اکوهیدرولوژی

دورهٔ ۴، شمارهٔ ۱، بهار ۱۳۹۶، ص ۸۷-۷۵

ارزیابی توانایی مدل ترکیبی SOM-FL برای پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی در محدودهٔ متروی شهر تبریز

مرضیه داداش‌بابا[۱]، عطاالله ندیری[۲*]، اصغر اصغری مقدم[۳]، قدرت برزگری[۴]

۱. دانشجوی کارشناسی ارشد، دانشکدهٔ علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

۲ و ٤. استادیار، دانشکدهٔ علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

۳. استاد، دانشکدهٔ علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

(تاریخ دریافت ۱۳۹۵/۰۹/۰۹؛ تاریخ تصویب ۱۳۹۵/۱۱/۲۳)

چکیده

توسعهٔ روزافزون، ساخت پروژه‌های مهندسی ازجمله قطار شهری در کلان‌شهرها به بررسی، مدیریت و کنترل مناسب آب‌های زیرزمینی نیاز دارد. بنابراین، تخمین دقیق پارامترهای هیدروژئولوژیکی از جمله هدایت هیدرولیکی مهم‌ترین عامل در مطالعات و مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی و همچنین مسائل ژئوتکنیک به‌حساب می‌آید. در دههٔ اخیر روش‌های مختلف آزمایشگاهی و صحرایی برای تخمین این پارامتر وجود داشته است، اما تخمین هدایت هیدرولیکی با استفاده از این روش‌ها با توجه به ناهمگنی و ناهمسانی محیط‌های هیدروژئولوژیکی، پرهزینه، وقت‌گیر و دارای عدم قطعیت ذاتی است. در این تحقیق از سه روش فازی مدل استنتاج فازی ساگنو (SFIS)، مدل استنتاج فازی ممدانی (MFIS) و سیستم استنتاج فازی لارسن (LFIS) که مناسب برای کار با داده‌های دارای عدم قطعیت هستند، برای تخمین هدایت هیدرولیکی محدودهٔ متروی شهر تبریز استفاده شده است. سپس برای تدقیق مدل‌های منفرد و حل مشکل ناهمگنی زیاد آبخوان شهر تبریز، مدل ترکیبی SOM-FL ارائه شد. براساس معیارهای ارزیابی RMSE و R^2 نتایج مدل‌های منفرد قابل قبول است، ولی مدل ترکیبی ارائه‌شده توانست راندمان مدل (R^2) را نسبت به مدل‌های منفرد در مرحلهٔ آموزش ۱۸ درصد و در مرحلهٔ آزمایش ۱۵/٤ درصد افزایش دهد و هدایت هیدرولیکی را تدقیق کند.

کلیدواژگان: فازی، قطار شهری تبریز، هدایت هیدرولیکی، SOM.

* نویسنده مسئول

Email: Nadiri@tabrizu.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

توسعهٔ ساخت پروژه‌های مهندسی در شهرهای کلان و نیاز به مدیریت منابع آب زیرزمینی، محققان حوزهٔ مطالعات آب‌های زیرزمینی را ملزم به مدل‌سازی، تخمین و پیش‌بینی شرایط هیدروژئولوژیکی حاکم بر آبخوان‌ها در مناطق شهری ساخته است. بدین‌منظور تخمین پارامترهای هیدروژئولوژیکی از جمله هدایت هیدرولیکی اهمیت ویژه‌ای دارند. روش‌های مختلف هیدروژئولوژیکی برای تخمین این پارامتر وجود دارند که در حالت کلی به دو نوع روش‌های کلاسیک و آزمایشگاهی تقسیم می‌شوند. این روش‌ها با اینکه مزایای مختلفی مانند شناخت شرایط زیرسطحی از طریق حفاری دارند، اما وقت‌گیر و پرهزینه هستند و به نیروی انسانی بیشتری نیاز دارند و از طرفی به‌علت رفتار غیرخطی و شرایط ناهمگن و ناهمسان حاکم بر محیط‌های هیدروژئولوژیکی، از عدم قطعیت ذاتی برخوردارند. برای غلبه بر نواقص موجود، در چند سال اخیر مدل‌های هوش مصنوعی (AI)[1] به‌طور گسترده‌ای در تخمین پارامترهای هیدروژئولوژیکی استفاده شده‌اند. این متدها برخلاف آزمون‌های صحرایی و آزمایشگاهی، این قابلیت را دارند که در زمانی کوتاه‌تر با صرف هزینهٔ کمتر و با داده‌های در دسترس محدود، تخمین قابل قبولی از پارامترهای هیدروژئولوژیکی ارائه دهند. از میان مدل‌های هوش مصنوعی مختلف می‌توان به روش‌های ANN[2]، NF[3] و FUZZY اشاره کرد که محققان زیادی برای پیش‌بینی و تخمین پارامترهای هیدرولوژی و هیدروژئولوژی از این روش‌ها استفاده کرده‌اند [۱ـ ۵]. با توجه به عدم قطعیت ذاتی هدایت هیدرولیکی، یکی از مدل‌های کارا در این زمینه، مدل فازی (FL) است. تئوری فازی برای اولین‌بار توسط زاده معرفی شد [۶]. در سال‌های اخیر روش فازی به‌طور وسیعی در امر مدل‌سازی و پیش‌بینی پارامترهای آبخوان‌ها و هدایت هیدرولیکی استفاده شده است [۷]. ورنیو و همکارانش [۸] مدل فازی را برای مدل‌سازی جریان آب زیرزمینی در زون غیراشباع به‌کار بردند. نتایج پژوهش آنها برتری این مدل را در مدل‌سازی این جریان نشان داد. همچنین کومار و همکارانش [۹] کیفیت آب زیرزمینی را به‌وسیلهٔ روش فازی بررسی کردند. این مطالعه نشان داد منطق فازی توانایی مدل‌سازی و بررسی کیفیت آب آشامیدنی را دارد. کیشی [۱۰] روش‌های ژنتیک-فازی ساگنو و ممدانی را برای مدل‌سازی تبخیر و تعرق به‌کار برد. در این مطالعه از داده‌های دمای روزانهٔ هوا، تشعشع خورشیدی، رطوبت و سرعت باد مربوط به آن به‌عنوان ورودی‌های مدل استفاده شد و مقایسهٔ روش‌های مختلف فازی نشان داد روش ساگنو عملکرد سریع و دقت بیشتری نسبت به مدل ممدانی دارد. همچنین سرینیواس و همکارانش [۱۱] در تحقیقی منطق فازی را برای بررسی کیفیت آب زیرزمینی در منطقه‌ای در هند استفاده کردند. بدین‌منظور ۱۱ پارامتر کیفی آب زیرزمینی که از مهم‌ترین شاخص‌های ارزیابی کیفیت آب هستند در ۱۵ چاه موجود در منطقه بررسی شد. مدل ارائه‌شده نشان داد پتانسیل خوبی به‌عنوان ابزار عملی دارد که می‌تواند در اختیار سازمان‌های مربوط به آن در زمینهٔ سنجش پایدار قرار بگیرد.

