصات ترکیبهای ورودی به مدل Table 3. Characteristics of input combinations to MLP model

مدلسازی میان متغیرهای موجود در یک سیستم که روابط غیرخطی دارند، بهترین نتیجه را دربرنخواهد داشت بلکه توجه به معماری و ساختار شبکه و انتخاب الگوریتمهای مناسب بر افزایش دقت و عملکرد مدل مورد استفاده تأثیر به سزایی دارد.

وجود کلر باقیمانده با غلظت مطلوب در آب به منظور مقابله با آلودگی میکربی و حفاظت آب در برابر آلودگی ثانویه ضروری است. بنابراین عمل گندزدایی مطلوب آب به غلظت مناسب کلر بستگی دارد. از این رو دقت بالا در تخمین غلظت کلر باقیمانده در میستمهای گندزدایی مورد بررسی در این پژوهش، نشاندهنده توانایی بالای شبکه عصبی مصنوعی و ماشینبردار پشتیبان در این زمینه است.

ناچیز بودن ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE) در جدولهای ۵ و ۶ نشان دهند، دقت بالای روشهای یاد شد، در بر آورد غلظت کلر باقیماند، است. مدیریت صحیح گندزدایی، حساسیت بالا به میزان کلر باقیماند، در شبکه توزیع را طلب میکند زیرا ورود آلودگی به شبکه آبرسانی می تواند به شدت روی سلامت جامعه تأثیر بگذارد. همچنین توجه به این مطلب اهمیت میزان کلر را دوچندان می کند که علاوه بر رعایت مقدار حداقل کلر باقیماند، به منظور کنترل کیفیت میکربی آب، باید به مقدار حداکثر کلر برای کنترل مشکلات مربوط به مزه، بوی آب و جلوگیری از تولید فراورد،های جانبی سمی نیز توجه کافی شود.

در جدول های ۵ و ۶ مشخص است که در مرحله آزمون، مدل شبکه پرسپترون با الگوریتم BFGS در ترکیب شماره ۳ در شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه و ترکیب شماره ۱ در شبکه آبرسانی اهروییه دارای بهترین عملکرد نسبت به سایر مدل ها در کل ترکیب های

جدول ۴- نتایج پارامترهای مدل SVM

Table. 4. Results of SVM model parameters								
Water supply	Compound No	Tra cons	ining stants	Parameter of RBF kernel				
network		С	3	γ				
		10	0.05	2				
Ahmadabad- Dafeh	2	11	0.009	1				
	3	10	0.03	0.37				
	4	13	0.009	0.25				
	5	11	0.009	0.68				
	1	40	0.009	1.5				
Ahruiyeh	2	11	0.008	0.6				
	3	13	0.009	0.333				
	4	12	0.008	0.25				
	5	11	0.009	0.2				

مشتقات دوم (ماتریس هسین) در الگوریتم BFGS بر خلاف الگوریتمهای شیب مزدوج و کاهش شیب باشد که موجب نرخ مناسب یادگیری در شبکه و کشف بهتر روابط غیرخطی شده است. مدل شبکه عصبی با الگوریتم شیب مزدوج نیز در ۱۰ درصد کل موارد بهترین عملکرد آموزش را از خود برجای گذاشته است و در ۱۰ درصد آزمون دادهها، بیشترین دقت را دارا بوده است. در حالی که مدل پرسپترون با الگوریتم کاهش شیب در هیچ یک از موارد برتر نبوده است. دلیل احتمالی این نتیجه ناشی از تفاوت همگرایی الگوریتم های کاهش شیب و شیب مزدوج است. شرح این موضوع به این صورت است که در روش کاهش شیب، وزن ها و بایاس ها در به این صورت است که در روش کاهش شیب می نودج است. سرح این موضوع جهت بیشترین شیب کاهش تابع خطا اصلاح می شوند، با این حال در کل مسیر سریع ترین همگرایی و در نتیجه الزاماً مسیر بهینه حاصل نمی شود. از طرفی در روش شیب مزدوج، جستجو بین مهتر مای مزدوج باعث همگرایی سریع تری نسبت به روش کاهش

