

مقایسه کارایی تخمین گرهای مبتنی بر هوش مصنوعی در تخمین عیار در کانسار مس پورفیری مسجد داغی

نوراله ولیزاده^{1*}، یوسف شرقی²

1- کارشناس ارشد مهندسی معدن، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند تبریز

2- استادیار، دانشکده مهندسی معدن، دانشگاه صنعتی سهند تبریز

(دریافت: شهریور 1392 پذیرش: تیر 1394)

چکیده

صحت تخمین عیار ماده معدنی نقش مهمی را در ارزیابی، طراحی و برنامه‌ریزی‌های معادن ایفا می‌کند. با توجه به مشکلات موجود در زمینه‌ی بکارگیری روش‌های متداول مانند کریجینگ جهت تخمین عیار، در این تحقیق کارایی تخمین‌گرهای هوشمندی چون شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، رگرسیون بردار پشتیبان و سیستم فازی-عصبی تخمین عیار مس در کانسار پورفیری مس (طلا) مسجد داغی واقع در استان آذربایجان شرقی مورد بررسی قرار گرفت. بدین منظور پس از تقسیم‌بندی داده‌های عیار سنجی حاصل از 31 گمانه اکتشافی به زیرمجموعه‌های آموزشی و آزمون، ساختار و مقادیر بهینه پارامترهای مؤثر در کارایی این تخمین‌گرها با استفاده از الگوریتم ژنتیک و بر مبنای داده‌های آموزشی تعیین شدند و در نهایت شاخص‌های اعتبارسنجی تخمین عیار مجموعه آزمون برای هر یک از روش‌ها محاسبه شدند. نتایج بیانگر قابلیت تعمیم‌دهی و کارایی محاسباتی بالاتر روش رگرسیون بردار پشتیبان نسبت به دو روش دیگر در زمینه تخمین عیار مس بود. از سویی دیگر نتایج به‌مراتب مناسب‌تر این روش نسبت به کریجینگ معمولی در تخمین عیار مس نشان داد که می‌توان از این تخمین‌گر به‌عنوان یک ابزار سریع، دقیق و ارجم نسبت به دیگر تخمین‌گرهای هوشمند جهت تخمین عیار در موارد مشابه استفاده نمود.

کلمات کلیدی

تخمین عیار، روش‌های هوشمند، رگرسیون بردار پشتیبان، مسجد داغی

* عهده دار مکاتبات: n_valizadeh@sut.ac.ir

1- مقدمه

در نتیجه دقت تخمین عیار در کانسار مس پورفیری مسجد داغی پردازد و در گام دوم با توجه به وجود ساختار فضایی مناسبی که برای عیار در نوع کانسارها انتظار می‌رود، نتایج حاصل از تخمین‌گرهای هوشمند را با نتایج تخمینی حاصل از روش کریجینگ مقایسه نماید.

2- تئوری تخمین‌گرهای هوشمند

در این بخش ساختار و نحوه بهینه‌سازی پارامترهای مؤثر در عملکرد تخمین‌گرهای هوشمند به اختصار شرح داده شده است.

2-1- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه یک شبکه پیش‌خور چندلایه است. در این شبکه تشخیص روابط فضایی میان متغیرهای ورودی و خروجی از طریق یک گروه از واحدهای پردازش بنام نرون صورت می‌گیرد که در لایه‌های ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی سازماندهی شده‌اند. این شبکه تغییرپذیری فضایی عیار ماده معدنی را به وسیله تابع نگاشت ϕ که از طریق مجموعه وزن‌های ارتباطی میان ورودی‌ها و خروجی ایجاد می‌شود، شناسایی می‌کند [7]. در واقع در این شبکه خروجی o (عیار)، می‌تواند به‌عنوان تابعی از ورودی x (مختصات فضایی) و اوزان ارتباطی $w: o = \phi(x)$ ، در نظر گرفته شود [8]. از الگوریتم‌های بهینه‌سازی می‌توان در تعیین ساختار بهینه شبکه عصبی پرسپترون چندلایه از دیدگاه تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها در این لایه‌ها استفاده کرد [1].

