



بررسی نوسانات مکانی- زمانی سطح ایستابی آب‌های زیرزمینی به روش ماشین بردار پشتیبان (SVM) و کریجینگ (Kriging)، (مطالعه موردی: دشت سیلاخور)

مهدی کماسی^۱، حسام گودرزی^۲ و امین بهنیا^۳

استادیار گروه مهندسی عمران، دانشگاه آیت‌الله العظمی بروجردی (ره)، دانشجوی کارشناسی‌ارشد سازه‌های هیدرولیکی،

گروه مهندسی عمران، دانشگاه آیت‌الله العظمی بروجردی (ره)، کارشناس ارشد مدیریت منابع آب، امور آب بروجرد

تاریخ دریافت: ۹۵/۵/۲۱؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۷/۱۷

چکیده

سابقه و هدف: برداشت بی‌رویه از منابع زیرزمینی و بی‌توجهی به نوسانات سطح ایستابی، همچنین عدم تخمین این نوسانات سبب کاهش تراز ایستابی و وقوع پدیده فرونشست زمین گردیده است. امروزه استفاده از روش‌های هوش مصنوعی بر پایه تئوری داده‌کاوی برای پیش‌بینی نوسانات سطح ایستابی استفاده می‌شود. در این میان روش ماشین بردار پشتیبان در بین روش‌های هوش مصنوعی و روش کریجینگ در بین روش‌های زمین‌آمارای دارای دقت قابل‌مناسبی به ترتیب در پیش‌بینی زمانی و مکانی تراز سطح ایستابی می‌باشد. در این پژوهش از مدل ترکیبی ماشین بردار پشتیبان و کریجینگ به‌عنوان روشی نوین برای پیش‌بینی زمانی و مکانی نوسانات سطح ایستابی در محدوده دشت سیلاخور استفاده شده است.

موادها و روش‌ها: در گام نخست، مدل‌سازی زمانی با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان از داده‌های ۱۱ چاه پیژومتری موجود در منطقه به روش ماشین بردار پشتیبان صورت پذیرفت و در گام دوم برای پیش‌بینی مکانی از داده‌های ماهانه خروجی مرحله اول به‌عنوان ورودی مدل زمین‌آمار استفاده گردید. داده‌های ۱۱ چاه مشاهداتی در دشت سیلاخور پس از جمع‌آوری در بازه ده‌ساله اخیر در دو حالت نرمال و غیرنرمال به‌عنوان ورودی مدل SVM مورد استفاده قرار گرفتند. با استفاده از نرم‌افزار Matlab الگوریتم تابع ماشین بردار پشتیبان به‌گونه‌ای تنظیم شد که در هر مرحله داده‌های یک چاه به‌عنوان ورودی این مدل باشد. تراز آب در این روش برای زمان $t+1$ پیش‌بینی خواهد شد. پهنه‌بندی مکانی داده‌ها در نرم‌افزار ArcGIS و در بخش Geostatistical Analys به روش کریجینگ مدل‌سازی گردید. برای ترازیبی در این بخش، داده‌های مدل زمانی به‌عنوان ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مطلق بودن تخمین در درونیابی و مکانیابی از ویژگی‌های عمده مدل کریجینگ می‌باشد. بدین مفهوم که مقدار تخمین کمیت در نقاط نمونه‌برداری با مقدار اندازه‌گیری شده برابر می‌باشد و واریانس تخمین صفر می‌گردد. این ویژگی سبب می‌گردد که تخمین‌گر کریجینگ در رسم خطوط هم‌تراز از حداکثر نقاط نمونه‌برداری عبور نماید و از مرز محدوده مورد مطالعه فراتر رود. در واقع این مدل برای تخمین نقاط مجهول مقدار واریانس را به حداقل می‌رساند. بنابراین متحنی‌های میزان بر اساس روندیابی ترسیم می‌گردند و در نتیجه از مرز محدوده ترسیم فراتر می‌روند.

* مسئول مکاتبه: hesam.swt@gmail.com

یافته‌ها: نتایج به دست آمده از پژوهش بیانگر آن است که این مدل ترکیبی می‌تواند به طور موفقیت‌آمیزی برای پیش‌بینی نوسانات سطح ایستابی مورد استفاده قرار گیرند. در بهترین حالت اجرای مدل، بالاترین ضریب تبیین برای چاه‌های چغادون ($DC=0/96$)، کارخانه قند ($DC=0/94$) و ولیان ($DC=0/93$) محاسبه شد که نشان‌دهنده دقت مناسب مدل ترکیبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی می‌باشد.

نتیجه‌گیری: مهم‌ترین مسأله در تحلیل فضایی- زمانی داده‌ها، تعیین ساختار وابستگی داده‌ها است. هرچه در انتخاب مدل‌ها و برازش مدل‌ها بیش‌تر دقت شود، پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر خواهد بود. از لحاظ پیش‌بینی زمانی باید توجه نمود که هرچه برای فاصله‌های زمانی دورتر از آخرین مشاهده زمانی پیش‌بینی شود از دقت پیش‌بینی‌ها کاسته خواهد شد نکته قابل‌توجه در این روش این است که اگر قرار باشد در نقطه خاصی از منطقه مورد مطالعه در زمان حاضر و یا حتی در آینده چاه آبی حفر شود می‌توان با استفاده از روش موجود عمق رسیدن به آب را پیش‌بینی و بر اساس آن در مورد حفر چاه تصمیم‌گیری کرد.

واژه‌های کلیدی: تراز آب زیرزمینی، کریجینگ، دشت سیلاخور، ماشین بردار پشتیبان، پیش‌بینی مکانی- زمانی

مقدمه

تراکمی متناسب با منطقه مورد نظر داشته باشد (۵). برای اجرای این مهم می‌توان از مدل‌ها و الگوریتم‌هایی هم‌چون روش‌های زمین‌آمار، الگوریتم‌های بهینه‌سازی و مدل‌های هوشمند بهره‌گیری نمود. از میان این روش‌ها مدل‌های هوشمندی چون شبکه عصبی مصنوعی و ماشین بردار پشتیبان به دلیل سرعت پردازش و دقت بالا و صرف وقت نسبتاً کم، نسبت به روش‌های دیگر توسعه بیش‌تری یافته‌اند (۱۰). در این راستا در پژوهشی زو و همکاران (۲۰۱۳) با به‌کارگیری نقشه‌های رژیم‌های منطقه آب زیرزمینی به بهینه‌سازی شبکه مشاهده‌ای سطح آب زیرزمینی پرداخته شد. نتایج نشان می‌دهد این نقشه‌ها می‌توانند مناطقی را که مشخصات زمانی و مکانی منحصر به فرد دارند از بقیه متمایز کنند و برای طراحی شبکه می‌توان از این نقشه‌ها استفاده کرد (۱۹). همچنین وانگ و همکاران (۲۰۱۱) در زمینه طراحی شبکه مشاهده سطح آب زیرزمینی به مقایسه چند روش، نمونه‌گیری، تجزیه و تحلیل هیدرولوژیکی و روشی همراه رویکرد سطح میانگین غیرهمگن در بهینه‌سازی شبکه مشاهداتی آب زیرزمینی پرداختند که نتایج