> آب و فاضلاب www.SID.ir

دوره ۲۹ شماره ا سال ۱۳۹۷

جدول ۵– نتایج معیارهای ارزیابی مدلهای MLP و MVK در شبکه آبرسانی احمدآباد دئفه **Table 5.** Results of evaluation criteria of MLP and SVM models in Ahmadabad-Dafeh water supply network

Compound		Training			Testing				
No.	Model	NS	RMSE (mg/L)	MAPE (%)	CORR	NS	RMSE (mg/L)	MAPE (%)	CORR
	MLP (BFGS)	0.941	0.029	1.560	0.970	0.9482	0.0256	0.935	0.974
1	MLP (gradient descent)	0.888	0.040	3.355	0.946	0.9222	0.031	2.557	0.964
1	MLP (conjugate gradient)	0.909	0.036	3.111	0.954	0.935	0.029	1.967	0.968
	SVM (RBF)	0.927	0.032	3.063	0.964	0.933	0.029	2.752	0.966
	MLP (BFGS)	0.942	0.029	1.498	0.971	0.9481	0.0256	0.974	0.974
2	MLP (gradient descent)	0.869	0.043	3.660	0.935	0.909	0.034	3.032	0.955
2	MLP (conjugate gradient)	0.867	0.044	3.428	0.932	0.921	0.032	2.445	0.960
	SVM (RBF)	0.925	0.033	1.628	0.962	0.935	0.029	1.294	0.968
	MLP (BFGS)	0.942	0.029	1.650	0.970	0.9484	0.0255	1.081	0.974
2	MLP (gradient descent)	0.850	0.046	4.221	0.929	0.904	0.035	2.980	0.953
3	MLP (conjugate gradient)	0.857	0.045	3.783	0.928	0.926	0.031	2.166	0.964
	SVM (RBF)	0.898	0.038	2.329	0.948	0.925	0.031	1.855	0.963
	MLP (BFGS)	0.943	0.029	1.741	0.971	0.943	0.029	1.170	0.971
Л	MLP (gradient descent)	0.837	0.048	4.476	0.926	0.883	0.039	3.524	0.946
4	MLP (conjugate gradient)	0.914	0.035	3.203	0.958	0.929	0.030	2.447	0.966
	SVM (RBF)	0.890	0.040	1.834	0.944	0.921	0.032	1.274	0.960
5	MLP (BFGS)	0.944	0.028	1.541	0.972	0.947	0.026	1.021	0.973
	MLP (gradient descent)	0.883	0.041	3.937	0.947	0.911	0.034	2.605	0.960
	MLP (conjugate gradient)	0.892	0.039	3.837	0.945	0.926	0.031	2.106	0.963
	SVM (RBF)	0.932	0.031	1.916	0.966	0.935	0.029	1.756	0.967

جدول ۶- نتایج معیارهای ارزیابی مدلهای MLP و MLP در شبکه آبرسانی اهروییه Table 6. Results of evaluation criteria of MLP and SVM models in Abruiveb water sup