با توجه به ناهمگنی آبخوان‌ها عموماً استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی ترکیبی برای دسته‌بندی و پیش‌بینی، مانند ترکیب دسته‌بندی خوشه‌ای با مدل‌های فازی، نروفازی و برنامه‌ریزی ژنتیک می‌تواند از مشکل ناهمگنی آبخوان بکاهد و نتایج مدل و تدقیق آن را تقویت کند [۱۲]. روش‌های مختلف تقسیم‌بندی داده‌های هیدروژئولوژیکی اخیراً توسط محققان استفاده شده است [۱۳]. روش‌های دسته‌بندی هوش مصنوعی برخلاف روش‌های آماری که حالت خطی دارند و حجم زیادی از داده برای دسته‌بندی نیاز است، می‌توانند برای حالت غیرخطی و پیچیده مانند آبخوان‌های چندگانه جوابگو باشند (مانند LVQ[4] و SOM[5]). در این میان، روش SOM در دسته‌بندی داده‌های پیچیدهٔ هیدروژئولوژیکی نسبت به سایر روش‌های دسته‌بندی خطی و غیرخطی به‌دلایل زیر، برتری دارد: ۱. نبود یک تابع هدف خروجی برای پیش‌بینی یا بهینه‌سازی؛ از این‌رو آن را یک الگوریتم یادگیری بدون نظارت می‌نامند.۲. هیچ برچسبی برای داده‌ها اختصاص نمی‌یابد و ورودی‌ها براساس بیشترین میزان تشابه در دسته‌ها قرار می‌گیرند؛ بنابراین یک روش دسته‌بندی غیرنظارتی است که الگوریتم آموزش آن، به‌صورت رقابتی و بدون ناظر انجام می‌شود [۱۴]. بنابراین، در چند سال اخیر این روش دسته‌بندی در ترکیب با

1. Artificial Intelligence
2. Artificial neural network
3. Neuro Fuzzy
4. Learning Vector Quantization
5. Self Organization Map

Archive of SID
www.SID.ir

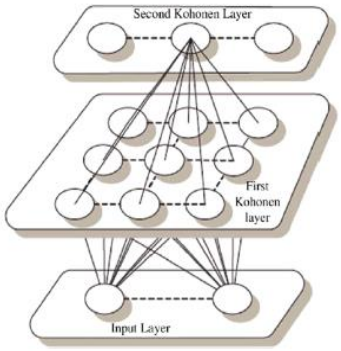
روش‌های مختلف هوش مصنوعی مانند شبکهٔ عصبی مصنوعی و شبکهٔ ترکیبی موجک برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شده است [۱۵]. نورانی و دانشور [۱۶] به این نتیجه رسیدند که با دسته‌بندی داده‌ها و استفاده از شبکهٔ ترکیبی به نتایج بهتری دست می‌یابند.

آبخوان محدودهٔ متروی شهر تبریز آبخوانی چندلایه و پیچیده است که تا کنون به این دلیل امکان مدل‌سازی دقیق عددی موفق برای تخمین هدایت هیدرولیکی با استفاده از داده‌های پمپاژ موجود از منطقه وجود نداشته است. بنابراین، اجرای پروژهٔ متروی شهر تبریز، به بررسی دقیق و تخمین هدایت هیدرولیکی در مناطق فاقد داده نیاز دارد. انجام مطالعات سه خط متروی شهر تبریز کامل شده و در این تحقیق از داده‌های گمانه‌های این مطالعات استفاده شده است تا بتوان پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی برای کل منطقه ارائه کرد تا در مطالعات خطوط بعدی مترو و پروژه‌های مهندسی دیگر نیاز به حفر گمانه‌های بیشتر با عمق‌های متفاوت وجود نداشته باشد. بدین‌منظور، مدل ترکیبی SOM-FL برای پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی محدودهٔ متروی شهر تبریز ارائه شد که علاوه بر بررسی توانایی روش‌های مختلف فازی در این مورد با استفاده از دسته‌بندی هوشمند داده‌ها بتواند بر ناهمگنی زیاد منطقه نیز غلبه کند. به‌منظور طراحی و کدنویسی مدل ترکیبی SOM-FL، پیاده‌سازی الگوریتم‌های خوشه‌بندی و شاخص‌های تعیین تعداد بهینهٔ خوشه‌ها، از نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است.

مواد و روش‌ها

نقشهٔ خودسازمان‌ده (SOM)[1]

خوشه‌بندی معمولاً برای طبقه‌بندی داده‌ها، ساخت داده‌های همگن و یا برای بهینه‌سازی ساختار مدل با انتخاب ورودی‌های غالب و مرتبط انجام می‌گیرد [۱۷]. روش‌های خوشه‌بندی به دو نوع آماری و هوش مصنوعی تقسیم می‌شوند که در حالت کل روش‌های هوش مصنوعی کارایی بهتری دارند. SOM یکی از انواع روش‌های هوش مصنوعی برای دسته‌بندی داده‌ها است که اولین‌بار توسط ده‌کوهنن [۱۴] توسعه داده شد و برای مدل‌کردن نقشه‌های بهینه‌سازی توپوگرافیکی سازمان‌یافته، به‌وجود آمد. این نوع دسته‌بندی از یک لایهٔ ورودی و یک لایهٔ خروجی تشکیل می‌شود (شکل ۱). در این ساختار، نورون‌های لایهٔ ورودی، محل ارتباط داده‌های ورودی با شبکه است و به‌ازای هر متغیر ورودی، یک نورون در این لایه وجود دارد. چگونگی کار در SOM بدین‌صورت است که ورودی‌ها با یک وزن تصادفی بین صفر و یک وارد سیستم می‌شوند. سپس فاصلهٔ بین هر پارامتر ورودی با مرکز لایهٔ پنهان براساس فاز رقابت و تابع Minimum به‌دست می‌آید. فرایند آموزش SOM به‌صورت زیر در سه مرحلهٔ رقابت، همکاری و تطبیق تشکیل می‌شود:



شکل ۱. شکل شماتیک از شبکهٔ SOM

۱. فاز رقابت: در این فاز با معرفی داده به شبکه، کمترین فاصلهٔ این داده نسبت به نورون‌های لایهٔ خروجی محاسبه شده و هر نورون از لایه خروجی که فاصله کمتری را داشته باشد، به‌عنوان نورون برنده انتخاب می‌شود. مقدار فاصلهٔ اقلیدسی (D_j)، در شبکهٔ SOM مطابق با رابطهٔ ۱ محاسبه می‌شود [۱۷]: در این رابطه x بردار ورودی نورون برنده i و w_j وزن نورون همسایه است.

$$D_j = \left| x - w_j \right| = \sqrt{\sum_{i=1}^{M} (x_i - w_{ij})^2} \qquad j = 1,2,3,\ldots,M \qquad (1)$$

۲. فاز همکاری: تأثیر این فاز طبق رابطهٔ ۲ به‌هنگام‌سازی وزن نورون‌های همسایه برحسب مقدار فاصله با نورون برنده است [۱۷]:

$$h_{ij}(x) = \left(FD_{ij} \right) \qquad (2)$$

در این رابطه تابع h_{ij} تأثیری را که بر اثر برنده‌شدن نورون i روی نورون j هنگام اعمال ورودی x به‌وجود می‌آید، نشان می‌دهد به‌طور مستقیم از فاصلهٔ بین نورون i و j شکل

1. Self Organization Map

Archive of SID

www.SID.ir

می‌گیرد (*FDij*). پرکاربردترین تابع همسایگی طبق رابطهٔ ۳، تابع گوسی است (h_{lm}). در این رابطه (*L-m*) فاصلهٔ بین نورون‌ها و $\sigma(t)$ تعداد واحد زمانی را نشان می‌دهد [۱۷]:

$$h_{lm} = exp\left(-\frac{l-m^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (۳)$$

۳. فاز تطبیق: هدف این فاز افزایش سرعت مدل است. طوری که با تعریف رابطه‌ای مانند رابطهٔ ۴ تغییرات وزن نورون‌ها (*W*) برابر است با ضریب یادگیری (η) ضرب در ورودی و خروجی [۱۷]:

w(t)= وزن نورون‌ها نسبت به زمان

$$W = w(t+1) - w(t) = \eta y x \Delta \quad (۴)$$

منطق فازی

در منطق کلاسیک عضویت در یک مجموعه به‌صورت صفر و یک در نظر گرفته می‌شود؛ ولی منطق فازی مجموعه‌ای است که مرزهای مبهم با میزان درجهٔ عضویت دارد بدین‌معنا که مقادیر بین صفر و یک برخلاف منطق کلاسیک، عضویت بخشی دارند. سیستم فازی شامل سه بخش اصلی است: ۱. تابع عضویت یا فازی‌سازی داده‌ها: درجهٔ عضویت در یک مجموعهٔ فازی از طریق تابع عضویت تعریف می‌شود که مقدار آن بین صفر و یک است. ۲. قوانین فازی: ایجاد ارتباط بین ورودی و خروجی با استفاده از یک سری قوانین مثل اگر ـ آن‌گاه (if→then) انجام می‌شود. ۳. غیرفازی‌سازی: که توسط عملگرهای فازی and، or و not انجام می‌گیرد. غیرفازی‌سازی فرایندی است که مقادیر ورودی را از طریق مجموعه قوانین فازی ایجادشده می‌گذراند تا پیش‌بینی‌های مدل را استخراج کند [۱]. مدل فازی معمولاً به سه روش مختلف ساگنو [۱۸]، ممدانی [۱۹] و لارسن [۲۰] قابل‌اجراست. تفاوت اصلی بین روش‌های مختلف فازی در نوع تابع عضویت خروجی و عملگر به‌کاررفته است.