برای مدیریت بهینه آب‌های زیرزمینی ضرورت دارد که اطلاعات کافی از مجموعه ویژگی‌های کمی و کیفی آبخوان مورد مطالعه جمع‌آوری شود. ارزیابی و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی از طریق مدل‌های خاص، به پیش‌بینی منابع آب زیرزمینی کمک می‌کند. در سال‌های اخیر، با اثبات توانایی‌های مدل‌های هوشمند در مدل‌سازی سری‌های زمانی کاربرد این مدل‌ها در زمینه مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی افزایش یافته است (۶). طراحی شبکه‌های مشاهداتی از جمله مسائل بهینه‌سازی چندهدفه است. در مسایل بهینه‌سازی چندهدفه، اندازه‌گیری از لحاظ فراوانی مکانی و زمانی بسیار مورد توجه قرار می‌گیرد. از نگاهی دیگر انجام دادن این محاسبات، در بازه‌های زمانی مکرر، به حجم انبوهی از داده‌ها نیازمند است. در نتیجه هزینه‌ها بالاتر می‌رود و به همان اندازه وقت بیش‌تری صرف می‌گردد. بدین منظور شبکه باید تا حدی بهینه شود که به طور کافی بیانگر سطح ایستابی در منطقه مورد نظر باشد. به منظور تعمیم نتایج اندازه‌گیری از چاه‌های موجود به سایر نقاط فاقد آمار، باید شبکه چاه‌ها،

پارامترهای EC و SAR در اکثر چاه‌ها از حد استاندارد بالاتر بوده و بیش‌ترین محدودیت مربوط به EC در آب‌های زیرزمینی منطقه مورد مطالعه می‌باشد (۲). در پژوهش دیگری کاظمی و قربانی (۱۳۹۴) به بررسی توزیع مکانی بارش در اراضی کشاورزی شهرستان آق‌قلا به‌وسیله ۱۸ روش مدل درونیابی قطعی و زمین‌آماری مانند وزن‌دهی معکوس فاصله، تابع پایه شعاعی، چندجمله‌ای، کریجینگ معمولی و کریجینگ عام پرداختند. معیار ارزیابی در این پژوهش، ریشه دوم میانگین مربعات باقی‌مانده و انحراف استاندارد عمومی، با استفاده از روش اعتبارسنجی متقابل بود. نتایج ارزیابی‌ها نشان داد که روش چندجمله‌ای درجه ۱ و ۲ بهترین الگو برای تخمین همه متغیرهای بارش به‌جز بارش بهاره و بارش خردادماه می‌باشد. زیرا این روش دارای بیش‌ترین دقت و کم‌ترین خطا بود (۸).

سالاری‌جزی و همکاران (۱۳۸۸) روش‌های کریجینگ و کوکریجینگ^۴ را برای محاسبه تراز سطح آب زیرزمینی در سطح دشت میاندوآب به‌کار بردند. نتایج حاصل بیانگر این بود که هر دو روش، تراز سطح آب زیرزمینی را در حالت نقطه‌ای بیش‌تر از مقدار واقعی برآورد می‌کند و روش کوکریجینگ با متغیر کمکی تراز سطح زمین، دارای دقت بالاتری نسبت به روش کریجینگ است (۷). نجفی توبورآباد (۱۳۸۹) در پژوهشی دقت دو روش وزن‌دهی عکس فاصله و کریجینگ معمولی را برای درونیابی داده‌های سطح ایستابی حاشیه دریاچه ارومیه مورد بررسی قرار داد. نتایج حاصل نشان داد دقت روش کریجینگ معمولی نسبت به روش وزن‌دهی عکس فاصله بالاتر است (۱۲). محمدی و همکاران (۱۳۹۱) بررسی تغییرات مکانی- زمانی سطح آب زیرزمینی دشت کرمان با استفاده از روش‌های کریجینگ، کوکریجینگ و

برتری این روش را بر دیگر روش‌ها نشان داده است (۱۶). دسته دیگری از روش‌های میان‌یابی که می‌توان برای تخمین متغیرهای مکانی مانند سطح ایستابی به‌کار برد روش‌های زمین‌آماری است. تخمین زمین‌آماری فرایندی است که طی آن می‌توان مقدار یک کمیت در نقاطی با مختصات معلوم را با استفاده از مقدار همان کمیت در نقاط دیگری با مختصات معلوم به‌دست آورد. در روش‌های میان‌یابی مبتنی بر آمار کلاسیک مانند روش وزن‌دهی عکس فاصله، با توجه به در نظر نگرفتن پراکنش مکانی داده‌ها، دستیابی به دقت مطلوب همیشه امکان‌پذیر نیست. این در حالی است که روش‌های زمین‌آماري ضمن در نظر گرفتن موقعیت مکانی و نحوه پراکنش نقاط، اغلب دقت قابل‌قبولی را ارائه می‌دهند (۱۶). در روش‌های میان‌یابی مبتنی بر آمار کلاسیک مانند روش وزن‌دهی عکس فاصله (IDW^۱)، با توجه به در نظر نگرفتن پراکنش مکانی داده‌ها، دستیابی به دقت مطلوب همیشه امکان‌پذیر نیست. این در حالی است که روش‌های زمین‌آماري ضمن در نظر گرفتن موقعیت مکانی و نحوه پراکنش نقاط، اغلب دقت قابل‌قبولی را ارائه می‌دهد (۳). در پژوهش دیگری بامری و پیری (۱۳۹۴) به بررسی تغییرات مکانی ویژگی‌های شیمیایی آب‌های زیرزمینی دشت بجستان با استفاده از روش‌های زمین‌آماري معمولی^۲ و کریجینگ^۳ شاخص جهت مصارف کشاورزی پرداخته‌اند. معیار ارزیابی در این پژوهش مقادیر میانگین خطا و مجذور میانگین خطا با استفاده از روش اعتبارسنجی بود. سپس نقشه‌های پتانسیل کمی مربوط به این سه پارامتر با استفاده از کریجینگ معمولی تهیه شد و در ادامه روش کریجینگ شاخص برای تهیه نقشه‌های ریسک عناصر کیفی در آب به‌کار گرفته شد. نتایج نشان داد

- 1- Inverse Distance Weighting
- 2- Ordinate kriging
- 3- kriging

4- Co kriging

تخمین باید تعداد ۵۸ حلقه چاه به تعداد ۴۴ حلقه چاه مشاهده‌ای در منطقه اضافه شود (۱۴).

با رویداشت به توانایی روش کریجینگ در پیش‌بینی مکانی و مدل‌های هوش مصنوعی در پیش‌بینی زمانی، پژوهش حاضر از ایده مدل ترکیبی SVM و کریجینگ برای پیش‌بینی زمانی- مکانی تراز آب‌های زیرزمینی در دشت سیلاخور با استفاده از داده‌های ۱۱ چاه پیژومتری پرداخته، در این راستا از روش SVM جهت پیش‌بینی زمانی داده‌ها و مدل کریجینگ برای پیش‌بینی مکانی و همچنین پهنه‌بندی داده‌ها استفاده شده است. دقت مناسب مدل زمانی در کنار تحلیل مکانی راهبردی مطلوب برای پیش‌بینی تراز ایستابی در سال‌های آینده است که می‌تواند ابزاری قابل اطمینان در بحث مدیریت منابع آب باشد.

