

شبیه سازی عناصر نادر خاکی سریوم و لانتانیوم موجود در رسوبات آبراهه ای منطقه اشتهارد با استفاده از روش

شبکه عصبی

فاطمه رضوی راد

دانشجوی دکتری، دانشکده‌ی مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه یزد

امیرحسین کوهساری

دانشیار، دانشکده‌ی مهندسی معدن و متالورژی، دانشگاه یزد

تاریخ پذیرش: ۹۲/۱۲/۱۸

تاریخ دریافت: ۹۲/۰۸/۱

Frazavi@stu.Yazd.ac.ir

چکیده

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی که یک روش پیشرفته است که در برآورد سیستم‌های دینامیک و غیرخطی موثر است. اخیرا استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چند متغیره در موضوعات مهم زیست‌محیطی مانند آلودگی خاک‌ها و آب‌های سطحی به انواع مختلف عنصر سمی رواج یافته است که در این مورد می‌توان به ارائه‌ی مدلی بر اساس شبکه‌ی عصبی برای شبیه‌سازی عناصر نادر خاکی پرداخت. با توجه به اهمیت عناصر نادر خاکی مخصوصا سریوم و لانتانیوم، این مطالعه با استفاده از روش شبکه عصبی به پیش‌بینی میزان این عناصر در منطقه‌ی اشتهارد می‌پردازد. روش انتخاب پیشرو (Forward Selection) به منظور انتخاب متغیرهای ورودی موثر بر روی پیش‌بینی مقادیر عناصر لانتانیوم و سریوم و کاهش تعداد کل متغیرها استفاده شد. از تعداد ۴۵ متغیر ورودی اولیه برای هر کدام از عناصر لانتانیوم و سریوم، ۲۳ متغیر موثر بر روی پیش‌بینی مقادیر این عناصر توسط روش انتخاب پیشرو انتخاب شدند. با توجه به مقادیر ضریب همبستگی (R^2)، هر دو مدل (شبکه عصبی و انتخاب پیشرو) برای پیش‌بینی مقادیر لانتانیوم و سریوم در منطقه مناسب هستند. اما روش انتخاب پیشرو مناسب‌تر است، زیرا مقادیر ضریب همبستگی روش انتخاب پیشرو برای پیش‌بینی لانتانیوم و سریوم بالاتر از روش شبکه عصبی است. همچنین در این مطالعه نشان داده شده است که مدل انتخاب پیشرو در پیش‌بینی مقادیر لانتانیوم و سریوم به دلیل کاهش زمان محاسبات در نتیجه‌ی تعداد متغیرهای ورودی کمتر مناسب‌تر است.

کلمات کلیدی: شبکه عصبی مصنوعی، روش انتخاب پیشرو، عناصر نادر خاکی

مقدمه

فازی به صورت موفقیت آمیز برای مدل‌سازی عناصر نادر خاکی در مناطق مختلف، مدل‌سازی آلودگی‌ها و پیش‌بینی پدیده‌های غیرخطی استفاده شده است (Nunnari et al, 2004; Perez-Roaa et al, 2006).

باعنایت به توانایی بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی، برآورد فرایندهای پیچیده و بهین‌سازی مسائل مختلف مهندسی، این فرضیه مطرح می‌شود که شبکه‌ی عصبی مصنوعی می‌تواند با دقت مناسبی مقادیر عناصر نادر خاکی موجود در رسوبات آبراهه‌ای منطقه‌ی اشتهارد را شبیه‌سازی کند.

در مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی با افزایش تعداد متغیرهای ورودی، پیچیدگی محاسباتی و حافظه‌ی مورد نیاز مدل به سرعت افزایش یافته و آموزش مدل مشکل و ناکارآمد می‌شود. همچنین در مدل‌سازی پدیده‌های گذرا با استفاده از این مدل‌ها نیاز به عمل پیش‌پردازش بر روی اطلاعات ورودی یا خروجی است. با وجود این به دلیل توانایی بالای روش شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی استفاده از آن در سیستم تخمین ذخیره و شبیه‌سازی فلزات مختلف در یک منطقه موفقیت‌آمیز گزارش شده است. انتخاب متغیرهای ورودی یک گام مهم در روش شبکه عصبی و انفیس (ANFIS) است. این تکنیک‌ها برای حذف متغیرهای اضافی طراحی نشده‌اند. در مواردی که تعداد متغیرهای ورودی زیاد باشد، متغیرهای اضافی، بی‌ربط به موضوع ممکن است شامل مجموعه‌ی داده‌ها باشد. متغیرهای معنادار می‌تواند پنهان شده باشند

عناصر نادر خاکی منابع مهم استراتژی هستند، زیرا مصرف و تقاضای این عناصر بالاست، ذخایر آنها دارای توزیع جغرافیایی ناچیزی هستند و منابع آنها رو به پایان است. عناصر نادر خاکی به‌طور گسترده در زمین توزیع شده و الگوی آنها برای توضیح محیط رسوبی، فرایند و ساختار حوضه‌های رسوبی به کار برده شده است. عناصر نادر خاکی به عنوان مهم‌ترین ابزار در ترسیم محیط ژئوشیمیایی در طول تشکیل کانی‌های همزاد و پسین زاد استفاده می‌شوند. برای ده‌ها سال، زمین‌شناسان عقیده داشتند که عناصر کمیاب حاصل فرایند قوی و موثر بیوژئوشیمیایی هستند، و به خاطر بخش‌های کوچک در فرایند رسوبی و حمل و نقل به وجود آمده‌اند. از طرف دیگر مشکلات محیط زیستی به وجود آمده به خاطر گسترش فعالیت‌های صنعتی و کشاورزی یک موضوع نگران‌کننده بوده است. بنابراین در سال‌های اخیر، محتوا، شکل شیمیایی و سمی بودن عناصر کمیاب در سیستم‌های مختلف خاک مورد مطالعه قرار گرفته است. همچنین برخی پژوهشگران اثرات عناصر کمیاب را بر مقدار نیتروژن و فسفر خاک مورد مطالعه قرار داده‌اند. برخی مطالعات انجام شده در سال‌های اخیر نشان می‌دهد که عناصر کمیاب در هنگام تغییرات شرایط آب و هوایی و هنگام تشکیل خاک متحرک هستند. در سال‌های اخیر روش‌های هوش مصنوعی در بسیاری از رشته‌های علمی به عنوان یکی از روش‌های سنتی آماری ارائه شده است. مطالعات اخیر نشان می‌دهد که مدل‌های هوش مصنوعی مانند روش‌های شبکه عصبی و منطق

واحد E_2^{t2} - از توف و لاپیلی توف پدید آمده است. ریز بالشهای گدازه ای بازیک تیره در زمینه ای توفی و سفید دیده می شود.

واحد E_2^{pa1} - یک واحد گدازه ای با ترکیب میانه است که افقهای ایگنیمبریتی در آن یافت می شود. سنگهای این واحد به طور عمده از نوع اندزیت تا پیروکسن اندزیت اند. در افقهای بالایی آن چند لایه بازیک (بازالتی) جای گرفته است.

واحد E_2^{t3} - این واحد ناپیوسته یا عدسی شکل از نوع توف برش یا لاپیلی توف است که در زمینه اسیدی این برشها بالشهای گدازه ای بازیک تیره جای دارند.