2-2- سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی

سیستم‌های فازی - عصبی حاصل از یکپارچگی شبکه‌های عصبی و منطق فازی است که در آن از سامانه استنتاج فازی برای مدل کردن پدیده و از شبکه عصبی به‌منظور تعیین مقادیر بهینه پارامترهای مدل فازی (پارامترهای توابع عضویت و ضرایب رابطه خطی خروجی هر قانون) استفاده می‌شود [9]. در این سیستم رابطه بین ورودی‌ها (مختصات فضایی) و خروجی (عیار) بر اساس قوانین اگر - آنگاه شناسایی می‌شود و هر قانون فازی می‌تواند یک توضیح محلی در مورد تغییرات عیار به حساب آید. در بسیاری از موارد، شرایط زمین‌شناسی و معدنی (و

تخمین عیار ماده معدنی یکی از مهم‌ترین مراحل تخمین ذخیره کانسار است و مراحل مختلف یک پروژه معدنی از جمله امکان‌سنجی، طراحی و برنامه‌ریزی به صحت تخمین عیار وابسته‌اند. امروزه روش‌های زمین‌آماري متداول‌ترین ابزار جهت پیش‌بینی تغییرات عیار و تخمین ذخیره در کانسارها محسوب می‌شوند. وجود برخی مشکلات در هنگام بکارگیری این روش‌ها همچون عدم قطعیت در صدق فرضیات و تعیین پارامترهای واریوگرافی، زمان‌بر بودن و ناتوانی در ارائه تخمین‌های دقیق در شرایط ضعیف بودن ساختار فضایی متغیر ناحیه‌ای باعث شده است که در سال‌های اخیر تخمین‌گرهای مبتنی بر هوش مصنوعی جهت تخمین عیار مورد توجه قرار گیرند.

از مطالعات صورت گرفته در این حوزه می‌توان به کاربرد شبکه عصبی پرسپترون - ژنتیک جهت تخمین میزان ترکیبات سنگ آهک [1]، تخمین عیار در یک افق کانسار پلاسری طلا از طریق شبکه عصبی شعاع پایه [2]، تخمین ناخالصی‌های لیگنیت توسط سیستم فازی - عصبی [3]، تخمین عیار پلاتینیوم در یک افق از کانسار پلاسری از طریق روش رگرسیون بردار پشتیبان [4]، اشاره نمود. در این مطالعات با توجه به ضعیف بودن ساختار فضایی متغیر ناحیه‌ای و محدود بودن داده‌ها، تخمین‌گرهای هوشمند نتایج مطلوب‌تری را نسبت به روش کریجینگ ارائه کردند.

اساس عملکرد این روش‌ها در تخمین عیار، شناسایی ارتباط بین مختصات فضایی و عیار در مرحله آموزش و سپس تخمین عیار برای سایر نقاط فضا بر مبنای منطق تعمیم است [5]. به بیان دیگر مدل‌سازی عیار کانسار در یک فضای سه‌بعدی، با به‌کارگیری داده‌های گمانه‌ها می‌تواند به‌صورت بازسازی یک ابر سطح در فضای سه‌بعدی تلقی شود. این ابر سطح از زون‌هایی تشکیل شده که نیاز است به‌صورت محلی تخمین زده شوند [6].

با توجه به موارد ذکر شده این مقاله در نظر دارد تا در گام اول به بررسی کارایی محاسباتی روش‌های هوشمند شبکه‌ای عصبی پرسپترون چندلایه (Mlp)، سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) و رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) از منظر مدل‌سازی این ابر سطح و

روش رگرسیون بردار پشتیبان تعمیمی از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به‌منظور حل مسئله تخمین رگرسیون غیرخطی است که هدف آن، با پیروی از اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری، کم کردن خطای تعمیم‌پذیری است [8].

ایده SVR به ازای داده‌های معین آموزشی x_i بردار ورودی، y_i مقدار خروجی مرتبط با x_i و l بیانگر تعداد نمونه‌ها است؛ یک رگرسیون ابر صفحه‌ای را ایجاد می‌کند که اجازه انحراف به میزان ε از مقدار واقعی y_i در مجموعه آموزشی را می‌دهد و به‌طور همزمان تابعی به‌صورت رابطه 1، با کمترین پیچیدگی را جستجو می‌کند [8، 12].

$$f(x) = w_0^t \phi(x) + b, W, x \in R^d, b \in R \quad (1)$$

در این رابطه w_0 بردار وزن بهینه، b بایاس و $\phi(x)$ تابع نگاشت است. باین حال در اغلب موارد یک تابع که بتواند تمامی جفت‌های (x_i, y_i) را با دقت تقریب ε تقریب بزند وجود ندارد. از این رو با در نظر گرفتن متغیرهای کمکی ξ_i^* و ξ_i که به ترتیب بیانگر حد بالا و پائین خطای آموزش تابع در محدوده مجاز $(y - (w^t \phi(x) - b)) \leq \varepsilon$ هستند. این معادله یک مسئله بهینه‌سازی محدب به‌صورت رابطه 2 خواهد بود [8].