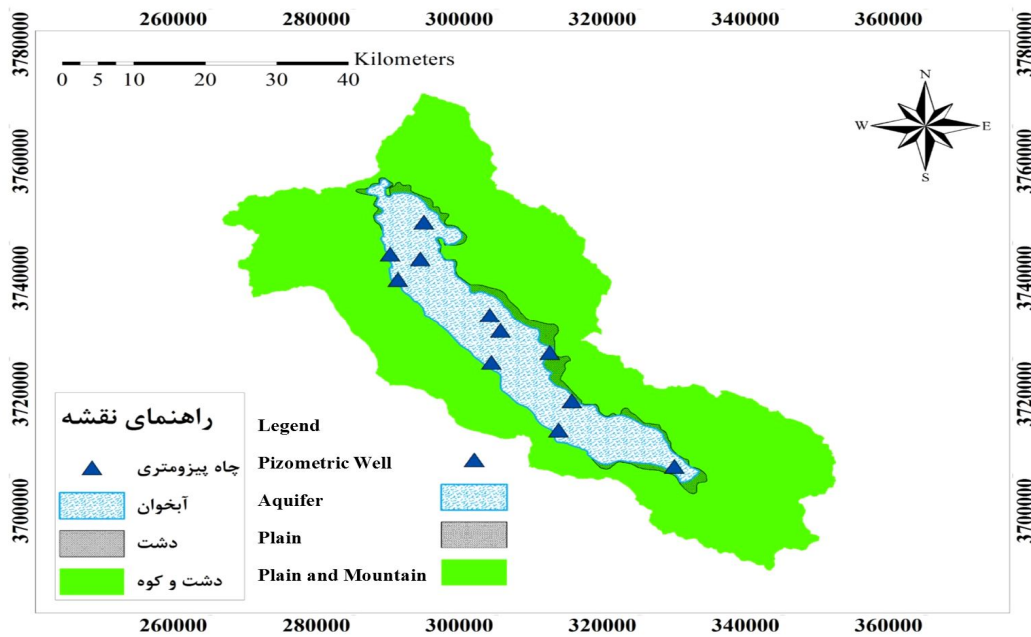
مواد و روش‌ها

معرفی منطقه مورد مطالعه: محدوده دشت سیلاخور بخشی از شهرستان‌های دورود و بروجرد واقع در استان لرستان می‌باشد که بین طول‌های $۲۸^{\circ}۴۸'$ تا $۳۰^{\circ}۴۹'$ شرقی و عرض‌های $۱۵^{\circ}۳۳'$ تا $۱۰^{\circ}۳۴'$ شمالی واقع شده است. محدوده مطالعاتی شامل یک دشت به نام دشت سیلاخور می‌باشد که از طریق جاده آسفالته دورود- بروجرد به مرکز شهرستان و نهایتاً مرکز استان ارتباط دارد. این ناحیه با وسعت نسبتاً زیاد به میزان $۲۵۴۵/۸$ کیلومتر مربع در شمالی‌ترین قسمت حوزه آبریز کارون بزرگ بوده و زهکش اصلی این محدوده را رودخانه‌های سیلاخور، ماربره و تیره تشکیل می‌دهند.

وزندهی عکس فاصله پرداختند. مدل گوسی به‌عنوان بهترین مدل برازش شده به نیم‌تغییرنمای داده‌های سطح آب انتخاب شد (۸). بنجاما و ماریون (۱۹۹۰) نتایج حاصل از تخمین سطح ایستابی به روش زمین‌آمار را که برای بهینه کردن شبکه پایش در کشور مراکش انجام شده بود، ارایه کردند. این نتایج بیانگر برتری روش‌های زمین‌آمار بر روش‌های مبتنی بر آمار کلاسیک بود (۱۳).

در پژوهش دیگری امیری‌احمدی و کرمانی (۱۳۹۱) به مقایسه روش‌های پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از روش‌های هوش مصنوعی پرداخته‌اند. مقایسه بین دو روش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و ماشین بردار پشتیبان نشان داد که میانگین مربع خطای روش کم‌تر بود اما عملکرد مدل ماشین بردار پشتیبان (SVM) شبیه و یا حتی بهتر از مدل ANN در پیش‌بینی تغییرات سطح ایستابی بوده است (۱). در پژوهشی دیگر رضایی و همکاران (۱۳۹۲) به پیش‌بینی سطح ایستابی دشت رامهرمز با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و شبکه عصبی مصنوعی پرداخته‌اند. نتایج چهار ترکیب بیانگر دقت بالای مدل SVM نسبت به ANN می‌باشد (۴). احمدی و باغبانزاده (۲۰۱۲) با استفاده از روش‌های وزندهی عکس فاصله، کریجینگ و RBF^3 به برآورد سطح آب‌های زیرزمینی در دشت رزن شهرستان نهاوند در استان همدان پرداختند و در نهایت روش کریجینگ معمولی را به‌عنوان بهترین روش برای برآورد سطح آب‌های زیرزمینی انتخاب کردند (۱۱). بت و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از روش کریجینگ معمولی به طراحی شبکه پایش آب‌های زیرزمینی در فلوریدای آمریکا پرداختند. نتایج نشان داد برای کاهش خطای

- 1- Artificial Neural Network
- 2- Support Vector Machine
- 3- Radial Basis Function



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه، دشت سیلاخور.

Figure 1. Study area, Silakhor plain.

که در آن، u و v متغیرهای کواریته اولیه و ثانویه هستند. در روش کوکریجینگ تغییرات u و v دارای همبستگی متقاطع است. برای آنالیز کوکریجینگ سمی واریوگرام متقاطع باید در ابتدا تعیین شود. در هر نقطه باید u و v اندازه‌گیری شده باشد و سمی واریوگرام متقاطع با رابطه ۳ برآورد می‌شود (۱۷).

$$\gamma_{uv} = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{M(h)} [Z_u(x_i) - Z_u(x_i+h)] [Z_v(x_i) - Z_v(x_i+h)] \quad (3)$$

مطلق بودن تخمین در درون‌یابی از ویژگی‌های عمده مدل کوریجینگ می‌باشد. بدین مفهوم که مقدار تخمین کمیت در نقاط نمونه‌برداری با مقدار اندازه‌گیری شده برابر می‌باشد و واریانس تخمین صفر می‌گردد (۱۷).

ماشین بردار پشتیبان (SVM): ماشین بردار پشتیبان همانند دیگر روش‌های هوش مصنوعی بر مبنای الگوریتم داده‌کاوی عمل می‌کنند. مهم‌ترین وظایف مدل

روش کوریجینگ: روش کوریجینگ یک برآوردکننده درون‌یابی دقیق است که برای به‌دست آوردن بهترین برآورد خطی نارایب استفاده می‌شود. بهترین برآوردکننده خطی نارایب باید حداقل واریانس خطای برآورد را داشته باشد. معادله کلی کوریجینگ به صورت رابطه ۱ تعریف می‌گردد (۱۷).

$$Z^*(x_p) = \sum_{i=1}^n \lambda_i Z(x_i) \quad (1)$$

که در آن، $Z^*(x_p)$ مقدار محاسبه شده در مکان x_p ، $Z(x_i)$ مقدار معلوم در مکان x_i با وزن مرتبط با داده‌ها است. فرم کلی معادلات کوکریجینگ به شکل رابطه ۲ است.

$$\sum_{l=1}^v \sum_{i=1}^{n_l} \lambda_{il} \gamma_{lv}(x_i, x_j) - \mu_v = \gamma_{uv}(x_j, x) \quad (2)$$

$$\sum_{i=1}^{n_l} \lambda_{il} = \begin{cases} 1, 1 = u \\ 0, 1 \neq u \end{cases}$$

$$f(x, b) = \sum_{i=1}^k (\lambda'_i - \lambda_i) k(x_i - x) + b \quad (6)$$

در روش ماشین بردار پشتیبان قبل از خطی‌سازی داده‌ها یا همان تقسیم خطی، برای این‌که بتوان داده‌های با پیچیدگی بالا را پیش‌بینی نمود داده‌ها به وسیله تابع Φ به فضای با ابعاد خیلی بالاتر منتقل می‌شوند (۱۱).