Table 6. Results of evaluation criteria of MLP and SVM models in Ahruiyeh water supply network									
Compound	Model	Training NS PMSE MARE CORP.			Testing				
Ňo.	IVIOUEI	115	(mg/L)	(%)	CORK	145	(mg/L)	(%)	CORK
	MLP (BFGS)	0.8731	0.0394	4.183	0.938	0.609	0.035	2.088	0.783
1	MLP (gradient descent)	0.854	0.042	6.141	0.937	0.496	0.039	4.281	0.763
1	MLP (conjugate gradient)	0.844	0.044	5.513	0.944	0.573	0.036	1.934	0.757
	SVM (RBF)	0.8732	0.0393	2.683	0.937	0.479	0.40	2.451	0.741
	MLP (BFGS)	0.894	0.036	3.057	0.946	0.569	0.036	1.974	0.766
	MLP (gradient descent)	0.875	0.039	4.736	0.943	0.590	0.035	2.217	0.774
2	MLP (conjugate gradient)	0.875	0.039	4.736	0.943	0.590	0.035	2.217	0.774
	SVM (RBF)	0.881	0.038	2.282	0.6740	0.476	0.040	2.116	0.740
	MLP (BFGS)	0.904	0.034	2.993	0.951	0.589	0.035	1.904	0.793
2	MLP (gradient descent)	0.881	0.038	4.294	0.941	0.538	0.038	2.647	0.759
3	MLP (conjugate gradient)	0.883	0.038	4.165	0.942	0.494	0.039	2.664	0.726
	SVM (RBF)	0.879	0.038	2.136	0.939	0.472	0.040	1.932	0.738
	MLP (BFGS)	0.881	0.038	4.218	0.940	0.553	0.037	1.828	0.761
	MLP (gradient descent)	0.877	0.039	5.181	0.943	0.423	0.042	4.492	0.723
4	MLP (conjugate gradient)	0.882	0.038	3.993	0.944	0.526	0.038	2.063	0.741
	SVM (RBF)	0.880	0.038	2.139	0.939	0.469	0.040	1.929	0.737
5	MLP (BFGS)	0.915	0.032	2.277	0.957	0.594	0.035	1.675	0.786
	MLP (gradient descent)	0.873	0.039	5.534	0.943	0.404	0.043	5.069	0.728
	MLP (conjugate gradient)	0.888	0.037	4.218	0.945	0.529	0.038	2.143	0.746
	SVM (RBF)	0.880	0.038	2.041	0.940	0.469	0.040	1.856	0.738

مؤيد اين مطلب است كه عملكرد شبكه پرسيترون در شبكه آبرساني اهروييه نسبت به شبكه احمد آباد دئف كاهش يافته است. اين موضوع ممكن است ناشي از مديريت ناصحيح كلرزني شبكه اهروييه (بر خــلاف شـبكه احمـدآباد دئفه) باشـد. در واقـع دقـت ناکافی در عملیات گندزدایی می تواند به صورت داده هایی نامتناسب در فرایند پیش بینی شبکه عصبی اختلال ایجاد کرده باشد. به بیان دیگر مدیریت صحیح کلرزنی موجب ایجاد یک فرایند قابل درک و کشف توسط شبکه عصبی در شبکه احمدآباد دئف شده است در حالی که ناتوانی شبکه عصبی در مدل سازی غلظت کلر در روزه ای ابتدایی و روزهای میانی در دادههای مورد آزمون در شبکه اهروییه

Measured

0.9

0.8

0.7

جدول ۷- درصد برتری مدل های MLP و SVM نسبت به کل موارد

مدلسازی در پژوهش حاضر Table 7. Superiority of MLP and SVM models over other modeling cases in this study **Priority percentage (%** Model Training Testing

MLP (BFGS)	80	90
MLP (gradient descent)	0	0
MLP (conjugate gradient)	10	10
SVM (RBF)	10	0

موجود در همان شبکه آبرسانی بوده است. نمودارهای مربوط به این ترکیبها در شکلهای ۵ و ۶ آورده شدهاند. توجه به این نمودارها

 $R^2 = 0.949$



0.9

0.8

--- Predicted

Fig. 5. Measured and predicted values of the best combination in experimental phase for Ahmadabad-Dafeh water supply network (combination No. 3 in MLP-BFGS model): (a) chlorine residual plot, (b) scatter plot شکل ۵- مقادیر انداز،گیری شده و پیشبینی شده بهترین ترکیب در مرحله آزمون (ترکیب شماره ۳ با مدل MLP-BFGS) مربوط به شبکه ودار پراکنش آبرسانی احمدآباد دئفه؛ a. نمودار میزان کلر باقیمانده . h. ن



Fig. 6. Measured and predicted values of the best combination in experimental phase of Ahruiyeh water supply network (combination No. 1 in MLP-BFGS model): (a) chlorine residual plot, (b) Scatter plot **شکل** ۶- مقادیر اندازهگیری شده و پیشبینی شده بهترین ترکیب در مرحله آزمون (ترکیب شماره ۱ با مدل MLP-BFGS) مربوط به شبکه آبرسانی اهروییه؛ a. نمودار میزان کلر باقیمانده، b. نمودار پراکنش