واحد E_2^{pa2} - بطور عمده در برگیرنده اندزیت مگاپورفیریک است که در میان آن چند لایه بازالتی و نیز ایگنیمبریت قرمز و قهوه ای با ترکیب اندزیتی تا داسیتی دیده میشود. در سمت خاور، هسته یک طاقدیس را در کوه قوش گونی و در سمت باختر آن یک ساختمان گنبدی شکل را در کوه جوشالو پدید آورده است.

واحد $E_2^{ob,d}$ - خاکستری رنگ است و سنگهای پدید آورده آن الیوین بازالت، اندزیتیک بازالت و ایگنیمبریت گدازه با ترکیب داسیتی است.

واحد E_2^{pa} - آغازش با گدازه های حد واسط شیشه ای است و برگیرنده سنگهایی از جنس پیروکسن اندزیت پورفیری، الیوین بازالت، اندزیتیک بازالت، ماسه سنگهای ولکانوژنیک خاکستری، ایگنیمبریت با ترکیبی تراکیتی تا اندزیتی، بازالت، کوارتز لاتیت و هیالو داسیت است.

واحد E_2^{igd} - یک واحد ایگنیمبریت گدازه ای خاکستری رنگ با ترکیب داسیتی است.

واحد E_2^{rt} - یک واحد ناپیوسته با گسترش محدود است، تنها در پایین ترین بخش خاوری منطقه دیده می شود. از توفهای کرم رنگ ریز دانه با ترکیب ریولیتی تا داسیتی و از نوع ویتریک توف پدید آمده است.

واحد E_2^{ap} - یک واحد ناپیوسته با گسترش محدود است، و تنها در سمت خاور بر روی واحد E_2^{rt} جای گرفته است. این واحد از سنگهای اندزیت پورفیری تا مگا پورفیری پدید آمده است.

واحد E_2^{ob} - بر روی واحد E_2^{ap} جای گرفته و رنگ آن خاکستری تا خاکستری روشن است. این واحد بطور عمده از الیوین بازالت و هیالو الیوین بازالت زئولیت دار پدید آمده است.

واحد E_2^{bb} - تیره رنگ و ستبر است و از آگلومرا با قلوه های بسیار درشت به قطر ۳۰ سانتیمتر پدید آمده است. همه قلوه ها ترکیب بازیک (بازالتی) دارند.

واحد E_2^{ab} - در برگیرنده سنگهای گدازه ای و گدازه های شیشه ای تیره و ایگنیمبریت گدازه خاکستری تا قهوه ای رنگ اندزیتی است. سنگهای آن در برگیرنده اندزیت، پیروکسن، اندزیت ایگنیمبریت گدازه، بازالت و هیالو داسیت است.

واحد E_2^{bd} - در برگیرنده دایکهای بازالتی است که در واحدهای ائوسن نفوذ کرده است.

الیگوسن

در این زمان توده های نفوذی با ترکیب گرانیته تا دیوریتی دیده می شود که واحد ائوسن بالایی و میانی را قطع کرده اند.

واحد O^a - از سنگهای آپلیتی با رنگ روشن پدید آمده است. گسترش این واحد در نزدیکی توده بزرگ گرانیته شمال باختر عباس آباد است.

(Seasholtz and Kowalski, 1993; Noori et al, 2009a). بنابراین، کاهش متغیرهای ورودی توصیه شده است. روش های مختلفی برای کاهش تعداد متغیرهای ورودی مانند روش انتخاب پیشرو (Chen et al, 1989; Wang et al 2006) و روش تست گاما (GT) (Corcoran et al, 2003; Moghaddammia et al, 2009) وجود دارد.

در این مطالعه، روش انتخاب متغیرهای ورودی با استفاده از تکنیک انتخاب پیشرو به منظور شبیه سازی مقادیر عناصر نادر خاکی با روش شبکه ی عصبی با کل داده ها مقایسه شده است.

زمین شناسی منطقه ی اشتهارد

در منطقه مورد بررسی سازندهای کهن تر از ائوسن دیده نمی شود. واحدهای چیننگاشتی این ورقه به ترتیب از قدیم به جدید به شرح زیر است (شکل ۱):

ائوسن

ائوسن میانی

ائوسن میانی در منطقه به پنج واحد سنگی تفکیک شده است که عبارتند از: واحد E_1^{t1} - سنگهای این واحد در برگیرنده توفهای سبز است که بخشی بزرگ از سنگهایی که این واحد را پدید می آورد ایگنیمبریت و گدازه داسیتی قرمز رنگ اند.

واحد E_1^{t2} - واحدی در برگیرنده لایه های توفی کرم رنگ با ترکیب ریولیتی است. توفهای آن گاهی دچار پدیده کانولینی شدن شده اند.

واحد E_1^b - این واحد در برگیرنده یک لایه بازالت سیاه رنگ است. گسترش سطحی این لایه بسیار اندک و کم گستره است و در میان توفهای کرم رنگ جای گرفته است.

واحد E_1^1 - شامل لایه های آهکی ناپیوسته عدسی شکل به رنگ کرم و سیاه است. این واحد در بین توفهای کرم رنگ مشاهده می گردد.

واحد E_1^{ig} - این واحد شامل گدازه های داسیتی قرمز رنگ و ایگنیمبریت داسیتی قرمز رنگ است. در بین توفهای سبز به صورت افقی دیده می شود.

ائوسن بالایی

مجموعه سنگهای ائوسن بالایی با رنگ تیره شان به آسانی از سری سبز ائوسن میانی قابل تشخیص است. برخلاف سری سبز میانی که نشان از ولکانیسم زیر دریایی دارد، مجموعه ائوسن بالایی نشان دهنده ولکانیسم قاره ای تا دریایی کم ژرفا (ساحلی) است. ائوسن بالایی در منطقه شامل واحدی زیر است:

واحد E_2^{ig} - این واحد بطور عمده از ایگنیمبریت گدازه قهوه ای رنگ با ترکیب اسیدی پدید آمده است. در آن لایه های گدازه ای اندزیتی و تراکیتی نیز دیده می شود.

واحد E_2^{t1} - بطور عمده از توفهای با ترکیب ریولیتی پدید آمده که در آن گدازه ریولیتی نیز مشاهده می شود. رنگ این واحد سفید و در بخشهایی اندک به خاکستری می گراید.

واحد E_2^{ta} - به رنگ قهوه ای تیره تا سیاه است و از گدازه های اندزیتی، لاتیتی و بازالتی پدید آمده است.