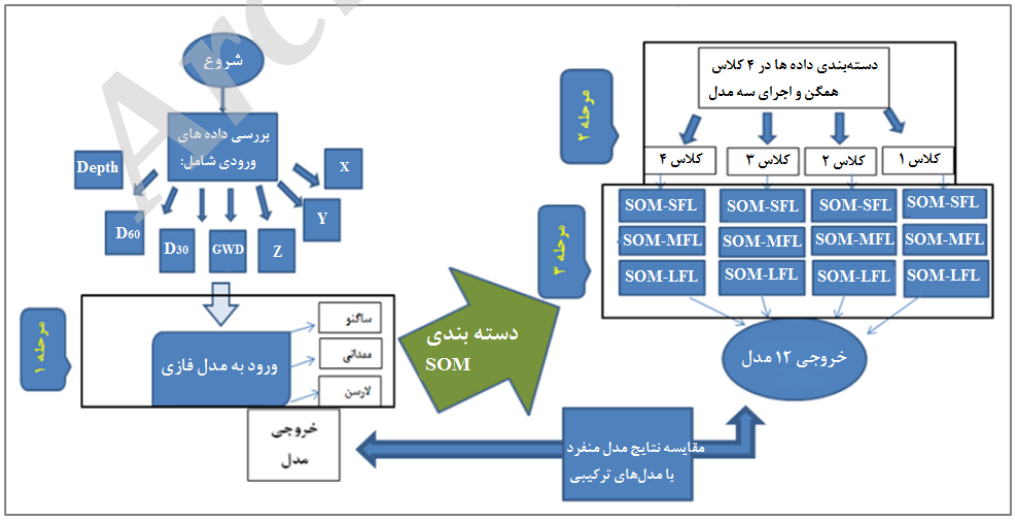
در این مطالعه ابتدا سه مدل فازی ساگنو، ممدانی، لارسن به‌صورت منفرد و سپس در ترکیب با دسته‌بندی خوشه‌ای برای پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی محدودهٔ متروی شهر تبریز استفاده خواهد شد. شکل ۲ چگونگی پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی این مطالعه را در سه مرحله به‌طور خلاصه نشان می‌دهد.

ارزیابی دقت مدل‌ها

در این تحقیق به‌منظور ارزیابی کارایی مدل‌ها و توانایی آنها در پیش‌بینی دقیق از دو معیار جذر میانگین مربع خطا (RMSE)، ضریب تبیین (R^2) استفاده شده است که به‌صورت روابط ۵ و ۶ تعریف می‌شوند:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \hat{X}_i\right)^2}{n}} \quad (۵)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \hat{X}_i\right)^2}{\sum_{i=1}^{n}\left(X_i - \bar{X}_i\right)^2} \quad (۶)$$



شکل ۲. فلوچارت مراحل پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی

Archive of SID

www.SID.ir

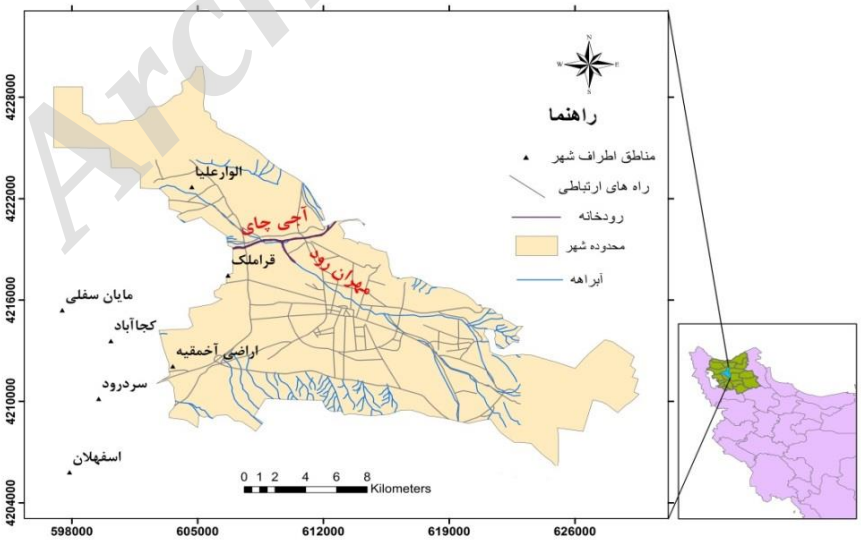
در روابط یادشده X_i و $\hat{X}_i$ به‌ترتیب مقادیر مشاهداتی و محاسباتی $\bar{X}_i$ میانگین مقادیر مشاهداتی و n تعداد کل داده‌هاست. RMSE میزان خطای بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی را نشان می‌دهد. R^2 نشان‌دهندهٔ میزان بازده مدل است. هرچقدر RMSE به سمت صفر و R^2 به یک میل کنند، بیانگر بهترین جواب برای مدل خواهد بود.

منطقهٔ مطالعه‌شده

شهر تبریز با ۴۵ کیلومترمربع مساحت، در غرب استان آذربایجان شرقی و در منتهی‌الیه مشرق و جنوب شرق جلگهٔ تبریز قرار گرفته است (شکل ۳). این شهر از سمت شمال به کوه‌های پکه‌چین و عون بن‌علی، از سمت شمال شرق به کوه‌های باباباغی و گوزنی، از سمت شرق به گردنهٔ پایان و از سمت جنوب به دامنه‌های کوه سهند محدود شده است. مهم‌ترین رودخانهٔ شهر تبریز رودخانهٔ آجی‌چای یا تلخه‌رود به طول ۲۶۵ کیلومتر است که از شمال این شهر وارد می‌شود و در غرب آن به دریاچهٔ ارومیه می‌ریزد. مهران‌رود به طول ۴۹ کیلومتر از شاخه‌های رودخانهٔ آجی‌چای است که در جنوب شرق، شرق و شمال غرب مرکز شهرستان تبریز جریان دارد [۲۱]. شکل ۳ موقعیت منطقهٔ مطالعاتی را نشان می‌دهد.