آں و فاضال ۵۷ www.SID.ir

دوره ۲۹ شماره ۱ سال ۱۳۹۷

بهعلاوه نیازی به امکانات و تجهیزات ویژه نیز ندارد. همچنین

مزیت منحصر به فرد روش های داد،محور در استفاده از داده های اندازه گیری شده گندزدایی آب بدون هیچ پیش نیاز و ابزار خاص، نه

تنها از صرف هزينه نابه جا جلوگيري ميكند، بلكه اين روشها (نظير

شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان) را به عنوان ابزاری

مناسب و کار آمد در سیستم مدیریت گندزدایی معرفی میکند. از

۱- مدل MLP با الگوریتمهای آموزش BFGS و شیب مزدوج بر

مدل SVM با تابع كرنال RBF در تخمين غلظت كلر باقيمانده

۲ - شبکه های آبر سانی احمدآباد دئف و اهروییه الگوی متفاوتی

۳- مدیریت ناصحیح کلرزنی را می توان از دلایل کاهش عملکرد

شبکه پرسیترون و ماشین بردار پشتیبان در شبکه آبرسانی اهروپیه

۴- میزان نوسان کلر باقیمانده در شبکه آبرسانی در طول زمان، با شبکه عصبی قابل پیشبینی است. این تغییرات غلظت کلر ممکن

است ناشی از تغییر شرایط محیطی و حتی اجتماعی باشد.

جمله نتایج دیگر این پژوهش میتوان به موارد زیر اشاره کرد:

(شکل ۶) را می توان به سوء مدیریت در مصرف کلر نسبت داد. ایس موضوع نیز منطقی تر است که غلظت کلر در زمان های مختلف مانند شکل ۵ دارای نوسان نسبی باشد زیرا دلایلی مانند گرم تر بودن هوا یا افزایش مهاجرتها در بعضی از فصول و احتمال بیشتر سرایت بیماری، میزان بیشتری از کلر را در شبکه آبرسانی طلب می کند. نوسان کلر در طول زمان با شبکه عصبی قابل پیش بینی است که ممکن است با توجه به تغییر شرایط محیطی و اجتماعی مورد نیاز باشد.

۴- نتیجهگیری

در پـ ژوهش حاضـر توانـایی دو روش داد،محـور شـبکه عصـبی پرسپترون و ماشینبردار پشتیبان در بر آورد غلظت کلر باقیماند، در شبکه آبرسانی بهمنظور مدیریت و تحلیل سیستم گندزدایی ارزیابی شد. با توجه به نتایج بهدست آمده در این پژوهش، استفاده از شبکه عصبی پرسپترون سه لایه بـا الگوریتم BFGS (بـهعنـوان روشی داده محور بـا کـارآیی بـالا) در پیشبینی میـزان کلـر باقیمانـده در سیستمهای گندزدایی شبکههای توزیع آب پیشـنهاد میشـود. ایـن روش دقت بـالایی دارد کـه از ملزومات سیستم گندزدایی است:

References

Adl, J., Mohammadfam, I. & Nezamoddini, Z., 2008, "Evaluation of the chlorine gas leakage risk of drinking water chlorination stations in Tehran using FTA method", *Journal of Jundishapur Scientific Medical*, 6(4), 461-468. (In Persian)

برتری دارد.

برای کلرزنی دارند.

نسبت به شبکه احمد آباد دئفه بر شمر د.