طراحی یاد شده با بررسی و شناخت حوضه های آبریز و شبکه آبراهه ها و با هدف نمونه برداری از رسوبات رودخانه ای انجام می گیرد. در پژوهش حاضر نخست با بررسی نقشه های توپوگرافی ۱:۵۰۰۰۰ منطقه محدوده حوضه های آبریز بررسی و سیستم آبراهه ها تکمیل گردید. سپس با استفاده از نقشه زمین شناسی منطقه، با در نظر گرفتن واحدهای سنگی مستعد کانی سازی، توده های نفوذی، همبری های مهم، سیستمهای گسلی، معادن قدیمی و فعال و ... و همچنین با استفاده از نقشه ژئو مغناطیس هوایی و بررسی وضعیت جغرافیای منطقه، راههای دسترسی و با توجه به زمان و بودجه پروژه، امر طراحی نمونه ها در ورقه انجام می شود. پس از طراحی نمونه ها روی نقشه های توپوگرافی مربوطه، این نقشه به منظور رقومی شدن محل نمونه ها و آبراهه ها، جاده ها، روستاها اسکن شدند و لیست نمونه ها تهیه و در اختیار گروههای صحرایی قرار گرفت. مختصات دقیق هر نمونه همراه با نقشه های نمونه برداری و دستگاه GPS کمک شایانی در تسهیل امر نمونه برداری می کنند. به طور کلی چگالی نمونه ها در ورقه اشتهاارد با توجه به وضعیت رخنمونهای سنگی آن به تقریب یک نمونه ژئوشیمیایی برای هر ۳/۴ کیلومتر مربع در کل ۳۵۷ نمونه است. گروههای نمونه بردار با استفاده از نقشه توپوگرافی و مختصات نقاط ثبت شده در دستگاه موقعیت یاب جهانی (GPS)، نمونه ها را برداشت کردند. نمونه ها پس از مرحله آماده سازی صحرایی در کیسه های مناسب ریخته و شماره آنها به صورت برجسب بروی نمونه ها ثبت می شود.

لیست نمونه های برداشت شده در پایان هر روز در محل کمپ صحرایی کنترل و به نقشه های اصلی پیشرفت کار منتقل می شوند. نمونه برداری ژئو شیمیایی از بستر رودخانه برداشت شده است نمونه ها در معرض هوا خشک شدند سپس از الک ۰/۱۸ میلی متر عبور داده شده اند. تعداد دستگاههای نمونه برداری ۳۵۷ عدد است. وزن نمونه ها حدود ۳۰۰ گرم است. آماده سازی نمونه ها با فرایند خردایش آغاز شده است. نمونه ها پس از کنترل نهایی شماره همراه با لیست مربوطه برای آنالیز به آزمایشگاه ارسال می شود. سیر آماده سازی نمونه ها با خردایش آغاز و با پودر کردن نمونه ها تا قطر ۲۰۰ مش ادامه می یابد. نمونه ها پس از همگن سازی اولیه در حجمی در حدود ۲۵ سانتی متر مکعب تا حدود ۲۰۰ مش پودر شده و مابقی آنها به صورت بایگانی ذخیره می شود. نوع تعیین روش آنالیز و عناصر مورد درخواست به گسترش واحدهای سنگی گوناگون، نوع کانی سازی موجود در ناحیه مورد مطالعه و دیگر عوامل بستگی دارد. الگوهای متداول در تجزیه شیمیایی عناصر را امروزه روشهای اسپکترومتری جذب اتمی، کالوریمتری، اسپکتروگراف تابشی و فلونورسانس اشعه X تشکیل می دهند. در طرح اکتشافات ژئوشیمیایی ناحیه ای در ورقه ۱:۱۰۰،۰۰۰ اشتهاارد، نمونه ها پس از عبور از الک ۰/۱۸ میلی متر، پودر شدند (۰/۷۴ میلی متر). پس از آماده سازی نمونه ها، این نمونه ها برای ۴۵ عنصر توسط شرکت توسعه علوم زمین مورد آنالیز قرار گرفتند که روش آنالیز در مورد عنصر طلا برای مقادیر بالا جذب اتمی و برای مقادیر پایین اسپکتروگراف نشری، برای عنصر قلع فلونورسانس اشعه X و برای بقیه عناصر روش ICP-OES بوده است. برای مقادیر بالای طلا، از روش اسپکترومتری جذب اتمی و برای مقادیر پایین از روش اسپکترومتری نشری استفاده شده است.

واحد O^d - در برگیرنده توده گرانیتی است. این توده ها تا اندازه ای دگرگونگی و آلتراسیون مجاورتی در اطراف خود پدید آورده اند. این توده ها در بخش های ائوسن بالایی نفوذ کرده اند.

واحد O^d - این واحد شامل توده دیوریتی است. این دیوریتها به نسبت درشت بلوراند. این توده ها دگرسانی ناچیزی در پیرامون خود پدید آورده اند. ولی کانی سازی و دگرگونی چشم گیری را در پیرامون خود موجب نشده اند. این توده ها در مجموعه ائوسن میانی نفوذ کرده اند.

نوژن

نوژن در منطقه با نهشته های تخریبی - تبخیری قرمز رنگی آغاز می شود که بگونه ای دگرشیب بر روی واحدهای ولکانیک ائوسن جای می گیرد. این نهشته ها، به گمان، هم ارز سازند قرمز بالایی اند. نهشته های نوژن در منطقه به واحدهای زیر تفکیک شده است.

واحد M^{msl} - دربرگیرنده مارن قرمز رنگ با میان لایه های ژپیس و نمک، ماسه سنگ و سیلتستون سبز و سنگهای آهکی نازک لایه است. این واحد بگونه ای دگرشیب بر روی ولکانیکهای ائوسن جای می گیرد.

واحد M^{mg} - دربرگیرنده شیل و مارن خاکستری با میان لایه ژپیس است این واحد که بخشی از نهشته های نوژن است بر روی آبرفت های عهد حاضر Q^{12} رانده شده است و قاعده آن معلوم نیست.

واحد M^{rsh} - بگونه ای همشیب بر روی واحد M^{mg} جای گرفته و دربرگیرنده مارن و شیل قرمز با میان لایه هایی از ژپیس و نمک است.

واحد M^{sh} - بر روی واحد M^{rsh} به گونه ای همشیب جای گرفته و بطور عمده دربرگیرنده شیل قرمز است.

واحد $M^{sh.sl}$ - بگونه ای همشیب بر روی واحد M^{sh} جای گرفته و دربرگیرنده تناوبی از لایه های شیلی قرمز و نمک است.

واحد M^{sg} - بگونه ای همشیب بر روی واحد $M^{sh.sl}$ جای گرفته و شامل تناوبی از ماسه سنگ کرم تا خاکستری و لایه های ژپیس است.

واحد M^s - این واحد بگونه ای همشیب بر روی واحد M^{sg} جای گرفته و ماسه سنگهای کرم تا قهوه ای است.

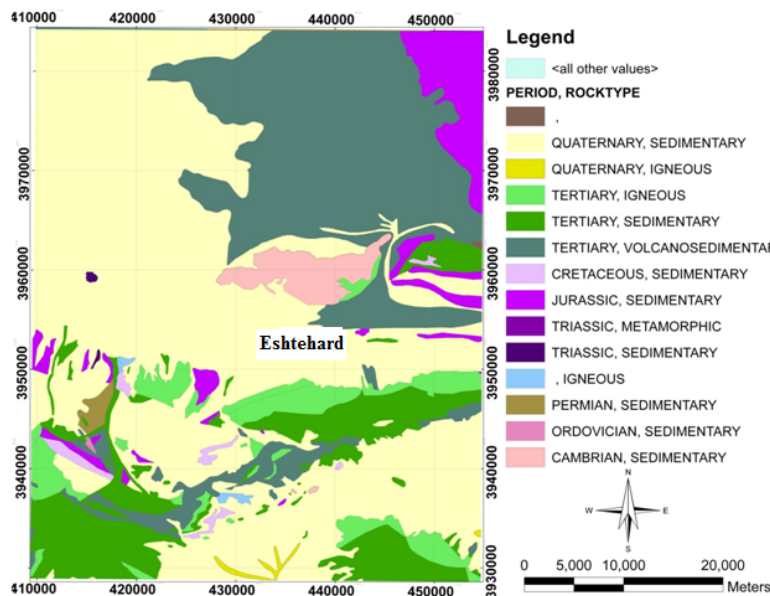
واحد M^m - این واحد بطور همشیب بر روی واحد M^s جای گرفته و دربرگیرنده تناوبی از مارن کرم تا خاکستری با میان لایه های مارن قهوه ای همراه با قلوه و شن است.