مدل ترکیبی زمانی- مکانی ماشین بردار پشتیبان- کریجینگ: با توجه به قابلیت‌های مدل ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی زمانی داده‌ها و دقت این روش و همچنین مدل کریجینگ در پیش‌بینی مکانی داده‌ها، مدل حاضر طراحی گردیده است. در این روش ابتدا داده‌های چاه‌های مشاهداتی تا زمان t به‌عنوان ورودی روش SVM استفاده می‌شوند. پس از محاسبه داده‌ها در روش SVM این داده‌ها به‌عنوان ورودی روش کریجینگ استفاده می‌گردد که این داده‌ها در واقع تراز سطح ایستابی چاه‌های مشاهداتی در زمان t می‌باشند. شکل ۱ بیانگر این مفهوم است. همان‌گونه که از شکل برمی‌آید تراز ایستابی هرچاه در سال‌های گذشته به‌عنوان ورودی رابطه ۷ مورد استفاده قرار می‌گیرد. با استفاده از رابطه ۷ تراز ایستابی در سال t ام شخص شده و این داده‌ها برای پیش‌بینی مکانی به‌عنوان ورودی رابطه ۸ مورد استفاده قرار می‌گیرند.

$$EL_{t+1} = f(EL_{t-1}, EL_{t-2}, EL_{t-3}, \dots, EL_{t-n}) \quad (7)$$

$$EL^s_{t+1} = f(EL^1_{t+1}, EL^2_{t+1}, EL^3_{t+1}, \dots, EL^m_{t+1}) \quad (8)$$

ماشین‌های بردار پشتیبان طبقه‌بندی و خطی‌سازی یا رگرسیون داده‌ها است. خطی‌سازی داده‌ها به‌وسیله الگوریتم خطی‌سازی ε -SVR و با معرفی تابع ε -sensitive انجام می‌پذیرد. در یک الگوریتم خطی‌سازی ε -SVR، با فرض مقادیر ورودی و خروجی x_i و y_i هدف یافتن تابعی است که کم‌ترین انحراف ε را از y_i ها داشته باشد. اگر داده‌های آموزشی به تعداد K سری به‌صورت $(x_1, y_1) \dots (x_k, y_k)$ موردنظر باشند (۹) تابع خطی‌سازی عبارت است از:

$$f(x) = (w, x) + b \quad (4)$$

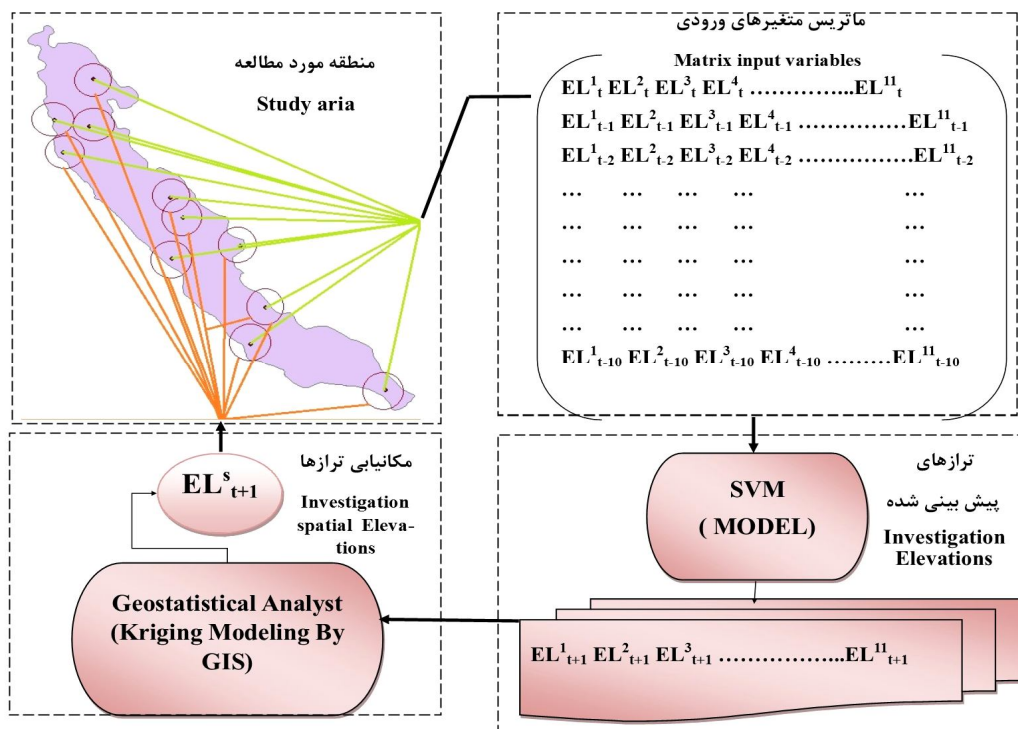
$$(w, x) \in R^N, b \in R$$

در تعیین تابع $f(x)$ باید همواره مقادیر خروجی به‌گونه‌ای تعیین شوند که به‌طور هم‌زمان، میزان کم‌ترین انحراف ε تعیین شده و تابع مقدار مناسب w را اختیار کند. با حل رابطه بهینه‌سازی زیر دست‌یابی به چنین شرایطی محقق می‌شود (۱۵).

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} w^2 + C \sum_{i=1} (\xi_i - \xi'_i) \quad (5)$$

$$\left\{ \begin{array}{l} y_i - (w, x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i \\ (w, x_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi'_i \\ \xi_i, \xi'_i \geq 0 - \text{for all } i = 1, 2, \dots, k \end{array} \right.$$

که در آن، C که خطای تولید نام دارد در واقع رابطه جایگزین را برای تابع $f(x)$ مشخص کرده و مقدار آن تا مقدار مجاز انحراف ε افزایش می‌یابد. در نهایت با استفاده از توابع کرنل $k(x_i, x)$ و پارامترهای لاگرانژین λ_1 و λ'_1 رابطه تابع خطی‌سازی، به شکل رابطه ۶ بازنویسی خواهد شد.



شکل ۲- الگوریتم پیش‌بینی زمانی- مکانی ماشین بردار پشتیبان- کریجینگ.

Figure 2. Temporal- Spatial forecasting algorithm, support vector machine- kriging.

نشان می‌دهد. کم‌ترین مقدار RMSE بالاترین صحت پیش‌بینی را نشان می‌دهد. هر چند RMSE به صفر و DC به یک نزدیک‌تر شود، جواب بهتری برای مدل حاصل شده است (۱۸).

پس از جمع‌آوری در بازه ده‌ساله اخیر در دو حالت نرمال و غیرنرمال به‌عنوان ورودی مدل SVM مورد استفاده قرار گرفتند. با استفاده از نرم‌افزار Matlab الگوریتم تابع ماشین بردار پشتیبان به‌گونه‌ای تنظیم شد که در هر مرحله داده‌های یک چاه به‌عنوان ورودی این مدل باشد. تراز آب در این روش برای زمان $t+1$ پیش‌بینی خواهد شد. شکل ۳، تغییرات تراز داده‌های مشاهداتی را نشان می‌دهد.