بررسی داده‌ها

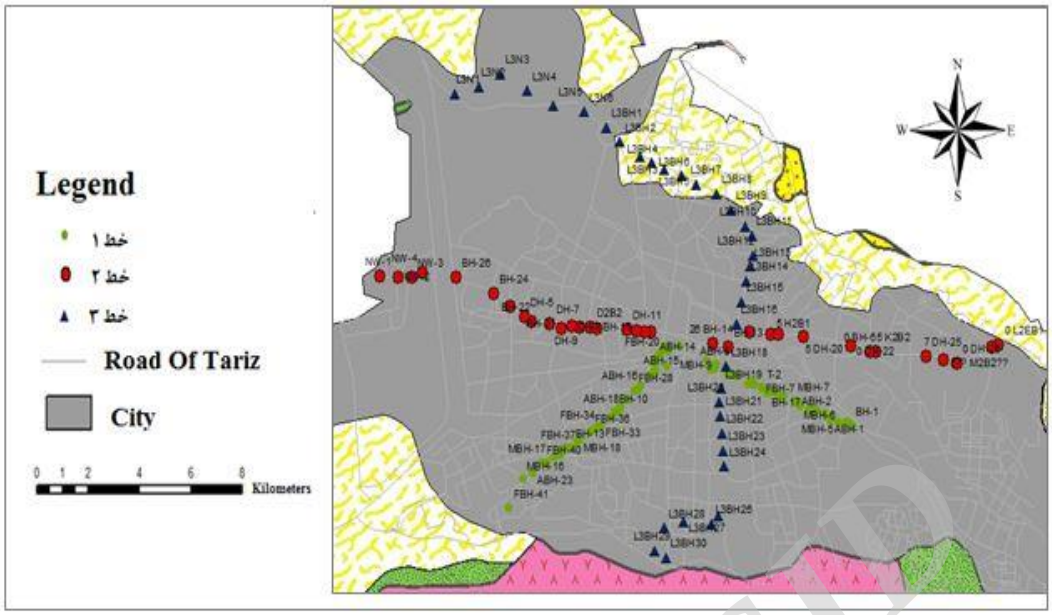
انتخاب ورودی‌های مناسب یکی از موارد مهمی است که باید در مدل‌سازی به روش هوش مصنوعی مورد توجه قرار گیرد؛ زیرا استفاده از داده‌های ورودی غیرمرتبط سبب کاهش دقت مدل خواهد شد. در این مطالعه برای پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی و تخمین هرچه دقیق‌تر آن از پارامترهای دانه‌بندی متوسط وزنی رسوبات هر پیزومتر شامل D_{30}، D_{60}، عمق‌های مشخص اندازه‌گیری این دو پارامتر (سه متر به سه متر)، عمق آب زیرزمینی، طول و عرض جغرافیایی پیزومترها و ارتفاع پیزومترها از سطح دریای آزاد استفاده شده است. مطالعات مربوط به سه خط مترو شهر تبریز در سال‌های اخیر انجام شده و تا کنون جمعاً ۱۷۵ گمانه به‌ترتیب ۴۹ گمانه برای خط اول، ۹۰ گمانه برای خط دوم و ۳۶ گمانه برای خط سوم حفر شده است. در این گمانه‌ها مغزه‌های حفاری در اعماق سه متر به سه متر گرفته شده و دانه‌بندی برای آنها انجام شده است و نیز برای این عمق‌ها هدایت هیدرولیکی توسط آزمون لوفران انجام شده است. در این مطالعه از اطلاعات ۶۳ گمانه برای این پیش‌بینی استفاده خواهد شد. این اطلاعات از سازمان قطار شهری تبریز و حومه برای سه خط مترو تهیه و تجزیه و تحلیل شدند (شکل ۴). جدول ۱ مقادیر خصوصیات آماری پارامترهای ورودی و خروجی را نشان می‌دهد.



شکل ۳. موقعیت منطقهٔ مطالعاتی

Archive of SID

www.SID.ir

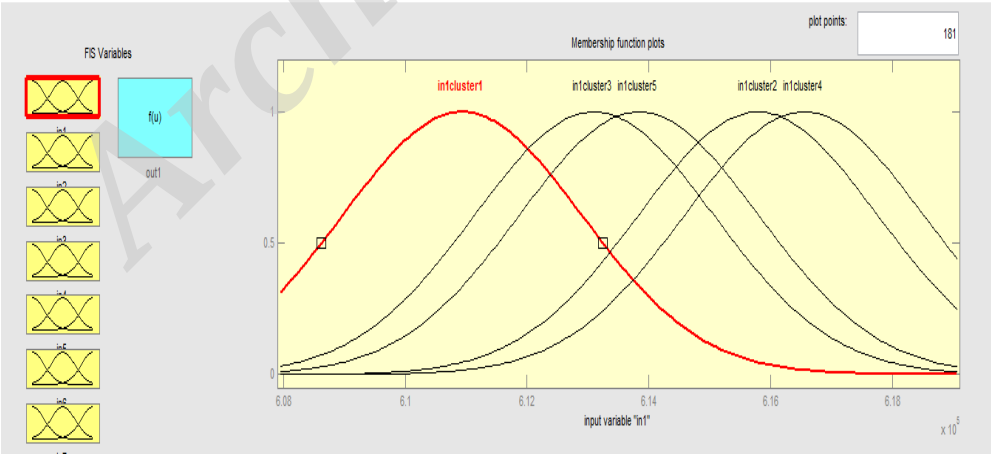


شکل ۴. گمانه‌های استفاده‌شده برای مدل‌سازی

جدول ۱. مقادیر ماکزیمم، مینیمم و متوسط پارامترهای ورودی و خروجی

پارامتر	X (m)	Y (m)	Z (m)	[1]GWD (m)	D*(m)	D_{30} (mm)	D_{60} (mm)	K (Cm/Sec)
ماکزیمم	۶۱۹۱۱۷	۴۲۲۰۲۰۶	۱۴۹۸/۴	۲۷/۵	۳۶/۶	۱	۰/۹۵۸	۰/۰۲۹۷
مینیمم	۶۰۷۹۴۹/۴	۴۲۱۰۹۹۱	۱۳۵۰/۲	۲	۰/۹	۰/۰۰۰۵۲۸	۰/۰۰۰۳۰۵	$۱/۳۷\times۱۰^{-۷}$
متوسط	۶۱۳۲۷۲/۱	۴۲۱۴۵۳۶	۱۳۹۹/۲۳	۱۲/۶۰	۱۴/۱۲۸	۰/۰۸۷	۰/۰۷۲۵	۰/۰۰۳۵۸

* عمق نمونه‌برداری



شکل ۵. نمونه‌ای از نمودار تابع عضویت برای پارامتر ورودی X (m)

1. Ground Water Depth

Archive of SID

www.SID.ir

بحث و نتایج

مدل فازی ساگنو (منفرد)

برای اجرای مدل‌ها ۸۰ درصد داده‌ها (۱۵۸ عدد) برای مرحلهٔ آموزش و ۲۰ درصد آنها (۳۹ عدد) برای مرحلهٔ آزمایش طوری انتخاب شد که خصوصیات آماری مانند میانگین و واریانس در هر دو مرحله مشابه هم باشند. در این مدل از روش دسته‌بندی کاهشی[1] برای دسته‌بندی داده‌ها استفاده می‌شود. شعاع دسته‌بندی براساس کمینهٔ خطا به‌دست می‌آید که کنترل‌کنندهٔ تعداد دسته‌ها و قوانین است [۲۲]. بنابراین، بازده مدل فازی بستگی به تعیین شعاع بهینه دسته‌بندی دارد. در این مطالعه مقدار شعاع بهینه دسته‌بندی براساس کمترین مقدار RMSE، ۰/۵ به‌دست آمد (جدول ۳). در شکل ۵ نمونه‌ای از نمودار تابع عضویت برای پارامتر ورودی X آورده شده است.

نمونه‌ای از قانون حاکم بر مدل فازی ساگنو و خروجی آن در زیر آورده شده است:

If (X belong to cluster1) And (Y belong to cluster1) And (Z belong to cluster1) and (GWD belong to cluster1) And (D^* belong to cluster1) and (D_{30} belong to cluster1)And (D_{60} belong to cluster1) Then

$$\left(K = C_1.X + C_2.Y + C_3.Z + C_4.GWD + C_5.D^* + C_6.D_{30} + C_7.D_{60} + C_8\right) \quad (۷)$$

در روابط خطی یادشده C_1، C_2، C_3، C_4، C_5، C_6 و C_7 به‌ترتیب ضرایب پارامترهای ورودی X، Y، Z، GWD، D، D_{30} و D_{60} هستند و C_8 نیز پارامتر ثابت هر معادله است که همانند رابطهٔ رگرسیونی مقدار مختص به خود را دارد. این پارامترها با برآورد خطی حداقل مربعات به‌دست می‌آیند [۴].