پلیو - کواترنر

واحد PLQ^c - با دگرشیبی به نسبت زیاد بر روی نهشته های رسوبی نوژن جای گرفته و بطور عمده دربرگیرنده کنگلومرای سخت نشده تا کمی سیمانی شده است. جنس قلوه های این کنگلومرا بطور عمده سنگهای ولکانیک ائوسن و نیز سنگهای گرانیتی الیگوسن است که میان لایه هایی از ماسه، سیلت و رس در آن دیده می شود.

نمونه برداری و آنالیزهای شیمیایی

یکی از مراحل مهم و اساسی هر فاز اکتشافی طراحی نقاط نمونه برداری است که بعنوان اساس و پایه کار بایستی بدون خطا یا با کمترین خطا صورت گیرد.



شکل ۱. نقشه‌ی زمین‌شناسی ۱:۰۰۰۰۰ منطقه‌ی اشتهارد

بحث و نتایج

انتخاب ورودی

روش انتخاب پیشرو

در این مطالعه، روش انتخاب پیشرو به عنوان تکنیک انتخاب ورودی خطی به منظور انتخاب بهترین زیرمجموعه از ۴۵ متغیر ورودی استفاده شد. به عبارت دیگر، یک مدل خطی با استفاده از بهترین ضریب همبستگی زیرمجموعه‌ای از ورودی‌ها توسعه داده شد. اولاً همبستگی بین هر متغیر ورودی و خروجی مورد نظر تخمین زده شد. دوماً متغیر با بالاترین ضریب همبستگی یعنی مقدار سدیوم برای لانتانیوم ($R^2=0.87$) و اورانیوم برای سریوم ($R^2=0.86$) به عنوان اولین و مهم‌ترین ورودی انتخاب شد. سپس متغیرهای باقیمانده یکی یکی به داخل مدل فراخوانده شدند و متغیر جدیدی که بهترین مدل‌سازی را نتیجه می‌دهد به عنوان ورودی جدید انتخاب شد و به متغیر قبلی انتخاب شده اضافه شد.

برای ارزیابی بهترین مدل‌سازی از ضریب همبستگی استفاده شد. این مرحله چندین بار تکرار شد تا زمانی که اضافه کردن متغیر جدید به ورودی‌ها اثر قابل توجهی بر روی بهبود مدل خروجی نداشته باشد. به عبارت دیگر اگر افزایش در میزان R^2 بیش از ۵٪ باشد، متغیر جدید اضافه می‌شود. در نهایت، متغیرهای ورودی با بیشترین اثر بر روی خروجی، انتخاب شده و دیگر متغیرها حذف می‌شوند. نتایج روش انتخاب پیشرو نشان داده است که ۲۳ متغیر ورودی برای سریوم (قلع، آلومینیوم، آرسنیک، برلیوم، کادمیوم، کبالت، سزیوم، مس، آهن، جیوه، پتاسیم، لانتانیوم، مولیبدن، نیکل، سرب، روبیدیم، اسکاندیم، استرانسیم، تلوریم، تالیوم، اورانیوم، وانادیم و ایتریوم) و ۲۳ متغیر ورودی هم برای لانتانیوم (مختصات X، نقره، آرسنیک، باریم، برلیوم، کادمیوم، سریوم، سزیوم، آهن، جیوه، مولیبدن، سدیوم، نیوبوم، سرب، گوگرد، انتیمون، اسکاندیم، تلوریم، توریوم، اورانیوم، تنگستن، زیرکونیوم) بر طبق اهمیت‌شان به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شده است. به عبارت دیگر این ۲۳ عنصر دارای بیشترین تاثیر بر روی مدل پیش‌بینی میزان عناصر لانتانیوم و سریوم موجود در منطقه‌ی مورد مطالعه است.

شبکه‌ی عصبی مصنوعی

روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی یک روش ریاضیاتی است که دارای مجموعه‌ی ی به هم پیوسته‌ای از عناصر پردازش شده است. شبکه‌ی عصبی مصنوعی متعارف دارای سه لایه است. بسیاری از کارهای تئوری و آزمایشگاهی نشان داده‌اند که یک لایه پنهان منفرد برای این روش کافی است تا بتواند هر پدیده غیرخطی را تخمین بزند (Cybenko, 1989; Jalili- Ghazizadeh and Noori, 2008; Noori et al, 2009c). زیرا سلول‌های میانی به‌طور مستقیم نمی‌توانند به سلول‌های خروجی متصل شوند. در این مطالعه از یک مدل بر اساس یک شبکه عصبی پیشرو با یک لایه پنهان منفرد استفاده شده است.

انتخاب پیشرو

زمانی که تعداد متغیرهای کمکی (N) کم باشد، می‌توان با محاسبه‌ی یک معیار منطقی (RMS)، مدل پیش‌بینی را به دست آورد. هم‌چنان که تعداد متغیرها افزایش می‌یابد، محاسبات نیز خیلی سریع افزایش می‌یابد. به همین دلیل است که استفاده از الگوریتم‌های گام به گام مانند انتخاب پیشرو متداول است. روش انتخاب پیشرو به منظور مدل‌سازی بسیار قوی به‌طور موفقیت آمیز توسط بسیاری از محققین استفاده شده است (Wang et al, 2006; Chen et al, 2007; Khan et al, 2005; Eksioğlu et al, 2004). در این روش، که بر اساس مدل رگرسیون خطی است، گام اول مرتب‌سازی متغیرهای مستقل بر طبق همبستگی‌شان با متغیر وابسته است. متغیر مستقلی که بهترین همبستگی را با متغیر وابسته داشته باشد به عنوان اولین ورودی انتخاب می‌شود. دیگر متغیرها نیز یکی یکی بر حسب ضریب همبستگی‌شان با متغیر وابسته ورودی اضافه می‌شوند. این مرحله N-1 بار به منظور تخمین اثر هر متغیر بر روی مدل خروجی تکرار می‌شود. سرانجام از میان N زیرمجموعه داده‌ی به‌دست آمده، مجموعه داده‌ی با R^2 بهینه به عنوان زیرمجموعه‌ی ورودی مدل انتخاب شده است.