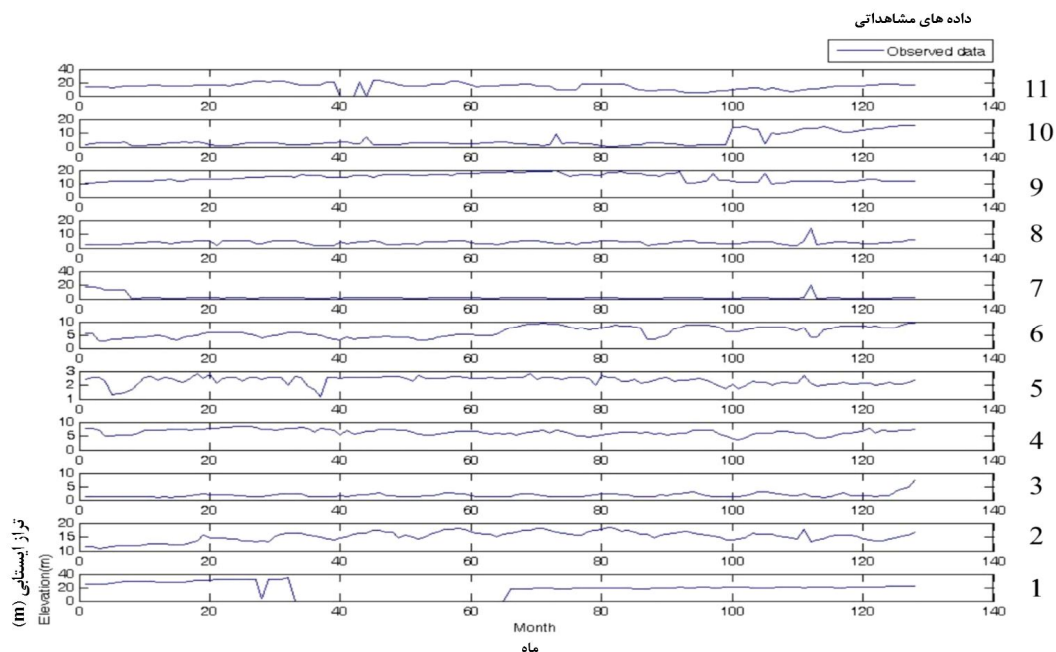
آماره‌های ارزیابی مدل‌ها: به‌منظور ارزیابی نتایج مدل ماشین بردار پشتیبان از دو معیار جذر میانگین مربعات خطاها ($RMSE^1$) و ضریب تبیین (DC^2) که نشانگر میزان بازده شبکه می‌باشد استفاده شده است. بهترین و دقیق‌ترین مدل، مدلی است که در آن مقدار DC به یک و مقدار RMSE به صفر نزدیک‌تر باشد.

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{\sum_{i=1}^n (y_{io} - \bar{y})^2} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_{io} - y_{ip})^2}{n}} \quad (10)$$

که در آن‌ها، y_{io} داده‌های مشاهداتی و y_{ip} داده‌های محاسباتی و n تعداد کل داده‌ها است. RMSE اختلاف مقادیر مشاهده‌شده و مقادیر محاسبه‌شده را

1- Root Mean Square Error
2- Determination Coefficient



شکل ۳- تغییرات سطح آب زیرزمینی برای داده‌های مشاهده‌ای، (m).

Figure 3. Ground water level changes for observed data, (m).

با توجه به موارد بیان شده، داده‌های مشاهده‌ای به‌عنوان ورودی مدل SVM مورد استفاده قرار می‌گیرند تا داده‌های محاسباتی را برای ۱۱ چاه بیان شده به‌دست آورد. چون داده‌ها به تفکیک ماه به‌عنوان ورودی در نرم‌افزار استفاده گردیده است، داده‌های خروجی نیز پیش‌بینی تراز آب برای هر ماه در زمان $t+1$ است. جدول ۱، سطح آب پیش‌بینی شده به همراه ضریب تبیین و میزان خطا در هر چاه را نشان می‌دهد. در اینجا، تراز آب به‌صورت میانگین تراز آب در ماه‌های مختلف سال بیان شده است.

همان‌گونه که از جدول ۱ برمی‌آید، در بهترین حالت ضریب تبیین به‌دست آمده برای دو چاه سندرکان و همپانه با مقادیر ۰/۹۷ و کم‌ترین مقدار آن برای چاه کبدان با مقدار ۰/۸۸ است که خود تأکید بر دقت پیش‌بینی تراز آب در استفاده از این روش دارد. افزون بر آن، بیش‌ترین خطا در محاسبات مربوط به

مدل ماشین بردار پشتیبان برای تبدیل و پیش‌بینی داده‌ها به‌صورت خطی عمل می‌کند. در کل SVM در حالت پیش‌فرض یعنی خطی برای داده‌های خطی جدایی‌پذیری که مرزهای آن‌ها از هم کاملاً مجزا می‌باشد به خوبی خط جداساز را ترسیم کرده و تفکیک انجام می‌دهد. اما در حالتی که داده‌ها توزیع غیرخطی داشته ناچار به استفاده از کرنل‌ها می‌باشد. در این حالت از بین کرنل‌های مختلف موجود در کرنل RBF^1 مناسب‌ترین کرنل برای پیش‌بینی زمانی داده‌ها می‌باشد. در واقع RBF از منحنی‌های نرمال در اطراف نقاط داده استفاده می‌کند و آن‌ها را طوری با هم جمع می‌کند که مرز تصمیم را بتوان به نوعی تعریف کرد. با استفاده از کرنلی مثل RBF فضای ویژگی از طریق یک تبدیل غیرخطی به‌دست می‌آید و جداسازی خطی در فضای ویژگی در فضای ورودی غیرخطی است.

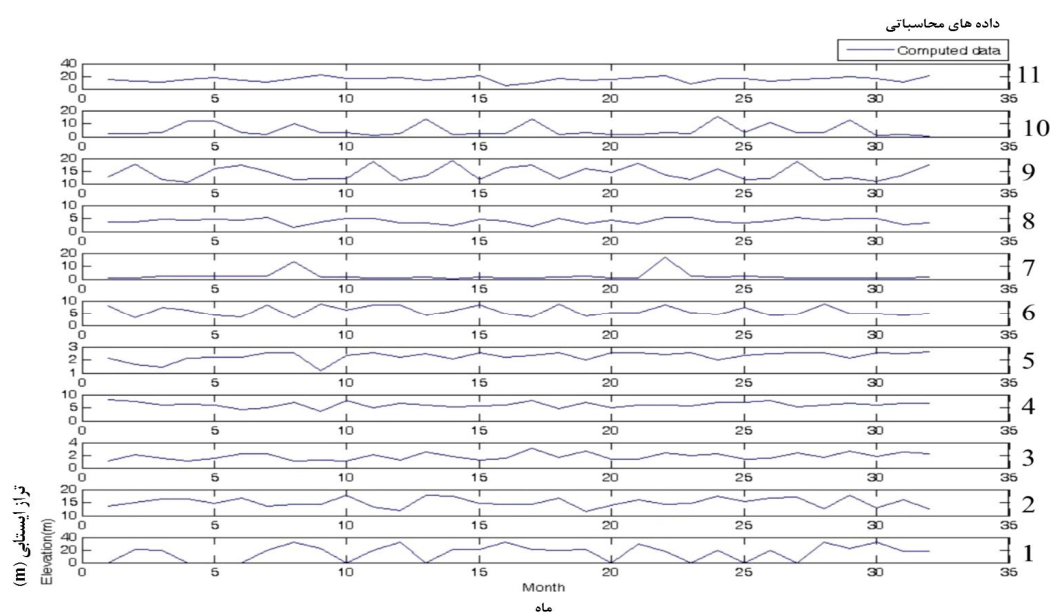
1- Radial_basis_function

چاه کیوره با میزان ۰/۲ است که به علت عدم وجود داده‌های مشاهداتی در بازه زمانی و یا عدم دسترسی به منطقه برای قرائت تراز آب می‌باشد. همچنین بررسی بین داده‌های مشاهداتی و داده‌های محاسباتی تأکید بر روند کاهش سطح منابع زیرزمینی در سال‌های پیش‌رو را دارد (شکل‌های ۴ و ۵).