$$\min \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i^* + \xi_i) \quad s.t. \begin{cases} (w^t \phi(x) + b) - y_i \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ y_i - (w^t \phi(x) - b) \leq \varepsilon + \xi_i \\ \xi_i^*, \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{cases} \quad (2)$$

در این تحقیق از تابع شعاع پایه (رابطه 4) به دلیل توانایی بالای این تابع در آنالیز داده‌های با ابعاد بالا استفاده شده است. در این رابطه σ پارامتر عرض تابع شعاع مبنا است [12، 8].

$$k(x_i, x_j) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_i - x_j\|^2\right) \quad (4)$$

پارامترهای مؤثر در کارایی روش رگرسیون بردار پشتیبان، مقدار خطای مجاز (ε)، ضریب جریمه (C) و ثابت‌های مربوط به تابع کرنل هستند. پارامتر C موازنه میان ریسک تجربی و بردار نرم $\|w\|$ را برقرار می‌کند و افزایش آن به‌طور همزمان باعث کاهش ریسک ساختاری، افزایش پیچیدگی‌های مدل و در نتیجه کاهش قابلیت

به‌طور خاص تخمین عیار) شامل پیچیدگی‌ها و ابهامات کنترل نشده بسیار است که باعث دشوار شدن تعریف قوانین فازی می‌شود. از این رو شبکه عصبی می‌تواند به تعریف قوانین سیستم فازی کمک کند [10].

روش خوشه‌بندی فازی کاهشی یکی از روش‌های رایج در شناسایی الگوها و ایجاد سیستم فازی است. پس از تعیین مراکز خوشه‌های ساخته شده و شعاع تأثیر آن‌ها توسط این روش، توابع عضویت هر متغیر ورودی مشخص می‌شود و از ترکیب توابع عضویت متناظر متغیرهای ورودی و ارتباط آن‌ها با متغیر خروجی توسط یک رابطه خطی، قوانین تعریف می‌شوند و خروجی نهایی بر اساس این قوانین محاسبه می‌شود [11]. در سیستم استنتاج فازی-عصبی مبتنی بر خوشه‌بندی فازی کاهشی، تعیین مقدار بهینه شعاع تأثیر خوشه‌ها و همچنین پارامتر طول گام اصلاحی اولیه (نرخ یادگیری) بر کارایی سیستم تأثیر قابل توجهی دارند.

2-3- رگرسیون بردار پشتیبان

روش رگرسیون بردار پشتیبان تعمیمی از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان به‌منظور حل مسئله تخمین رگرسیون غیرخطی است که هدف آن، با پیروی از اصل کمینه‌سازی ریسک ساختاری، کم کردن خطای تعمیم‌پذیری است [8].

که C ضریبی ثابت و مثبت است و به‌نوعی مقدار $\|w\|$ را با توجه به پیچیدگی تابع تعیین می‌کند. با در نظر گرفتن ضرایب لاگرانژ (α_i, α_i^*) برای حل مسئله بهینه‌سازی مطرح شده، رابطه نهایی برای حصول مدل تخمین در روش رگرسیون بردار پشتیبان به‌صورت رابطه 3 خواهد بود.

$$f(x) = \sum_{i=1}^l (\alpha_i, \alpha_i^*) k(x_i, x_j) + b \quad (3)$$

تابع کرنل $k(x_i, x_j)$ ، یک نگاشت غیرخطی جهت انتقال متغیرهای ورودی به یک فضای ویژگی با ابعاد بزرگ‌تر را فراهم می‌کند. این انتقال اجازه مدل کردن هرگونه رفتار غیرخطی در داده‌ها را می‌دهد.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2 \quad (5)$$

در این رابطه t_i مقدار واقعی عیار و a_i مقدار تخمین زده شده توسط سیستم است. به این ترتیب ساختار مناسب بر پایه عملکرد مدل در دوره آموزش و یا اعتبارسنجی تعیین می‌گردد. روند انجام بهینه‌سازی توسط الگوریتم ژنتیک باینری در شکل 1 نشان داده شده است.