توسعه‌ی مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی

برای ارزیابی اثر انتخاب ورودی بر روی مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی، دو مدل توسعه داده شد. اولاً، مدل شبکه عصبی مصنوعی با استفاده از تمامی متغیرهای ورودی یعنی ۴۵ عنصر آنالیز شده توسعه داده شد. ثانیاً، متغیرهای ورودی حاصل از روش انتخاب پیشرو به عنوان ورودی شبکه عصبی مصنوعی در نظر گرفته شد؛ یعنی ۲۳ عنصر برای لانتانیوم و ۲۳ عنصر برای سرب. (جدول ۱ و ۲) نتایج کالیبراسیون و تست مدل را نشان می‌دهند. بر طبق این جداول، دقت تمامی مدل‌ها نسبتاً مشابه است، اما مدل انتخاب پیشرو بهتر است، زیرا مدل انتخاب پیشرو نه تنها دقت بالاتری دارد، بلکه تعداد ورودی کمتری هم دارد. از میان این دو مدل، مدل انتخاب پیشرو به دلیل تعداد ورودی کمتر به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. برای محاسبه‌ی میزان لانتانیوم و سرب در منطقه‌ی مورد مطالعه، یک کد عددی در نرم‌افزار (MATLAB) توسعه داده شد. بنابراین، مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو از داده‌های حاصل از نمونه‌برداری در منطقه به دست آمده است. نتیجه‌ی این مدل‌ها نشان داد که مقادیر لانتانیوم و سرب پیش‌بینی شده در حین مراحل تست و کالیبراسیون توسط تخمین فواصل اطمینان نتایج شبیه‌سازی کمی شده‌اند. نتایج حاصل از مدل‌سازی مقادیر لانتانیوم و سرب برای مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی در مرحله - ۱ کالیبراسیون در (شکل‌های ۲ و ۳) به ترتیب نشان داده شده است. همچنین نتایج حاصل از مدل‌سازی مقادیر لانتانیوم و سرب برای مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی در مرحله‌ی تست در (شکل‌های ۳ و ۵) به ترتیب نشان داده شده است. نتایج مدل انتخاب پیشرو در مراحل کالیبراسیون و تست برای لانتانیوم و سرب در (شکل‌های ۶، ۷، ۸) نشان داده شده است. با توجه به نتایج حاصل از مدل‌سازی شبکه‌ی عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو (شکل‌های ۴، ۵ و ۶) بدیهی است که در مرحله‌ی کالیبراسیون، هر دو مدل روند کاهش و افزایش در مقادیر لانتانیوم و سرب را پیش‌بینی می‌کنند. یک روند مشابه نیز در مرحله‌ی تست (شکل‌های ۳، ۵، ۷ و ۹) مشاهده شده است. با توجه به مقادیر ضریب همبستگی، هر دو مدل (شبکه‌ی عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو) در پیش‌بینی مقادیر لانتانیوم و سرب قابل قبول هستند؛ اگرچه مدل انتخاب پیشرو بهتر است. زیرا

مقادیر ضریب همبستگی مدل انتخاب پیشرو برای مدل پیش‌بینی مقادیر لانتانیوم و سرب برای بالاتر از مقادیر حاصل از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی است (جدول ۱ و ۲). بنابراین، در این پژوهش، مدل انتخاب پیشرو به عنوان بهترین مدل برای پیش‌بینی مقادیر لانتانیوم و سرب در منطقه‌ی مورد مطالعه انتخاب شد.

نتایج

با توجه به اهمیت مقادیر عناصر نادر خاکی از جمله لانتانیوم و سرب، این پژوهش سعی در توسعه‌ی مدلی برای پیش‌بینی صحیح این عناصر در منطقه‌ی اشتهاورد با استفاده از مدل‌های شبکه‌ی عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو دارد.

برای این منظور دو روش شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو برای شبیه‌سازی میزان عناصر نادر خاکی موجود در رسوبات آبراهه‌ای منطقه‌ی اشتهاورد به کار گرفته شد. روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی که یک روش پیشرفته است که در برآورد سیستم‌های دینامیک و غیرخطی موثر است. اخیراً استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و روش‌های آماری چند متغیره در موضوعات مهم زیست‌محیطی مانند آلودگی خاک‌ها و آب‌های سطحی به انواع مختلف عنصر سمی رواج یافته است که در این مورد می‌توان به ارائه‌ی مدلی بر اساس شبکه‌ی عصبی برای شبیه‌سازی عناصر نادر خاکی پرداخت. به دلیل اینکه انتخاب ورودی مدل یک گام مهم در مدل‌سازی است، در این تحقیق روش انتخاب پیشرو استفاده شد و ۸ مدل توسعه داده شد و مناسب بودن مدل‌ها با استفاده از ضریب همبستگی برآورد گردید. سرانجام روش انتخاب پیشرو به عنوان بهترین مدل انتخاب شد. نتایج حاصل از این مطالعه به شرح زیر است:

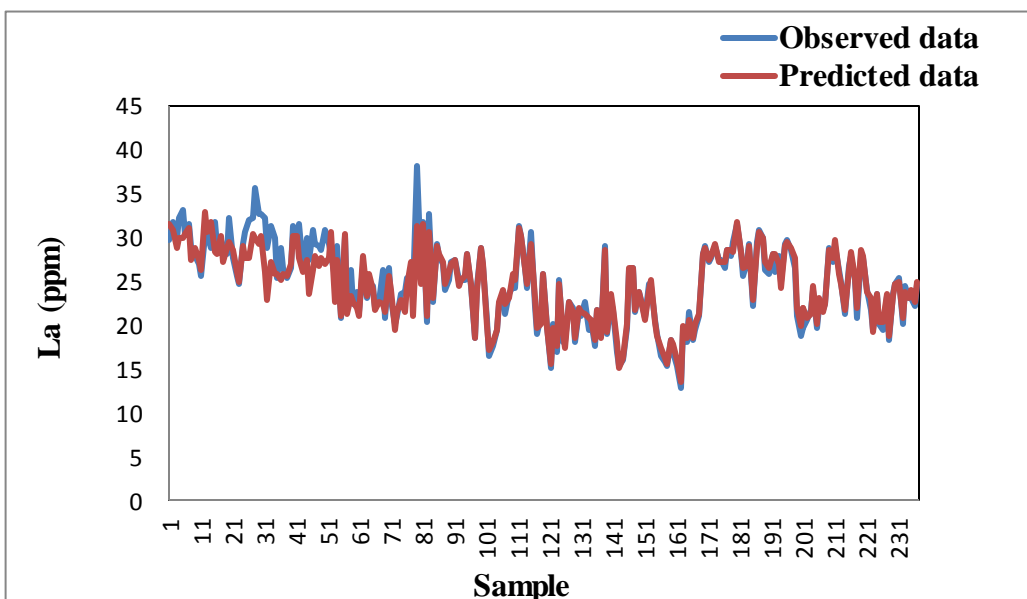
- ۱- انتخاب ورودی توانایی پیش‌بینی مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی را بهبود می‌بخشد. به عبارت دیگر انتخاب صحیح ورودی نه تنها خطای خروجی را کاهش می‌دهد، بلکه زمان محاسبات را به دلیل کاهش تعداد متغیرهای ورودی کاهش می‌دهد.
- ۲- تعداد متغیرهای ورودی انتخاب شده با استفاده از روش انتخاب پیشرو ۲۳ برای لانتانیوم و ۲۳ برای سرب است.
- ۳- با توجه به میزان ضریب همبستگی، روش انتخاب پیشرو بهترین مدل است و نسبت به روش شبکه‌ی عصبی مصنوعی ارجحیت دارد (جدول ۱ و ۲).