جدول ۱- پیش‌بینی زمانی داده‌ها در مدل ماشین بردار پشتیبان.

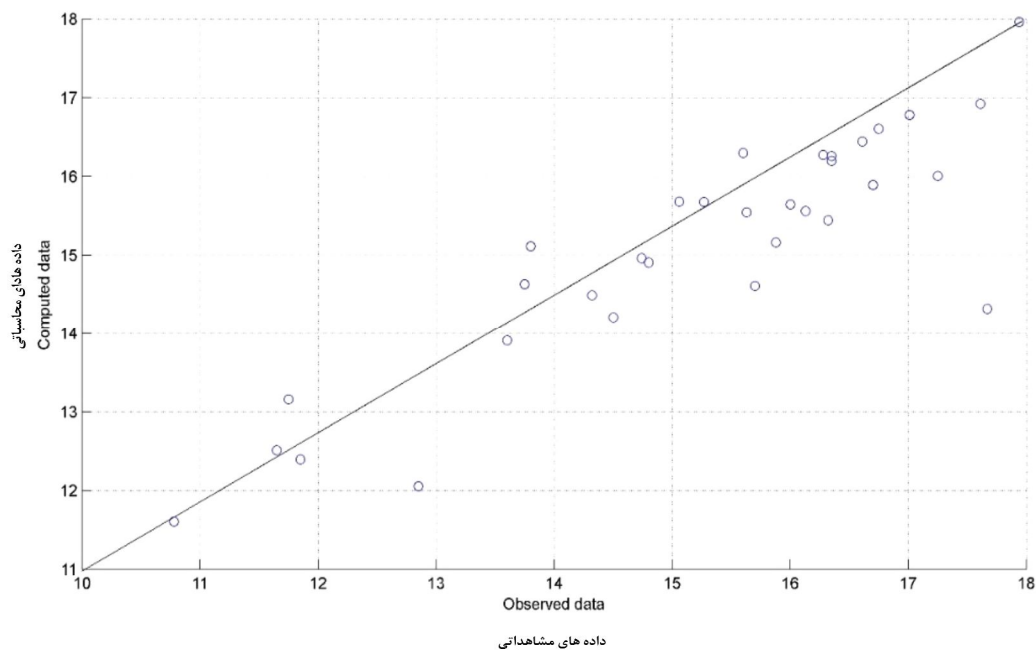
Table 1. Forecasting data in support vector machine model.

نام چاه Well Name	طول جغرافیایی X	عرض جغرافیایی Y	تراز ایستایی Elevation (m)	ضریب تبیین DC	میانگین مربعات خطا RMSE
1 چغادون	329691	3707154	15.14	0.96	0.14
2 چگنی	291019	3739282	4.08	0.92	0.14
3 ده حاجی	305354	3730453	15.11	0.95	0.17
4 همیانه	313505	3713414	3.47	0.97	0.16
5 کبدان	294646	3749151	1.62	0.88	0.14
6 کارخانه قند	315364	3718390	5.92	0.94	0.15
7 کیوره	304103	3744958	2.37	0.94	0.20
8 سندرکان	294160	3742822	5.85	0.97	0.16
9 شکرآباد	289962	3743665	1.74	0.89	0.12
10 سیلوی بروجرد	303874	3733139	15.07	0.91	0.15
11 ولیان	312279	3726654	19.53	0.93	0.12



شکل ۴- داده‌های محاسباتی در دوره صحت‌سنجی برای هر چاه، (m).

Figure 4. Compute data in validation period, (m).



شکل ۵- مقایسه نتایج داده‌های مشاهداتی و محاسباتی در دوره صحت‌سنجی (m) برای چاه چگنی.

Figure 5. Comparison of observed data and computed data for Chegeni well in validation period, (m).

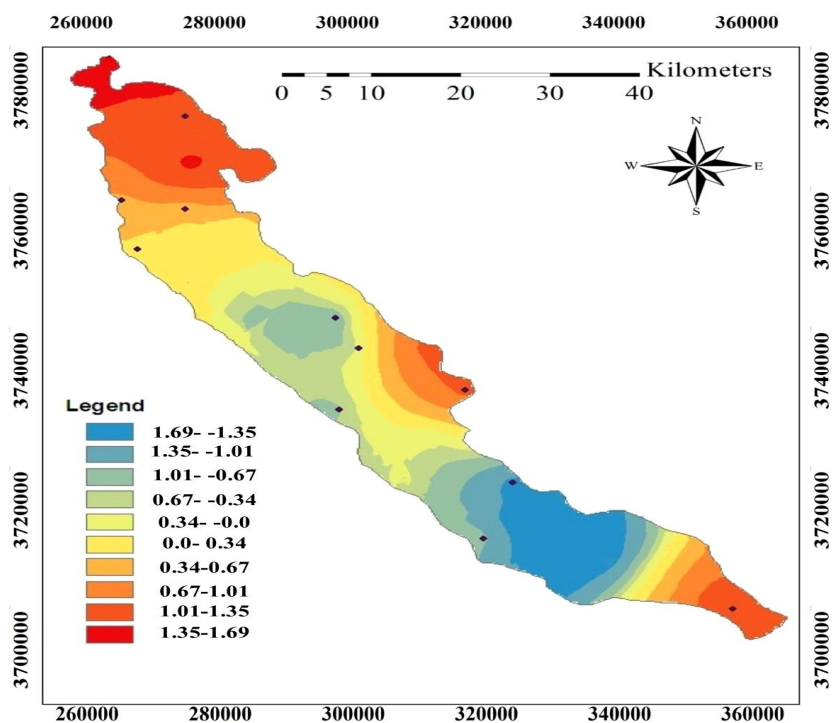
شکل ۶، پهنه‌بندی تغییرات سطح ایستابی را برای داده‌های محاسباتی نشان می‌دهد. همین ویژگی مدل سبب می‌شود که در توزیع فضایی داده‌ها که به عوارض زمین وابسته هستند، تخمین‌گر کریجینگ در محاسبات از دقت بالایی برخوردار باشد. علاوه بر این مکانیابی تراز آب زیرزمینی نقش مؤثری در کاهش هزینه‌های حفر چاه در منطقه را دارد. با این روش می‌توان ارتفاع رسیدن به آب را در منطقه مورد نظر به‌دست آورد و یا حتی روند کاهش و یا افزایش سطح ایستابی را مشخص نمود. نیز با بررسی مراکز جمعیتی در اطراف چاه‌ها، روند برداشت بیش از حد از این چاه‌ها در منطقه سبب کاهش سطح ایستابی در منطقه شده است. نیز همان‌گونه که از شکل ۶ برمی‌آید سطح ایستابی به‌سمت شمال‌شرقی روند کاهشی دارد. این امر می‌تواند به این دلیل باشد که با پیشرویی به‌سمت شمال‌شرقی تراز ارتفاعی سطح زمین افزوده شده و به دنبال آن عمق سطح ایستابی اضافه شده است. درونیابی‌های منطبق بر مدل

پیش‌بینی مکانی داده‌ها در نرم‌افزار ArcGIS و در بخش Geostatistical Analys به روش کریجینگ مدل‌سازی گردید. برای ترازبندی در این بخش، جدول ۱ به‌عنوان ورودی مورد استفاده قرار می‌گیرد. مطلق بودن تخمین در درونیابی و مکان‌یابی از ویژگی‌های عمده مدل کریجینگ می‌باشد. بدین مفهوم که مقدار تخمین کمیت در نقاط نمونه‌برداری با مقدار اندازه‌گیری شده برابر می‌باشد و واریانس تخمین صفر می‌گردد. این ویژگی سبب می‌گردد که تخمین‌گر کریجینگ در رسم خطوط هم‌تراز از حداکثر نقاط نمونه‌برداری عبور نموده و تمایلی به بسته شدن و دور زدن را نداشته باشد و از مرز محدوده مورد مطالعه فراتر رود.