3- مطالعه موردی

3-1- کلیاتی در مورد کانسار مس پورفیری مسجد داغی

کانه زایی مس - طلا پورفیری مسجد داغی با مساحتی در حدود 8 کیلومترمربع در 35 کیلومتری شرق جلفا و 5 کیلومتری غرب سیه‌رود در استان آذربایجان شرقی قرارداد. این کانسار حاصل ماگماتیسم نیمه‌قلیایی در یک محیط آتشفشانی قدیمی مربوط به دوران آئو- اولیگوسن است و رخداد کانه‌زایی در ارتباط با یک توده نیمه عمیق دیوریتی تا مونزونیتی با بافت پورفیری است [13].

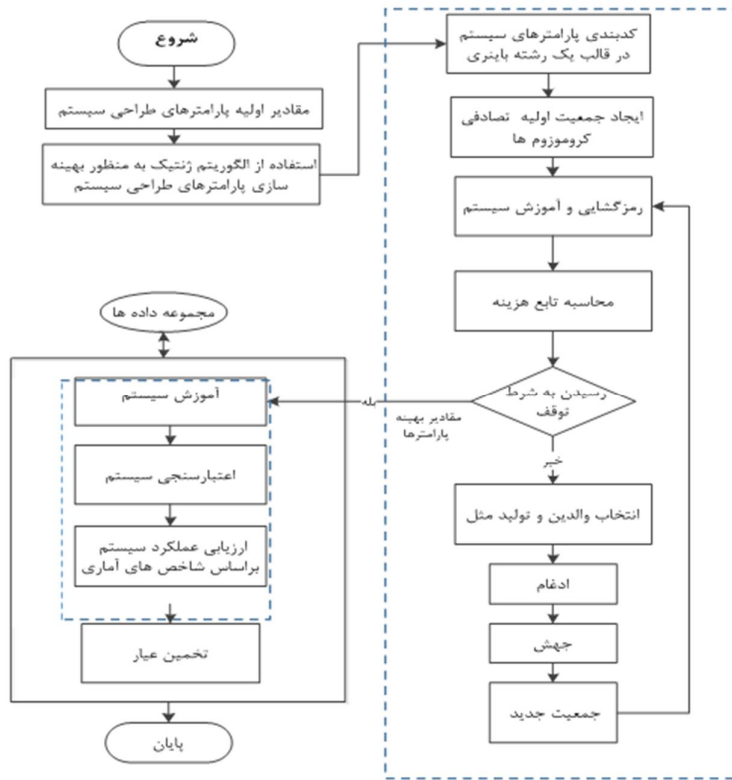
3-2- بررسی‌های آماری و آماده‌سازی داده‌ها

برای انجام این پروژه از اطلاعات مربوط به 31 گمانه اکتشافی استفاده شده است. موقعیت مکانی این گمانه‌ها به صورت دوعبده در شکل 2 نشان داده شده است. داده‌های مربوط به عیار مس که از این 31 گمانه به دست آمده است عمدتاً متعلق به زون هیپوژن کانسار هستند. جهت برداشت نمونه‌ها به منظور تعیین عیار، مغزه‌های حفاری در جهت طولی نصف شده و در طول‌های تقریباً 2 متری، بعد از آماده‌سازی برای آنالیز ارسال شده‌اند. نمودار توزیع فراوانی و پارامترهای آماری داده‌های کامپوزیت شده به طول 6/25 متر به ترتیب در شکل 2 و جدول 1 ارائه شده‌اند. با توجه به نمودار توزیع فراوانی (شکل 2)، به نظر می‌رسد که داده‌ها به توزیع لگاریتمی گرایش دارند.

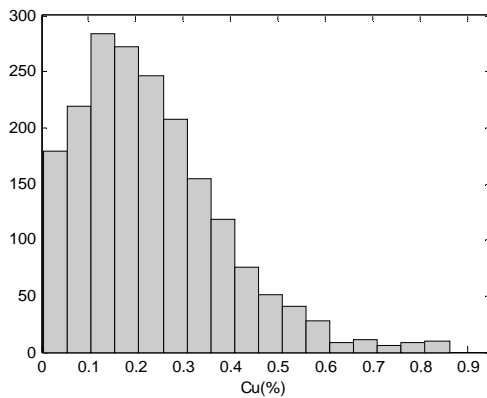
تعمیم دهی مدل می‌شود. پارامتر ε ، شعاع محدوده خطای مجاز را تعیین و تعداد بردارهای پشتیبان را کنترل می‌کند. با افزایش ε ، تعداد بردارهای پشتیبان کاهش می‌یابد که منجر به هموارتر شدن تابع نهایی در طی مدل‌سازی داده‌های نویز دار می‌شود. به‌طور مشابه انتخاب مقدار بزرگ برای پارامتر σ در تابع کرنل شعاع مبنا، اثر هموارسازی بر روی راه‌حل خواهد داشت [8].