جدول ۱. نتایج کالیبراسیون و تست مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو برای لانتانیوم

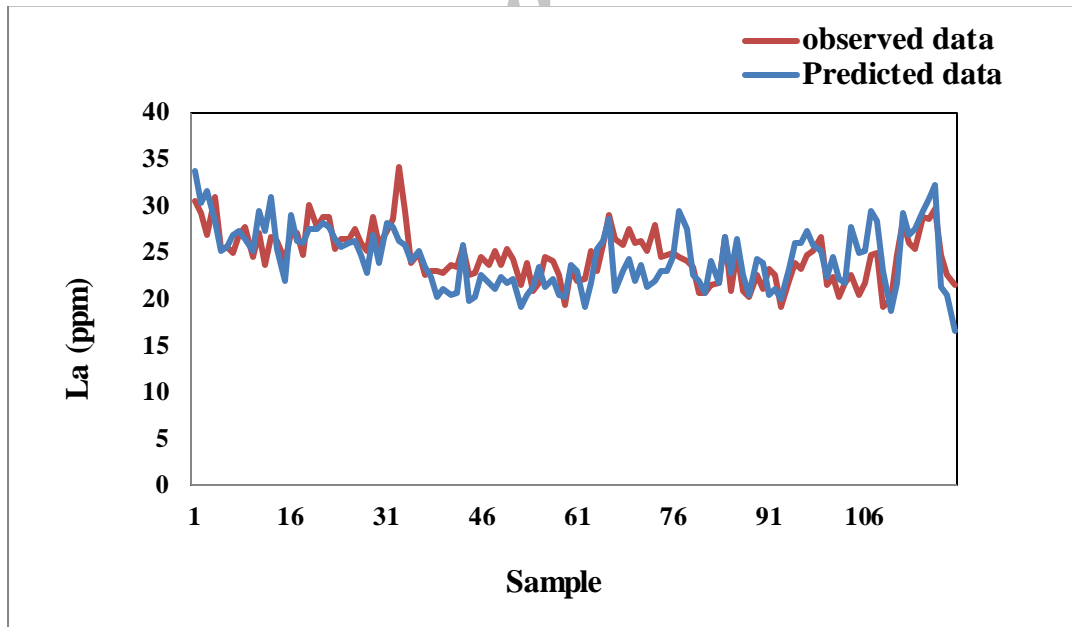
مدل	تعداد متغیرهای ورودی	کالیبراسیون R^2	تست R^2
روش شبکه عصبی مصنوعی	۴۵	۰/۴۴	۰/۹۰
روش انتخاب پیشرو	۲۳	۰/۹۸	۰/۹۶

جدول ۲. نتایج کالیبراسیون و تست مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و انتخاب پیشرو برای سرب

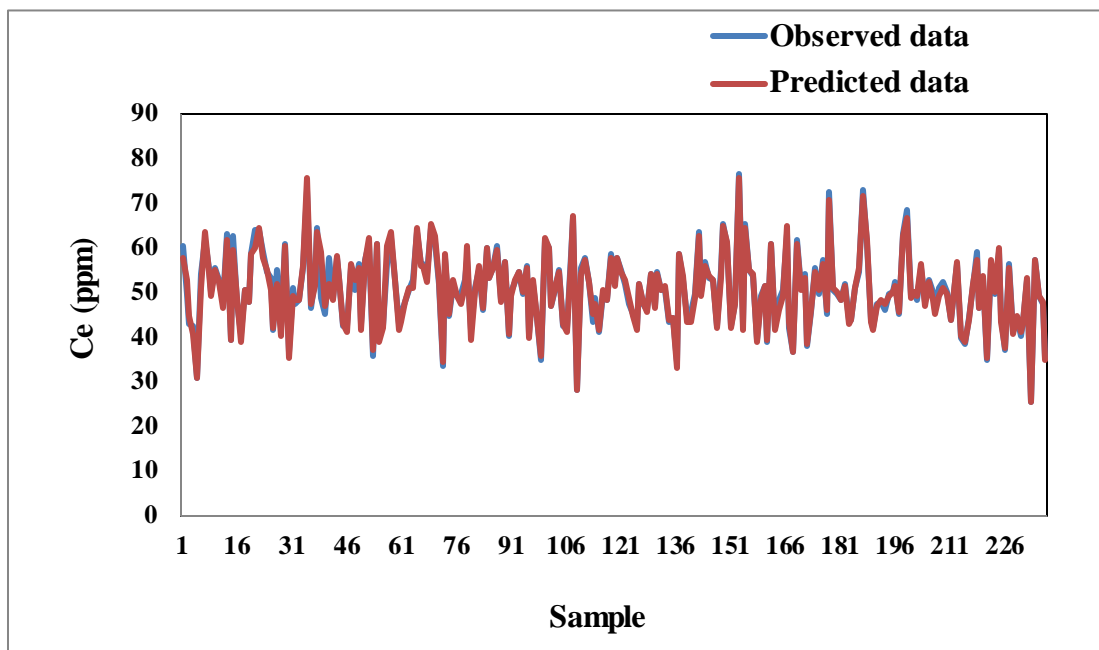
مدل	تعداد متغیرهای ورودی	کالیبراسیون R^2	تست R^2
روش شبکه عصبی مصنوعی	۴۵	۰/۹۷	۰/۹۶
روش انتخاب پیشرو	۲۳	۰/۹۷	۰/۹۸



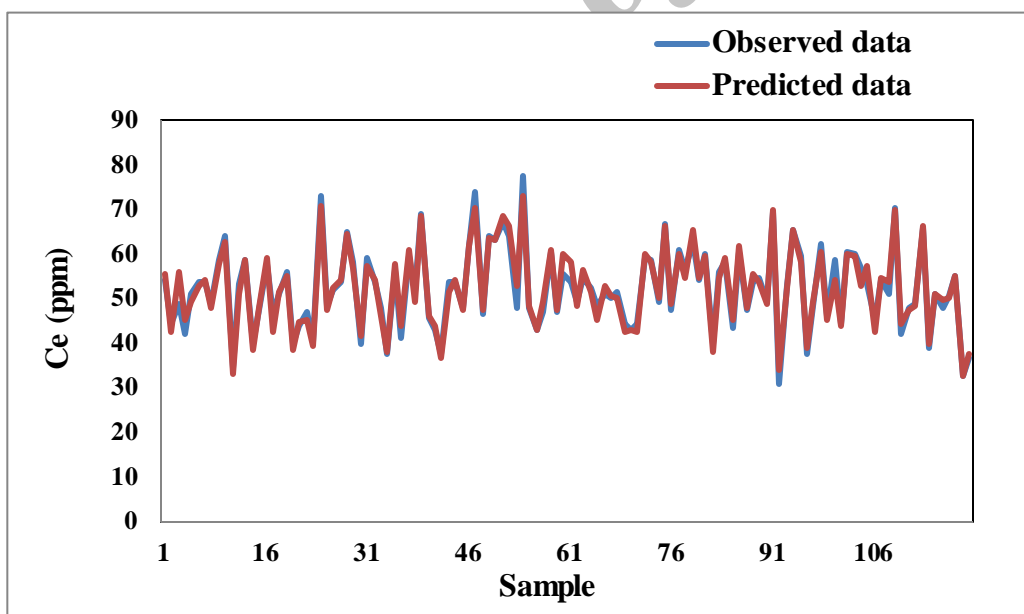
شکل ۲. نتیجه‌ی حاصل از مدل‌سازی برای تعیین مقدار لانتانیم در مرحله‌ی کالیبراسیون با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی



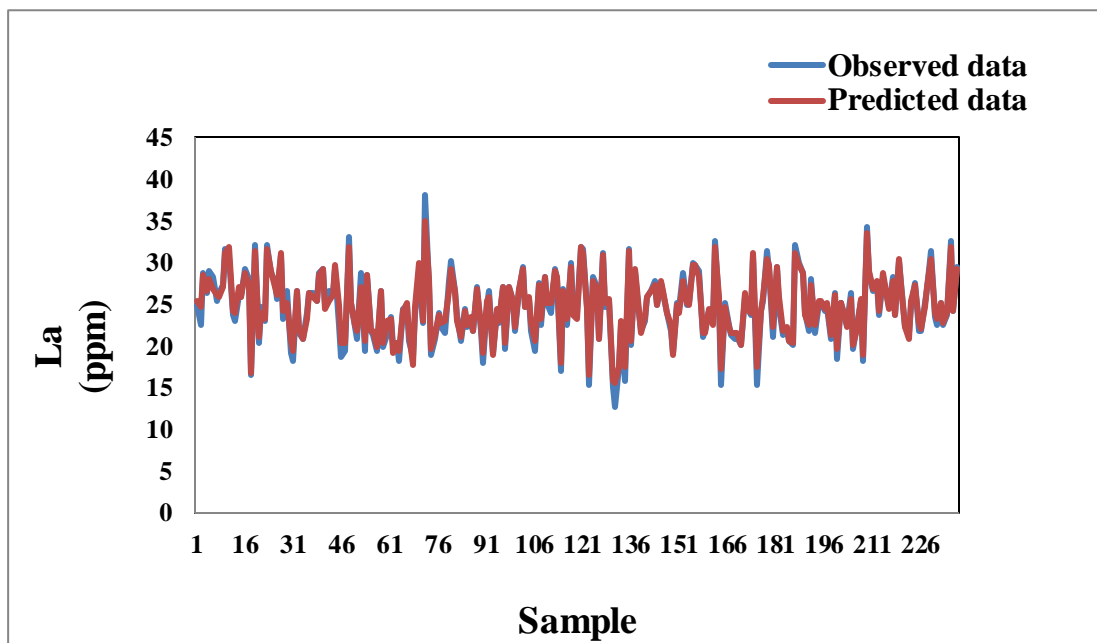
شکل ۳. نتیجه‌ی حاصل از مدل‌سازی برای تعیین مقدار لانتانیم در مرحله‌ی تست با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی



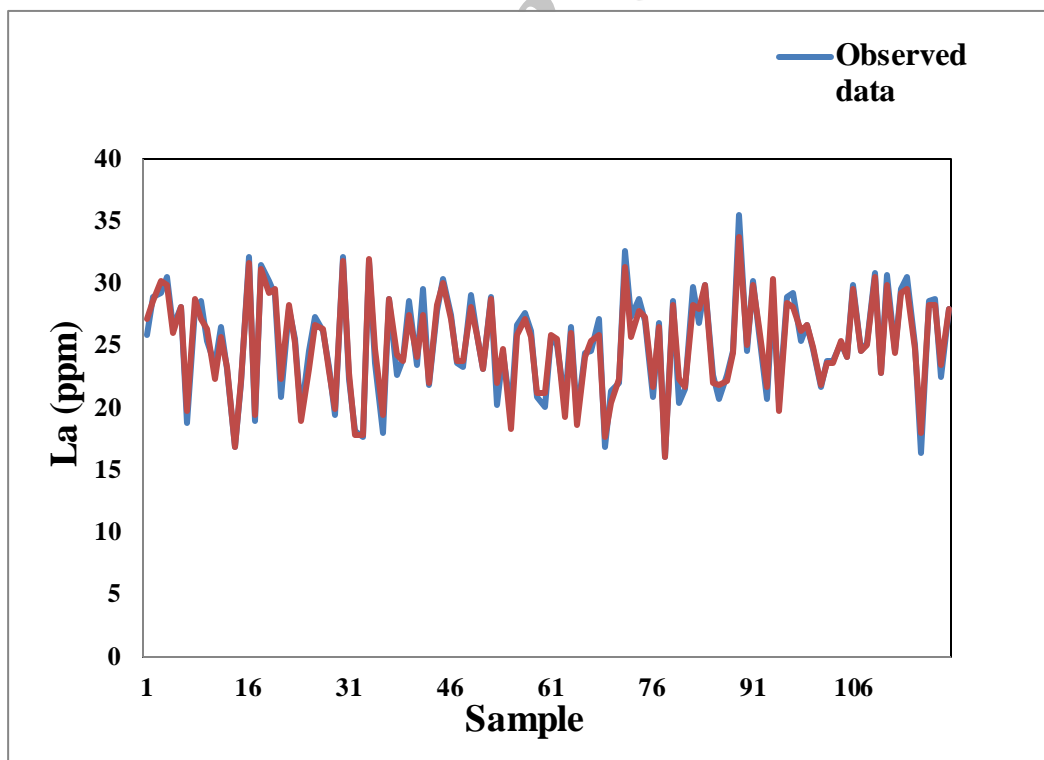
شکل ۴. نتیجه‌ی حاصل از مدل‌سازی برای تعیین مقدار سربوم در مرحله‌ی کالیبراسیون با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی



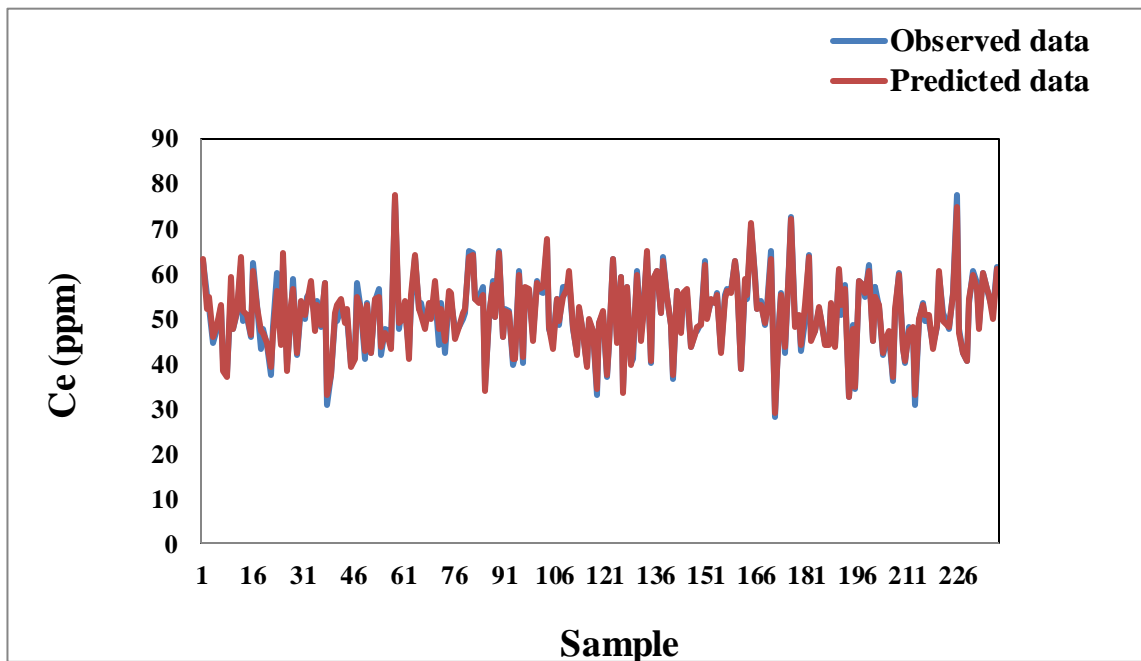
شکل ۵. نتیجه‌ی حاصل از مدل‌سازی برای تعیین مقدار سربوم در مرحله‌ی تست با استفاده از مدل شبکه‌ی عصبی مصنوعی