در واقع این مدل برای تخمین نقاط مجهول مقدار واریانس را به حداقل می‌رساند. بنابراین منحنی‌های میزان بر اساس روندیابی ترسیم می‌گردند و در نتیجه از مرز محدوده ترسیم فراتر می‌روند.

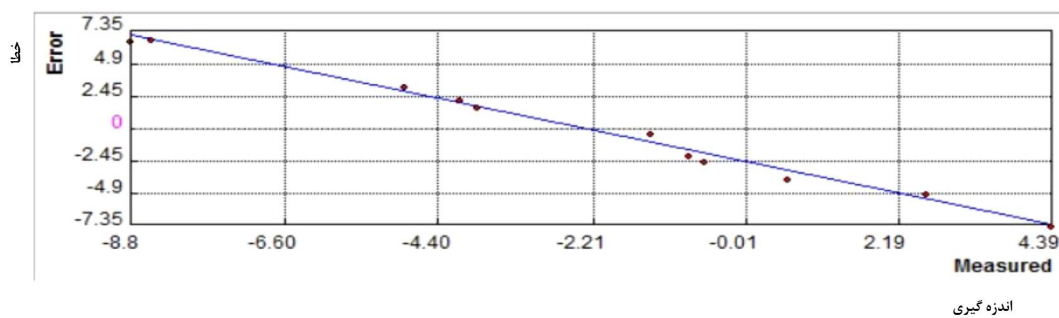
شمال شرقی تراز ارتفاعی سطح زمین افزوده شده و به دنبال آن عمق سطح ایستابی اضافه شده است. درونبایی های منطق بر مدل کریچینگ، وابستگی زیادی به تعداد نقاط نمونه برداری و فاصله نقاط از یکدیگر دارد. به طوری که با تغییر آن ها الگوی ساختار فضایی تغییر می کند. روش کریچینگ بر خلاف روش های وزن دهی عکس فاصله، توابع پایه شعاعی و چندجمله ای جهانی قادر به محاسبه میزان خطای تخمین تراز آب زیرزمینی می باشد. خطای تخمین (شکل ۷)، در فواصل دورتر از چاه ها بیش تر از فواصل نزدیک به چاه ها است و در نقاط بدن آمار همانند حاشیه مرز منطقه حداکثر است. این نقشه ها می تواند کمک مؤثری به مهندسان مشاور و بهره برداران از منابع آب زیرزمینی در تعیین محل حفر چاه ها داشته باشد.

کریچینگ، وابستگی زیادی به تعداد نقاط نمونه برداری و فاصله نقاط از یکدیگر دارد. به طوری که با تغییر آن ها الگوی ساختار فضایی تغییر می کند. همین ویژگی مدل سبب می شود که در توزیع فضایی داده ها که به عوارض زمین وابسته هستند، تخمینگر کریچینگ در محاسبات از دقت بالایی برخوردار است. علاوه بر این مکانیابی تراز آب زیرزمینی نقش مؤثری در کاهش هزینه های حفر چاه در منطقه را دارد. با این روش می توان ارتفاع رسیدن به آب را در منطقه مورد نظر به دست آورد و یا حتی روند کاهش و یا افزایش سطح ایستابی را مشخص نمود. نیز با بررسی مراکز جمعیتی در اطراف چاه ها، روند برداشت بیش از حد از این چاه ها در منطقه سبب کاهش سطح ایستابی در منطقه شده است. نیز همان گونه که از شکل ۶ برمی آید سطح ایستابی به سمت شمال شرقی روند کاهشی دارد. این امر می تواند به این دلیل باشد که با پیشروی به سمت



شکل ۶- پهنه بندی سطح ایستابی (m) به روش کریچینگ در زمان t+1.

Figure 6. Zoning of ground water elevation in t+1, (m).



شکل ۷- نمودار خطای روش کریجینگ در پهنه‌بندی مکانی برای هر چاه.

Figure 7. Error of spatial zoning in kriging method.

پیش‌بینی شود از دقت پیش‌بینی‌ها کاسته خواهد شد. مطالعه حاضر براساس داده‌های چاه‌های مشاهداتی منطقه در ده سال اخیر بوده است که در بهترین حالات موارد پیش‌بینی‌شده در استفاده از مدل، بالاترین ضریب تبیین برای چاه‌های چغادون (DC=۰/۹۶)، کارخانه قند (DC=۰/۹۴) و ولیان (DC=۰/۹۳) محاسبه شد، که نشان‌دهنده دقت مدل ترکیبی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. از جمله محاسن روش مورد استفاده این است که در بعضی ماه‌ها سطح آب چاه اندازه‌گیری نشده و با استفاده از مدل پیشنهادی می‌توان سطح آب را برای آن زمان‌ها پیش‌بینی نمود. نکته قابل‌توجه در این روش این است که اگر قرار باشد در نقطه خاصی از منطقه مورد مطالعه در زمان حاضر و یا حتی در آینده چاه آبی حفر شود می‌توان با استفاده از روش موجود عمق رسیدن به آب را پیش‌بینی و بر اساس آن در مورد حفر چاه تصمیم‌گیری کرد.

نتیجه‌گیری

در این پژوهش یک روش جدید مبتنی بر ترکیب مدل ماشین بردار پشتیبان و روش کریجینگ در پیش‌بینی زمانی- مکانی تراز آب زیرزمینی پیشنهاد گردید. توانایی مدل ماشین بردار پشتیبان، به‌عنوان یک ابزار سودمند و البته نسبتاً جدید در مدیریت منابع آب برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت سیلاخور مورد ارزیابی قرار گرفت. با توجه به دقت این روش در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی می‌توان برنامه‌های جامع و مناسب در بحث مدیریت منابع آب زیرزمینی را انتظار داشت. نیز در این پژوهش با استفاده از روش‌های زمین‌آماري به پهنه‌بندی منابع آب پیش‌بینی‌شده در دشت سیلاخور با دقت بالایی پرداخته شده است. مهم‌ترین مسأله در تحلیل فضایی- زمانی داده‌ها، تعیین ساختار وابستگی داده‌ها است. هرچه در انتخاب مدل‌ها و برازش مدل‌ها بیش‌تر دقت شود، پیش‌بینی‌ها دقیق‌تر خواهد بود. از لحاظ پیش‌بینی زمانی باید توجه نمود که هرچه برای فاصله‌های زمانی دورتر از آخرین مشاهده زمانی