4-2- بهینه‌سازی عملکرد تخمین‌گرهای هوشمند با استفاده از الگوریتم ژنتیک

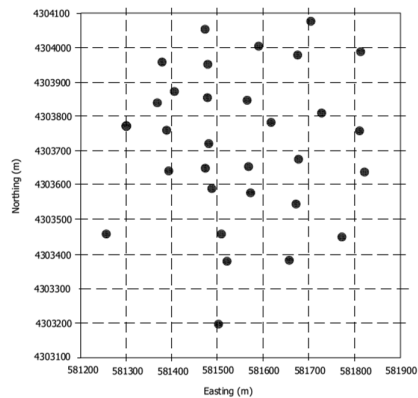
به‌منظور بهینه کردن ساختار و پارامترهای مؤثر در کارایی تخمین‌گرهای هوشمند و در نتیجه کاهش زمان و هزینه محاسباتی و افزایش دقت مدل‌ها می‌توان از الگوریتم‌های بهینه‌سازی مانند الگوریتم ژنتیک استفاده نمود. بدین منظور پارامترهای مؤثر در کارایی سیستم در قالب کروموزوم برای الگوریتم ژنتیک تعریف می‌شوند. روش‌های مختلفی برای کدبندی پارامترها در الگوریتم‌های ژنتیک استفاده می‌شوند. یکی از روش‌های مرسوم روش کدبندی باینری است. هر رشته باینری حاوی تعدادی ژن متناسب با تعداد پارامترها است و به هر ژن بسته به دقت موردنیاز چند بیت تخصیص داده می‌شود. کروموزوم‌های مربوط به جمعیت اولیه پس از رمزگشایی به سیستم اعمال شده و مقدار تابع هزینه به ازای هر یک از آن‌ها محاسبه می‌شود. سپس الگوریتم ژنتیک بر اساس عملگرهای خود از جمله انتخاب والدین، ادغام و جهش نسل بعدی را می‌سازد و این مراحل تا رسیدن به شرط در توقف در الگوریتم ژنتیک، ادامه می‌یابد. در پایان کروموزوم با بالاترین شایستگی، به عنوان کروموزوم غالب معرفی می‌شود [1]. از آنجا که تعریف تابع هدف مناسب در الگوریتم ژنتیک، در رسیدن به جواب بهینه تأثیر بسزایی دارد، تابع هدف را می‌توان به صورت میانگین مربعات خطا (MSE) در داده‌های اعتبارسنجی، آموزشی و یا مجموع داده‌های آموزشی و اعتبارسنجی و با رابطه زیر تعریف کرد [1,7]:



شکل 1: فلوجارت بهینه‌سازی تخمین‌گرهای هوشمند با استفاده از الگوریتم ژنتیک



شکل 3: نمودار توزیع فراوانی داده‌های کامپوزیت شده عیار مس.



شکل 2: نقشه دوبعدی موقعیت گمانه‌های اکتشافی در کانسار مس مسجد داغی.

جدول 1: پارامترهای آماری داده‌های کامپوزیت شده عیار در کانسار مس مسجد داغی

تعداد داده‌ها	حداقل (%)	حداکثر (%)	میانگین (%)	واریانس ² (%)	کشیدگی	چولگی
1920	0/005	0/862	0/234	0/024	1/089	1/532

مذکور در مدل‌سازی‌ها بکار گرفته شدند و حالت بهینه برای هر یک از تخمین‌گرها گزینش شد.

3-3- تعیین ساختارهای بهینه تخمین‌گرهای هوشمند جهت تخمین عیار مس

در این مطالعه به منظور تخمین عیار با استفاده از روش‌های هوشمند، ورودی‌های سیستم، مختصات فضایی (y, x) طول و عرض جغرافیایی محل نمونه‌برداری و Z عمق نمونه‌برداری از داخل گمانه) و خروجی آن عیار در مختصات در نظر گرفته شد. سپس پارامترهای مؤثر در کارایی هر یک از تخمین‌گرها جهت تخمین عیار در مجموعه آزمون بر اساس فلوجارت ارائه شده در شکل 1 با استفاده از الگوریتم ژنتیک مطابق با جداول زیر تعیین شدند.