مدل فازی ممدانی (منفرد)

در روش ممدانی از تابع گوسی برای فازی‌سازی ورودی‌ها و از روش خوشه‌بندی FCM[2] برای دسته‌بندی داده‌ها و ایجاد قوانین فازی استفاده می‌شود [۲۲]. در این مدل‌سازی براساس کمترین میزان RMSE تعداد پنج دستهٔ بهینه حاصل شد (جدول ۳).

مدل فازی لارسن (منفرد)

در روش فازی لارسن مراحل شبیه روش ممدانی است. تفاوت اصلی این روش با روش ممدانی در استفاده از عملگر (Product) به‌جای And و Or است. همانند روش ممدانی خروجی مدل لارسن نیز به‌صورت مجموعه‌های فازی است [۲۰] که از روش Centroid برای غیرفازی‌سازی آنها استفاده شد. شایان یادآوری است که تابع عضویت ورودی و خروجی روش لارسن نیز تابع گوسی است. پس از تعیین پارامترها پیش‌بینی انجام شد (جدول ۳). مقایسهٔ نتایج مدل‌های فازی با مقادیر مشاهداتی برای مرحلهٔ آموزش و آزمایش به‌ترتیب در شکل‌های ۶ و ۷ آورده شده است. همچنین جدول ۲ مقادیر بازده و خطای مدل‌ها را نشان می‌دهد. همان‌گونه که مشخص است نتایج به‌دست‌آمده از مدل با وجود مقبولیت، دور از حالت ایده‌آل است.

همان‌گونه که مشخص است، نتایج مدل‌ها ایده‌آل نیست و این موضوع می‌تواند حاصل ناهمگنی زیاد آبخوان منطقه باشد. به‌طوری که تغییرات زیاد موجود در متغیرها امکان پاسخ‌گویی دقیق مدل به ورودی‌ها را کاهش می‌دهد. بنابراین، برای حل این مشکل و افزایش بازده مدل‌ها اقدام به دسته‌بندی منطقه براساس متغیرهای در دسترس و ارائهٔ مدل جدید ترکیبی SOM-FL شد.

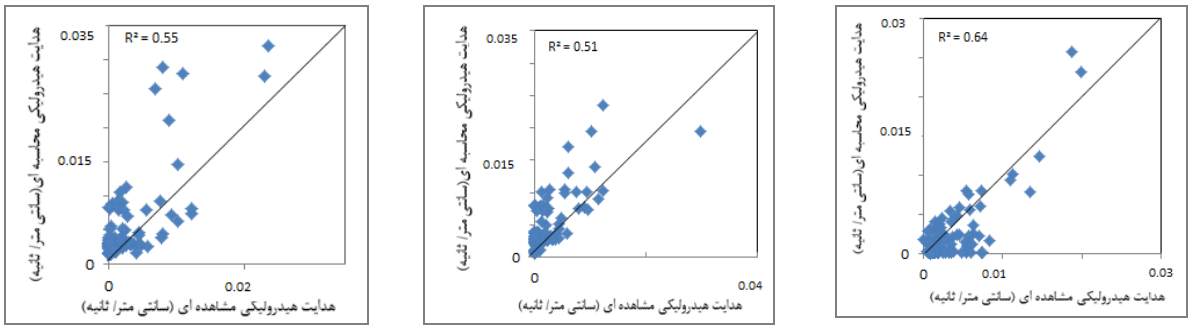
دسته‌بندی SOM

برای اقدام به دسته‌بندی بهتر است تعداد کلاس‌های انتخابی با توجه به نرخ تغییرات زمین‌شناسی و ناهمگنی منطقه انتخاب شود. با توجه به ویژگی‌های زمین‌شناسی و دانه‌بندی خاک این منطقه، مناسب‌ترین تعداد کلاس برای دسته‌بندی چهار کلاس انتخاب شد. این دسته‌بندی توانست تا حدی محیط همگن‌تری را برای مدل‌سازی هر دسته ارائه دهد. در این بخش ۷ متغیر ورودی در چهار کلاس با ساختار شبکه‌ای ۲×۲ دسته‌بندی شدند. در شکل (۸- الف) بیشترین و کمترین تعداد دادهٔ جذب‌شده توسط نورون‌ها به‌ترتیب ۶۹ و ۱۸ عدد است. شکل (۸ـ ب) به‌روزرسانی نهایی وزن‌های شبکهٔ SOM را که در اصل یک شبکهٔ مربعی بوده نشان می‌دهد. در شکل (۹-الف) حالت نهایی از همگرایی نرون‌های همسایه آورده شده است. در این شکل، رنگ آن دسته از نورون‌هایی که فاصلهٔ بیشتری با نورون برنده دارند، تیره‌تر و نورون‌هایی که فاصلهٔ کمتری دارند روشن‌تر شده است. در شکل (۹-ب) میزان تحریک‌پذیری نورون‌های همسایه نسبت به هفت پارامتر ورودی آورده شده است. پیزومترهای دسته‌بندی‌شده در شکل ۱۰ روی نقشهٔ زمین‌شناسی محدودهٔ مترو مشخص شده است.

1. Subtractive
2. Fuzzy C-Means

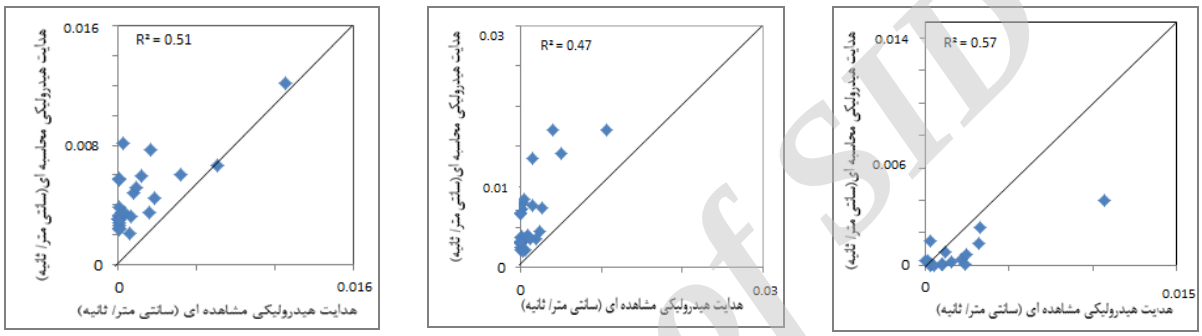
Archive of SID

www.SID.ir



(الف) (ب) (ج)

شکل ۶. مقایسهٔ نتایج مدل‌های فازی با مقادیر مشاهداتی برای مرحلهٔ آموزش
الف) ساگنو، ب) ممدانی، ج) لارسن

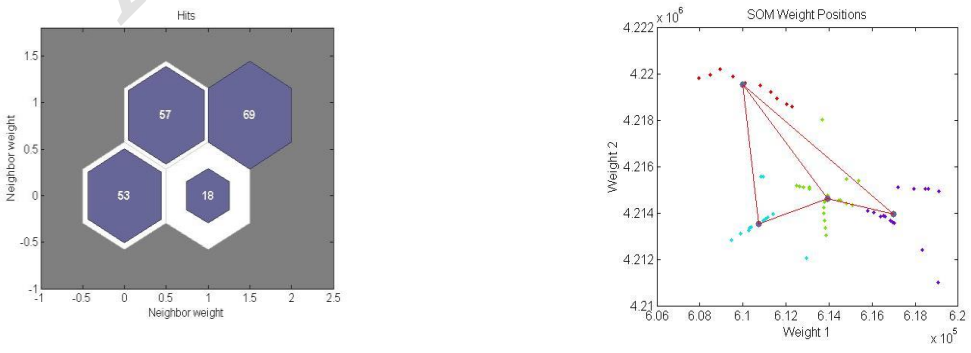


(الف) (ب) (ج)