- Abraham, A., 2005, "Artificial neural networks", Sydenham, P.H. & Thorn, R. (Eds.) *Handbook of measuring system design*, John Wiley & Sons, Stillwater, OK, USA.
- Ammar, T.A., Abid, K.Y., El-Bindary, A.A. & El-Sonbati, A.Z., 2014, "Chlorine dioxide bulk decay prediction in desalinated drinking water", *Journal of Desalination*, 352, 45-51.
- Aslhashemi, A., 2012, "Comparison of residual chlorine in drinking water resources in urban and rural areas of Ilam Province", *Journal of Application of Chemistry in the Environment*, 3(12), 17-22. (In Persian)
- Bowden, G.J., Nixon, J.B., Dandy, G.C., Maier, H.R. & Holmes, M., 2006, "Forecasting chlorine residuals in a water distribution system using a general regression neural network", *Journal of Mathematical and Computer Modelling*, 44(5-6), 469-484.
- Dibike, Y.B., Velickov, S., Solomatine, D. & Abbott, M.B., 2001, "Model induction with support vector machines: introduction and applications", *Journal of Computing in Civil Engineering*, 15(3), 208-216.
- Gibbs, M.S., Morgan, N., Maier, H.R., Dandy, G.C., Nixon, J.B. & Holmes, M., 2006, "Investigation into the relationship between chlorine decay and water distribution parameters using data driven methods", *Journal of Mathematical and Computer Modelling*, 44(5-6), 485-498.

دوره ۲۹ شماره ۱ سال ۱۳۹۷ www.SID.ir

- Karadirek, I.E., Kara, S., Muhammetoglu, A., Muhammetoglu, H. & Soyupak, S., 2016, "Management of chlorine dosing rates in urban water distribution networks using online continuous monitoring and modeling", *Urban Water Journal*, 13(4), 345-359.
- Karadirek, I.E., Soyupak, S. & Muhammetoglu, H., 2016, "Chlorine modeling in water distribution networks using ARX and ARMAX model structures", *Desalination and Water Treatment*, 57(25), 11592-11598.
- Miranzadeh, M.B., Hasanzadeh, M., Dehqan, S. & Sabahi-Bidgoli, M., 2011, "The relationship between turbidity, residual chlorine concentration and microbial quality of drinking water in rural areas of Kashan during 2008-9", *Journal of Kashan University of Medical Sciences (Feyz)*, 15(2), 126-131. (In Persian)
- Nejjari, F., Puig, V., Perez, R., Quevedo, M.A, Cuguero, M.A., Sanz, G. & Mirats, J.M., 2014, "Chlorine decay model calibration and comparison: Application to a real water network", *Journal of Procedia Engineering*, 70, 1221-1230.
- Perju, S. & Stanescu, I., 2015, "Numeric modelling of the residual chlorine concentration evolution in a water distribution network", *Revista de Chimie*, 66(6), 886-890.
- Rodriguez, M.J. & Serodes, J.B., 1999, "Assessing empirical linear and non-linear modelling of residual chlorine in urban drinking water systems", *Journal of Environmental Modelling & Software*, 14, 93-102.
- Salehi-Artimani, J., Shamizadeh, H., Alinejad-Shahabi, R. & Arjmand, M., 2012, "Modeling and evaluation of risk of chlorine gas emission in water treatment plants", *Journal of Application of Chemistry in the Environment*, 3(9), 39-50. (In Persian)
- Smola, A.J. & Scholkopf, B., 2004, "A tutorial on support vector regression", *Journal of Statistics and Computing*, 14(3), 199-222.
- Tabesh, M., Azadi, B. & Rouzbahani, A., 2011, "Optimization of chlorine injection dosage in water distribution networks using a genetic algorithm", *Journal of Water & Wastewater*, 22 (1), 2-11. (In Persian)
- The Standard and Industrial Research Organization, 1997, *Physical and chemical characteristics of potable water*, Standard No. 1053, Tehran, Iran. (In Persian)
- Wu, W., Dandy, G.C. & Maier, H.R., 2015, "Optimal control of total chlorine and free ammonia levels in a water transmission pipeline using artificial neural networks and genetic algorithms", *Journal of Water Resources Planning and Management*, 141(7), 123-135.
- Yu, P.S., Chen, S.T. & Chang, I.F., 2006, "Support vector regression for real-time flood stage forecasting." *Journal of Hydrology*, 328, 704-716.