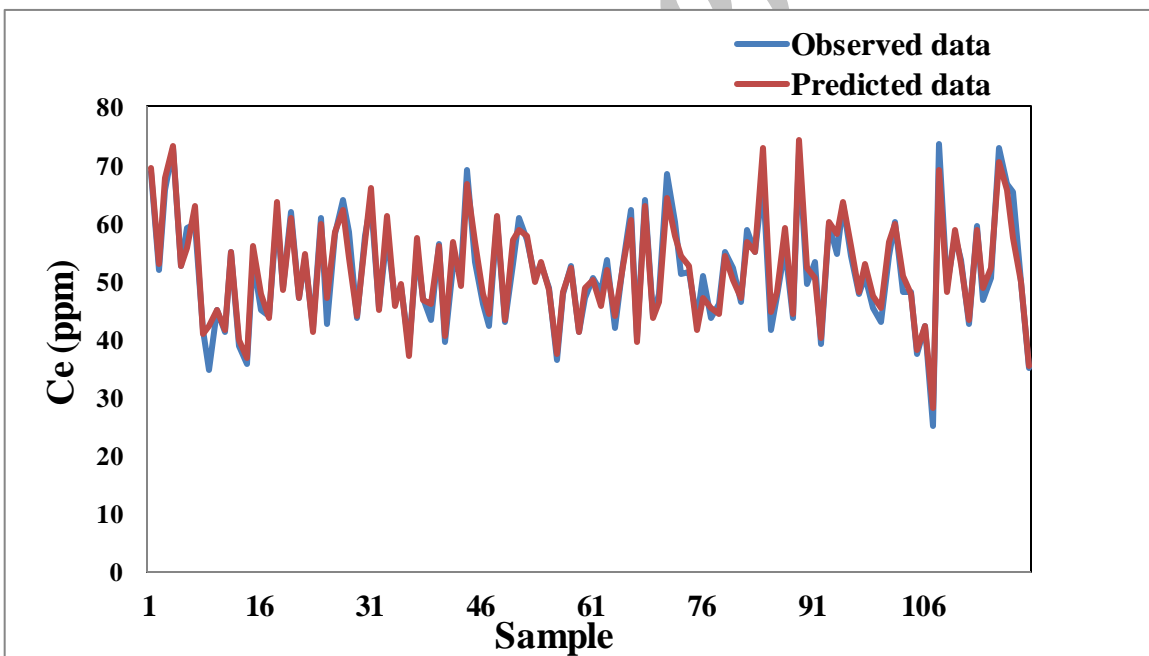
شکل ۶. نتایج حاصل از مدل سازی برای تخمین میزان لانتانیم در مرحله‌ی کالیبراسیون با استفاده از مدل انتخاب پیشرو



شکل ۷. نتایج حاصل از مدل سازی برای تخمین میزان لانتانیم در مرحله‌ی تست با استفاده از مدل انتخاب پیشرو



شکل ۸. نتایج حاصل از مدل سازی برای تخمین میزان سربوم در مرحله ی کالیبراسیون با استفاده از مدل انتخاب پیشرو



شکل ۹. نتایج حاصل از مدل سازی برای تخمین میزان سربوم در مرحله ی تست با استفاده از مدل انتخاب پیشرو

- Chen, S., Billings, S.A., Luo, W., 1989. Orthogonal least squares methods and their application to nonlinear system identification. *International Journal of Control* 50, 1873e1896.
- Chen, S., Hong, X., Harris, C.J., Sharkey, P.M., 2004. Sparse modeling using orthogonal forward regression with PRESS statistic and regularization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics e Part B* 34, 898e911.
- Corcoran, J., Wilson, I., Ware, J., 2003. Predicting the geo-temporal variation of crime and disorder. *International Journal of Forecasting* 19, 623e634.
- Cybenko, G., 1989. Approximation by superposition of a sigmoidal function. *Mathematics of Control, Signals, and Systems* 2, 303e314.
- Eksioglu, B., Demirel, R., Capar, I., 2005. Subset selection in multiple linear regression: a new mathematical programming approach. *Computers & Industrial Engineering* 49, 155e167.
- Jalili-Ghazizadeh, M., Noori, R., 2008. Prediction of municipal solid waste generation by use of artificial neural network: a case study of Mashhad. *International Journal of Environmental Research* 2, 13e22.
- Khan, J.A., Aelst, S.V., Zamar, R.H., 2007. Building a robust linear model with forward selection and stepwise procedures. *Computational Statistics & Data Analysis* 52, 239e248.
- Moghaddamnia, A., Ghafari-Gousheh, M., Piri, J., Amini, S., Han, D., 2009. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources* 23, 88e97.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Ameri, A., Jalili-Ghazizadeh, M., 2009a. Prediction of municipal solid waste generation with combination of support vector machine and principal component analysis: a case study of Mashhad. *Environmental Progress & Sustainable Energy* 28, 249e258.
- Noori, R., Abdoli, M.A., Jalili-Ghazizadeh, M., Samifard, R., 2009c. Comparison of ANN and PCA based multivariate linear regression applied to predict the weekly municipal solid waste generation in Tehran. *Iranian Journal of Public Health* 38, 74e84.
- Nunnari, G., Dorling, S., Schlink, U., Cawley, G., Foxall, R., Chatterton, T., 2004. Modelling SO₂ concentration at a point with statistical approaches. *Environmental Modelling & Software* 19, 887e905.
- Perez-Roaa, R., Castroa, J., Jorqueraa, H., Perez-Correaa, J.R., Vesovic, V., 2006. Air pollution modeling in an urban area: correlating turbulent diffusion coefficients by means of an artificial neural network approach. *Atmospheric Environment* 40, 109e125.
- Seasholtz, M.B., Kowalski, B., 1993. The parsimony principle applied to multivariate calibration. *Analytica Chimica Acta* 277, 165e177.
- Wang, X.X., Chen, S., Lowe, D., Harris, C.J., 2006. Sparse support vector regression based on orthogonal forward selection for the generalised kernel model. *Neurocomputing* 70, 462e474.