شکل ۷. مقایسهٔ نتایج مدل‌های فازی با مقادیر مشاهداتی برای مرحلهٔ آزمایش
الف) ساگنو، ب) ممدانی، ج) لارسن

جدول ۲. مقادیر خطا و راندمان مدل‌های منفرد

مدل	مرحلهٔ آموزش		مرحلهٔ آزمایش	
	RMSE(cm/sec)	R^2	RMSE(cm/sec)	R^2
ساگنو	۵/۹۴×۱۰$^{-۵}$	۰/۶۴	۵/۱۱×۱۰$^{-۵}$	۰/۵۷
ممدانی	۱۴/۹×۱۰$^{-۴}$	۰/۵۱	۳×۱۰$^{-۵}$	۰/۴۷
لارسن	۱۹/۹×۱۰$^{-۴}$	۰/۵۵	۱۲/۴×۱۰$^{-۴}$	۰/۵۱

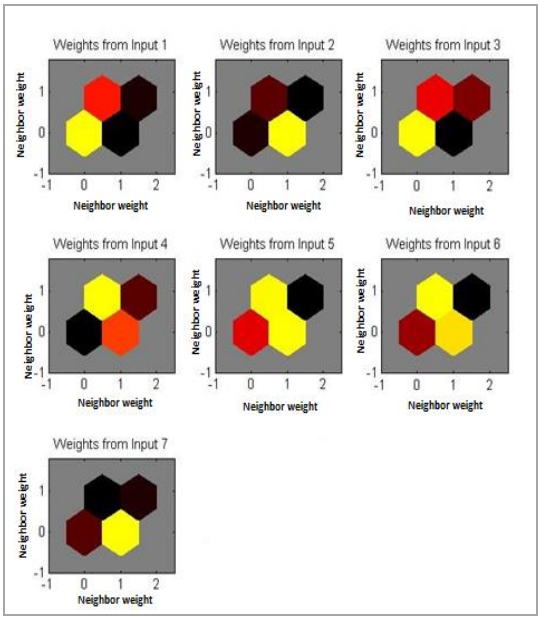


(ب) (الف)

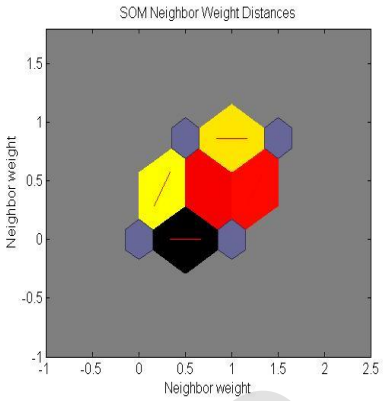
شکل ۸. الف) تعداد داده‌های جذب‌شده توسط نورون‌ها؛ ب) ساختار نهایی شبکهٔ SOM

Archive of SID

www.SID.ir

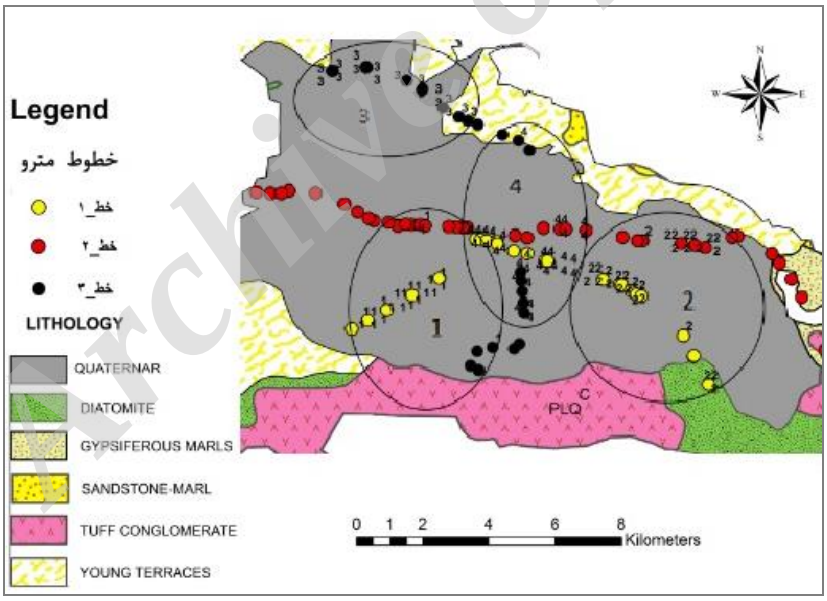


(ب)



(الف)

شکل ۹. الف) حالت نهایی از همگرایی نرون‌های همسایه؛ ب) میزان تحریک‌پذیری نرون‌های همسایه



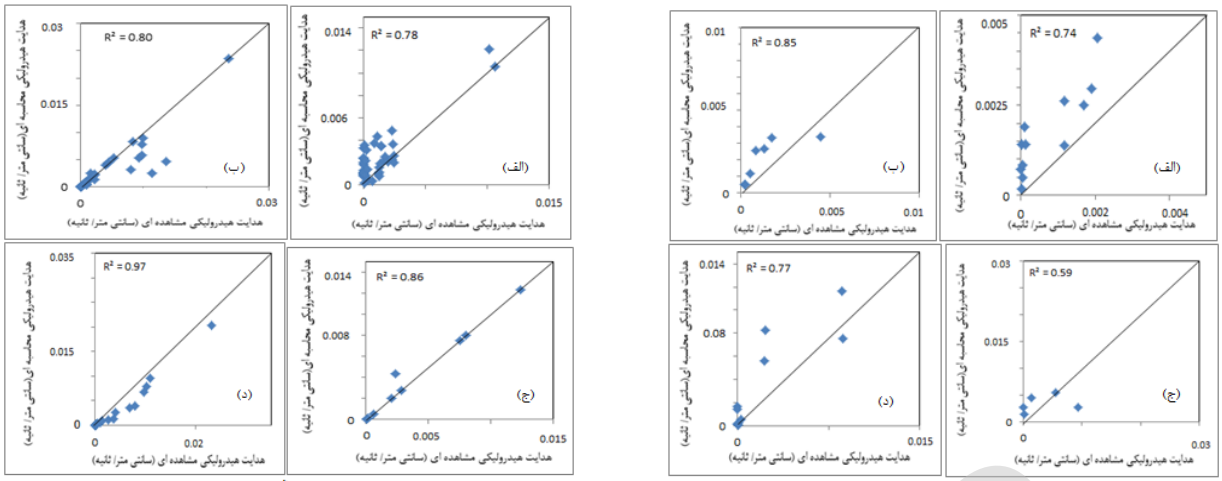
شکل ۱۰. کلاس‌بندی پیزومترهای محدودهٔ مترو روی نقشهٔ زمین‌شناسی

مدل‌های ترکیبی SOM-FL

در این بخش داده‌های دسته‌بندی‌شده، در ترکیب با سه مدل فازی ساگنو (SOM-SFL)، ممدانی (SOM-MFL) و لارسن (SOM-LFL) به‌منظور پیش‌بینی و تدقیق هدایت هیدرولیکی اجرا شدند. چگونگی اجرا همانند مدل منفرد است و در جدول ۳ مقادیر شعاع خوشه‌بندی، تعداد دسته و قانون هر سه مدل آورده شده است. شکل‌های ۱۱ـ ۱۳ نتایج مدل‌های ساگنو، ممدانی و لارسن را در مقایسه با مقادیر مشاهداتی برای مرحلهٔ آموزش و آزمایش نشان می‌دهند.