منابع

1. Ahmadi, M., and Baghbanzade Dezfooli A. 2012. A Geo-statistical Approach to the change procedure study of Under-Groundwater Table in a GIS framework, Case study: Razan–Ghahavand plain, Hamadan province, Iran. *J. Acad. Appl. Stud.* 2: 11. 56-69.
2. Amiri Deh Ahmadi, F., and Hesami Kermani, M. 2011. Estimation of groundwater levels with the use of artificial intelligence, the first National Conference of water and wastewater. Iran, Tehran. (In Persian)
3. Bameri, A., and Piri, H. 2015. Assessment Of Groundwater Pollution In Bajestan Plains For Agricultural Purposes Using Indicator Kriging, *J. Water Soil Cons.* 22: 1. 211-229. (In Persian)
4. Bashi-Azghadi, S.N., and Kerachian, R. 2010. Locating monitoring wells in groundwater systems using embedded optimization and simulation models. *Science of the Total Environment.* 408: 2189-2198.
5. Ben-Jemaa F., and Marino, M.A. 1990. Optimization of a groundwater well monitoring network. International Conference on Optimizing the Resources for Water Management, Forth worth, Texas, April 17-21, Pp: 610-615.
6. Bhat, S., Motz, L., Pathka, C., and Kuebler, L. 2012. Designing Groundwater Level Monitoring Network Using Geostatistical A Case Study and Central Florida U.S.A. World Environmental and Water Resources Congress, Pp: 48-58.
7. Delbari, M., Afrasyab, P., and Miremadi, S. 2010. Investigation spatial- temporal fluctuation ground water analysis of salinity (Case study: Mazandaran). *Iran. J. Irrig. Drain.* 3: 7. 359-374. (In Persian)
8. Dibike, Y.B., Velickov, S., Solomatine, D., and Abbott, M.B., 2001. Model induction with support vector machines: Introduction and applications. *J. Com. Civil Engin.* 15: 3. 208-216.
9. Guo, Y., Wang, J., and Yin, X., 2011. Optimizing the ground water monitoring network using MSN Theory. *J. Proc. Soc. Behav. Sci.* 21: 240-242.
10. Liu, D., Wang, Z., Zhang, B., Song, K., Li, X., and Li, J. 2006. Spatial distribution of soil organic carbon and analysis of related factors in croplands of the black soil region, northeast China. *Agricultural Ecosystems and Environment.* 113: 73-81.
11. Mohammadi, S., Salajegheh, A., Mahdavi, M., and Bagheri, R. 2012. An investigation on spatial and temporal variations of groundwater level in Kerman plain using suitable geostatistical method (During a 10-year period), *Iran. J. Range. Des. Res.* 19: 1. 60-71. (In Persian)
12. Najafi, S. 2010. The evaluation methods of interpolation to determine the underground water level of the Urmia Lake. National Conference on comprehensive management of water resources, Kerman, Iran. (In Persian)
13. Nourani, V., and Ejlali, R. 2012. Quantity and Quality Modeling of Groundwater by Conjugation of ANN and Co-Kriging Approaches. *J. Water Resour. Manage. Model.* 19: 1. 287-310.
14. Panda, D.K., Mishra, A., Jena, S.K., James, B.K., and Kumar, A. 2007. The influence of drought and anthropogenic effects on groundwater levels in Orissa, India. *J. Hydrol.* 343: 140-153.
15. Rajaei, T., and Zeynivand, A. 2015. Modeling of Groundwater Level using ANN–Wavelet Hybrid Model (Case study: Sharif Abad Plain), *J. Civil Environ. Engin.* 44: 77. 51-63. (In Persian)
16. Rezaee, E., Khashei-Siuki, A., and Shahidi, A. 2015. Design of Groundwater Level Monitoring Network, Using the Model of Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM). *Iran. J. Soil Water Res.* 45: 4. 389-396. (In Persian)
17. Rezaee, E., Khashei-Siuki, A., Shahidi, A., and Riahi-Madvar, H. 2014. Application of Least Squares Support Vector Machine Model For Water Table Simulation (Case study: Ramhormoz plain). *Iran. J. Irrig. Drain.* 4: 7. 510-520. (In Persian)

18. Salari, M., Zareie, H., and Taghyan, M. 2009. Application and evaluation of the Kriging and Cokriging methods in the calculation of water level the water level in the lowland. National Conference on the effects of the drought and management solution. Isfahan, Iran. (In Persian)
19. Zhou, Y., Dong, D., Lio, J., and Li, W. 2013. Upgrading a regional groundwater level monitoring network for Beijing Plain, China. *J. Geosci. Front.* 4: 127-138.



Investigation spatial- temporal fluctuation ground water level by support vector machine and Kriging Method (Case study: Silakhor plain)

M. Komasi¹, *H. Goudarzi² and A. Behniya³

¹Assistant Prof., Dept. of Civil Engineering, University of Ayatollah Ozma Broujerdi,

²M.Sc. Student, Dept. of Civil Engineering, University of Ayatollah Ozma Broujerdi,

³M.Sc., Dept. of Water Management Resources, Waterworks of Broujerd, Broujerd

Received: 08/11/2016; Accepted: 10/09/2017

Abstract

Background and Objectives: Since ground water and dwindling water resources is important for the operation of research and modeling is important. Assessment and prediction of groundwater level to help predict groundwater resources. The use of artificial intelligence methods based on the theory of data mining is used to predict the water table fluctuation. The support vector machine in artificial intelligence methods and the methods of geostatistical Kriging method has considerable precision in order to predict the time and location of the water table is level. In this study, the combination of support vector machine and Kriging model as a new way to predict when and where water table fluctuation in the plain area Silakhor is used. In the first phase, modeling when using support vector machine model data 11 piezometric wells in the region were carried out using support vector machine and secondly to predict the location of monthly data output of the first stage as an input earth model Statistics were used.

Materials and Methods: Data of 11 observation wells in the Silakhor plain data collected in the course of the past ten years in both normal and abnormal SVM model were used as input. Using the software Matlab function algorithm support vector machine was configured as an input at each stage of a well in this model. Water level in the foreseeable future will be this way for years. At best coefficient of determination obtained for the two wells Sandarkan and Hamyaneh with values 0.97, the lowest value for Kabadan well with its emphasis on accurately predict the amount of 0.88 that the water level in using this method. In addition, the maximum error in the calculation of the wells with 0.2 Keyvareh is due to lack of observation data in interval or lack of access to the region is to read water level. Absolute estimation interpolation and location estimate is a major feature. This means that estimates the quantity of sampling points is equal to the measured value and variance estimate is zero. In fact this model to estimate the amount of variance minimizes unknowns. Thus, the curves are drawn based routing and thus go beyond the boundary drawn. This feature makes the model the spatial distribution of data which are dependent on terrain, Kriging in calculations of high accuracy. Locate underground water level role in reducing the cost of drilling a well in the region. This way you can reach the height of water to be achieved in the region or even decline or rise of water table revealed.

Results: The ability of Support Vector Machine and of course, a relatively new as a useful tool in water resource management to predict fluctuations in groundwater levels were evaluated in Silakhor plain. According to the accuracy of this method in predicting groundwater level can be comprehensive and appropriate program management discussion groundwater resources to be expected. In this study, using geostatistical methods in the area of water resources in plain Silakhor predicted with high accuracy are discussed. The most important issue in the analysis of spatial-temporal data to determine the dependence structure of the data. Whatever the choice of models and model are more accurate, the prediction will be more accurate. In terms of predicting when it should be noted that the time for the distance away from the last viewing time predicted prediction accuracy will be reduced. According to the study area in the last ten years has been well observed that in the best case scenarios predicted by the model, the highest coefficient of determination for wells Chughadun (DC = 0.96), sugar (DC = 0.94) and Valian (DC = 0.93) was calculated, which represents a hybrid model to predict groundwater level is the wells could be decided.

Keywords: Groundwater level, Kriging, Silakhor plain, Support vector machine, Predict space-time

* Corresponding Author; Email: hesam.swt@gmail.com

Arch