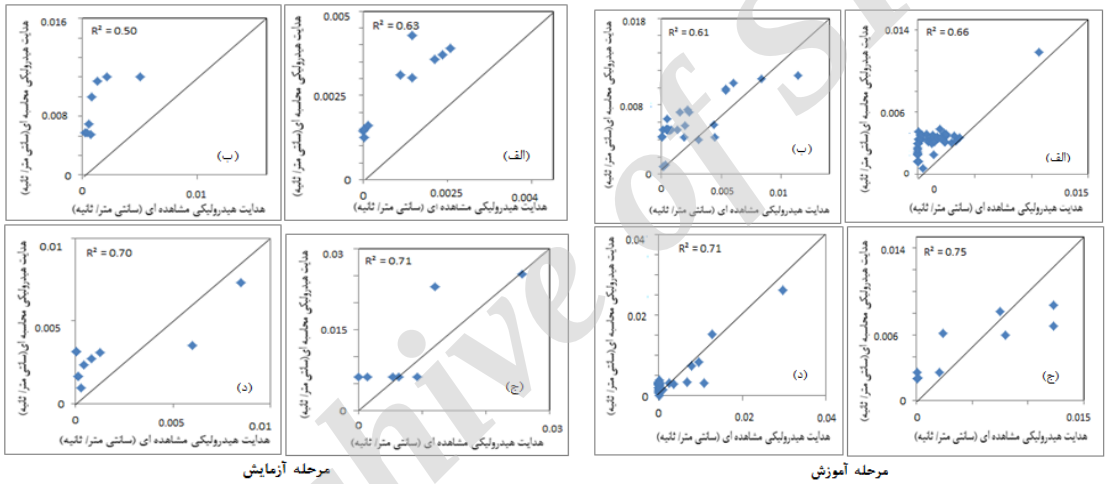
Archive of SID

www.SID.ir



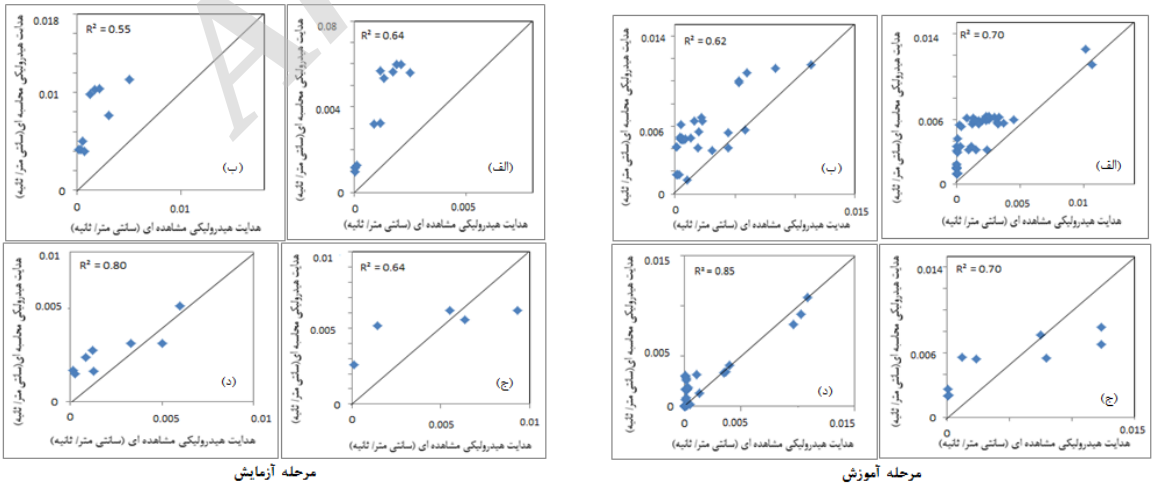
شکل ۱۱. مقایسهٔ نتایج مدل فازی ساگنو با مقادیر مشاهداتی

الف) کلاس ۱؛ ب) کلاس ۲؛ ج) کلاس ۳؛ د) کلاس ۴



شکل ۱۲. مقایسهٔ نتایج مدل فازی ممدانی با مقادیر مشاهداتی

الف) کلاس ۱؛ ب) کلاس ۲؛ج) کلاس ۳؛ د) کلاس ۴



شکل ۱۳. مقایسهٔ نتایج مدل فازی لارسن با مقادیر مشاهداتی

الف) کلاس ۱؛ ب) کلاس ۲؛ ج) کلاس ۳؛ د) کلاس ۴

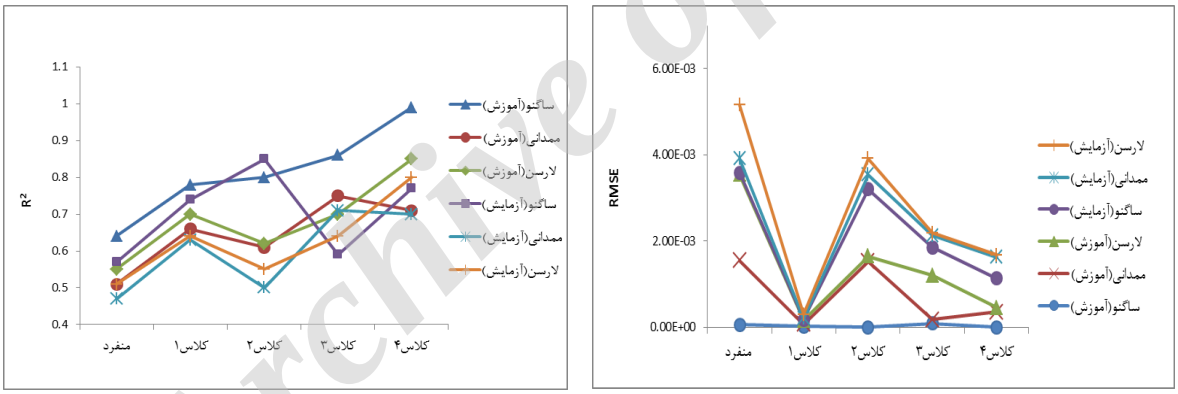
Archive of SID

www.SID.ir

در شکل ۱۴ مقادیر خطا (RMSE) و راندمان (R^2) برای ارزیابی عملکرد مدل‌های ترکیبی و منفرد آورده شده است. با توجه به شکل (۱۴-الف) راندمان مدل‌های ترکیبی در هر سه نوع مدل ساگنو، ممدانی و لارسن نسبت به مدل منفرد بهتر جواب داده است. همچنین شکل (۱۴-ب) کاهش میزان خطای همهٔ مدل‌های ترکیبی را نسبت به مدل منفرد نشان می‌دهد. اگر به مقایسهٔ میزان خطا بین مدل‌های ترکیبی پرداخته شود، مشخص می‌شود بیشترین و کمترین میزان خطا به‌ترتیب مربوط به مدل فازی لارسن در مرحلهٔ آزمایش و مدل فازی ساگنو در مرحلهٔ آموزش است. در ادامه، مقایسهٔ مدل‌های ترکیبی بین کلاس‌ها نشان می‌دهد با اینکه هر چهار مدل ترکیبی توانسته‌اند با به حداقل‌رساندن میزان ناهمگنی منطقه، هدایت هیدرولیکی را تدقیق کنند، ولی حجم بسیار زیاد لنزهای رسی در محدودهٔ کلاس ۲ و به‌دنبال آن افزایش ناهمگنی و پیچیدگی زیاد هیدروژئولوژیکی در این بخش نسبت به سایر بخش‌های منطقهٔ مطالعاتی، سبب زیادشدن میزان خطا در مدل‌های این کلاس نسبت به سایر کلاس‌های منطقهٔ مطالعاتی شده است (شکل ۱۵).

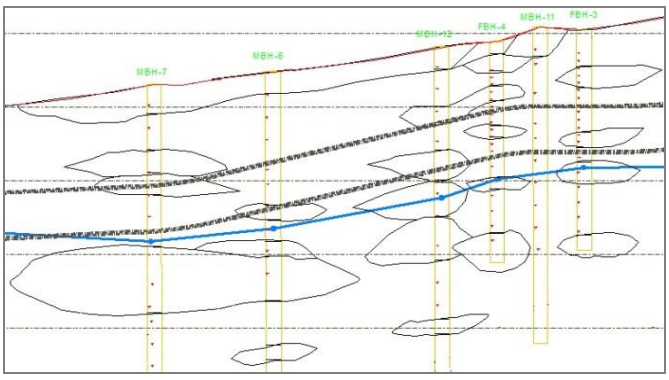
جدول ۳. مقادیر شعاع دسته‌بندی، تعداد دسته و قوانین برای مدل‌های منفرد و ترکیبی

داده‌ها	داده‌های کلی (مدل منفرد)	کلاس ۱	کلاس ۲	کلاس ۳	کلاس ۴
شعاع خوشه‌بندی (ساگنو)	۰/۵	۰/۸	۰/۵	۰/۱	۰/۴
تعداد دسته و قانون (ساگنو)	۵	۴	۴	۲	۵
تعداد دسته و قانون (ممدانی و لارسن)	۵	۶	۵	۴	۶



(الف) (ب)

شکل ۱۴. مقایسهٔ نتایج مدل‌های منفرد و ترکیبی
الف) مقادیر R^2؛ ب) مقادیر RMSE



شکل ۱۵. لنزهای رسی موجود در محدودهٔ کلاس ۲ (سازمان قطار شهری تبریز)

Archive of SID

www.SID.ir

نتیجه‌گیری

تحقیق حاضر به‌منظور پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی محدودهٔ متروی شهر تبریز ارائه شد. برای این پیش‌بینی از مؤثرترین پارامترها برای ورودی سه مدل فازی ساگنو، ممدانی و لارسن استفاده شد و مدل‌های منفرد اجرا شدند. سپس به‌منظور تدقیق نتایج پیش‌بینی، منطقهٔ مطالعاتی در چهار کلاس دسته‌بندی و برای هریک از کلاس‌ها سه روش فازی ترکیبی با عنوان مدل‌های SOM-SFL، SOM-MFL و SOM-LFL ارائه شد. نتایج نشان داد: ۱. در مطالعات هیدروژئولوژیکی که داده‌ها با عدم قطعیت همراه‌اند، مدل‌های فازی مناسب و کارا هستند؛ ۲. مدل‌های ترکیبی برتری نسبی نسبت به مدل‌های منفرد در مطالعات پیش‌بینی هدایت هیدرولیکی دارند؛ ۳. بررسی مناطقی با ناهمگنی زیاد هیدروژئولوژیکی نیاز به استفاده از روش‌های دسته‌بندی هوش مصنوعی برای ساده‌سازی مدل‌ها و بهبود نتایج مدل دارد؛ ۴. راندمان مدل ترکیبی در مرحلهٔ آموزش برای مدل فازی ساگنو، ممدانی و لارسن به‌ترتیب ۲۱، ۱۷ و ۱۶ درصد و برای مرحلهٔ آزمایش به‌ترتیب ۱۶، ۱۶ و ۱۴ درصد نسبت به راندمان مدل‌های فازی منفرد افزایش نشان داد؛ بنابراین پیشنهاد می‌شود برای مدل‌سازی سیستم‌های هیدروژئولوژیکی ناهمگن و پیچیده از روش دسته‌بندی هوشمند داده‌ها استفاده شود و نیز ترکیب روش‌های مختلف هوش مصنوعی با این روش دسته‌بندی قابل بررسی و مطالعه است.

منابع

[1]. Bardossy A, Duckstein L. Fuzzy rule-based modeling with applications to geophysical, biological and engineering systems. 256. CRC Press, Florida, USA:1993.

[2]. Helmy T, Fatai A, Faisal K. Hybrid computational models for the characterization of oil and gas reservoirs. Expert Syst. Appl. 2010;37(7):5353–5363.

[3]. Anifowose F, Abdulraheem A. Fuzzy logic-driven and SVM-driven hybrid computational intelligence models applied to oil and gas reservoir characterization. J. Nat. Gas Sci. Eng. 2011; 3(3):505–517.

[4]. Nadiri AA, Chitsazan N, Tsai F.T.C, Asghari Moghaddam AA. Bayesian Artificial Intelligence Model Averaging for Hydraulic ConductivityEstimation. J. Hydrol. Eng. 2014; 19(3):520–532.

[5]. Nadiri AA, Fijani E, Tsai F.T.C, Asghari Moghaddam A.A. Supervised Committee Machine with Artificial Intelligence for Prediction of Fluoride Concentration. Hydroinformatics Journal. 2013; 15(4):1474-1490.

[6]. Zadeh LA. Fuzzy sets, Information and Control. 1965;8(3):338–353.

[7]. Tayfur G, Nadiri AA, Moghaddam AA. Supervised Intelligent Committee Machine Method for Hydraulic Conductivity Estimation. Water Resources Management. 2014; 28: 1173-1184.

[8]. Vernieuwe H, Verhoest NEC, De Baets B, Hoeben R, De Troch FP. Cluster-based fuzzy models for groundwater flow in the unsaturated zone. Advances in water Resources. 2007;30(4):701-714.

[9]. Kumar NV, Mathew S, Swaminathan G. Multifactorial Fuzzy Approach for the Assessment of Groundwater Quality. Journal of Water Resource and Protection. 2010; 2:597-608.

[10]. Kisi O. Applicability of Mamdani and Sugeno fuzzy genetic approaches for modeling reference evapotranspiration. Journal of Hydrology. 2013;(504):160-170.

[11]. Srinivas R. Bhakar P, Singh AP. Groundwater quality assessment in some selected area of Rajasthan, India using fuzzy multi-criteria decision making tool. Aquatic Procedia. 2015;4:1023-1030.

[12]. Habibi M, Nadiri A, Asghari Moghaddam A, Naderi K. 2016. Combination of geostatistical and artificial intelligence methods for predicting spatiotemporal water level in the Hadishahr plain, Iran Watershed Management Science and Engineering. 2016;(32):27-32 (Persian).

[13]. Nourani V, Parhizkar M. Conjunction of SOM-based feature extraction method and hybrid wavelet-ANN approach for rainfall–runoff modeling. Journal of Hydroinformatics. 2013;15(3):829-848.

[14]. Kohonen T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. Biological cybernetics. 1982;43(1):59-69.

[15]. Chen L, Lin D. Application of Integrated Back-Propagation Network and Self-Organizing Map for Groundwater Level Forecasting. J. Whater resour. Plann Manage. 2011;137:352-365.

Archive of SID
www.SID.ir

[16]. Nourani V, Alami MT, Vousoughi FD. Hybrid of SOM-Clustering Method and Wavelet-ANFIS Approach to Model and Infill Missing Groundwater Level Data. Journal of Hydrologic Engineering, 2016;05016018.

[17]. Kohonen T, Kaski S, Lappalainen H. Self-organized formation of various invariant-feature filters in the adaptive-subspace SOM. Neural computation. 1997;9(6):1321-1344.

[18]. Sugeno M. Industrial applications of fuzzy control. Elsevier Science Inc. 1985

[19]. Mamdani EH, Assilian S. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller. Int. J. Man-Machine Stud.1975;7(1):1–13.

[20]. Larsen PM. Industrial applications of fuzzy logic control, International Journal of Man-Machine Studies. 1980; 12: 3–10.

[21]. Nadiri AA. Estimate groundwater levels in the Tabriz city metro area by using artificial neural networks. Master's thesis, Department of Geology, Faculty of Natural Sciences, University of Tabriz. 2007. (Persian).

[22]. Chiu S. L. Fuzzy model identification based on cluster estimation. Journal of Intelligent & fuzzy systems. 1994;2(3):267-278.

Archive of SID

www.SID.ir