در این مرحله به منظور اعتبارسنجی و مقایسه دقت واقعی تخمین‌گرها، 20% از کل داده‌ها به‌طور تصادفی به‌عنوان داده‌های آزمون و 80% باقیمانده جهت فرآیند آموزش تخمین‌گرهای هوشمند در نظر گرفته شدند. سپس فرآیند استانداردسازی به‌منظور کاهش نویزها و در نتیجه بهبود قدرت پیش‌بینی سیستم‌های هوشمند بر روی داده‌ها بر اساس روابط زیر انجام گرفت:

$$X_i = \frac{x_i - x_{i \min}}{x_{i \max} - x_{i \min}} \quad (6)$$

$$\bar{X}_i = 2 \times X_i - 1 \quad (7)$$

در این روابط، X_i : مقدار استاندارد شده متغیر در بازه $[-1, 1]$ ، \bar{X}_i : مقدار استاندارد شده متغیر، در بازه $[-1, 1]$ ، x_i : مقدار واقعی همان متغیر، $x_{i \min}$: کوچک‌ترین مقدار متغیر و $x_{i \max}$: بزرگ‌ترین مقدار متغیر است. هر دو حالت

جدول 2: مشخصات شبکه عصبی پرسپترون چندلایه بهینه بکار گرفته شده جهت تخمین عیار مس

هندسه شبکه	تابع فعال‌سازی لایه‌های میانی	تابع فعال‌سازی لایه‌های ورودی خروجی	نوع الگوریتم آموزشی	بازه استانداردسازی
3-28-19-1	تانژانت سیگموئیدی	خطی	لونیگ مارکوات	$[-1, 1]$

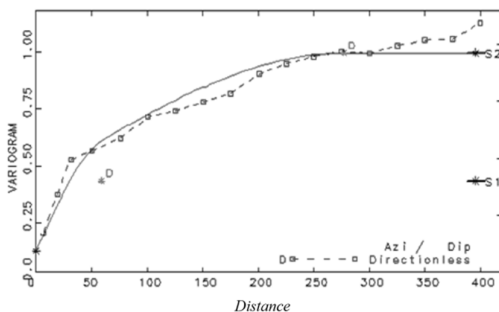
جدول 3: مشخصات سیستم استنتاج فازی-عصبی بکار گرفته شده جهت تخمین عیار مس

مبنای سیستم فازی	شعاع تأثیر خوشه‌ها	نوع الگوریتم آموزشی	طول گام اولیه	تابع عضویت	بازه استانداردسازی
خوشه‌بندی تفاضلی	0/252	ترکیبی	0/0445	گوسی	$[0, 1]$

جدول 4: مشخصات سیستم رگرسیون بردار پشتیبان بهینه بکار گرفته شده جهت تخمین عیار مس

نوع تابع کرنل	مقدار خطای مجاز	ضریب جریمه	عرض تابع کرنل	بازه استانداردسازی
شعاع پایه	0/0250	0/4	0/0160	$[0, 1]$

واریوگرافی در تمام جهات انجام شد که نشان می‌دهند کانسار مورد نظر دارای ناهمسانگردی هندسی است.



شکل 4: واریوگرام غیر جهت‌تجربی به همراه مدل برازش شده در داده‌های آموزشی کانسار مس مسجد داغی

3-4- بررسی‌های زمین‌آماري

جهت تخمین زمین‌آماري داده‌های مجموعه آزمون پس از انجام پیش‌پردازش‌های آماری و نرمال‌سازی داده‌های آموزشی، واریوگرافی به‌منظور شناسایی ساختار فضایی و تعیین مدل تغییرپذیری عیار، بر روی داده‌های آموزشی انجام گرفت. واریوگرام غیر جهت‌تجربی و مدل برازش شده بر این واریوگرام در شکل 4 نشان داده شده‌اند. مطابق شکل مدل برازش شده بر این واریوگرام غیر جهت‌تجربی، به صورت یک مدل دو ساختاری کروی که شامل یک ساختار کوچک مقیاس و یک ساختار بزرگ مقیاس است؛ در نظر گرفته شد. در ادامه با استفاده از داده‌های موجود،

3-5- اعتبارسنجی تخمین گرها

پس از انجام فرآیند تخمین داده های آزمون توسط تخمین گرها، با در دست داشتن مقادیر مشاهده ای و مقادیر برآورد شده در مجموعه آزمون شاخص های ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، میانگین مطلق خطا (MAE)، واریانس محاسبه (VAF) و ضریب همبستگی میان مقادیر واقعی و تخمینی (R) بر اساس روابط زیر جهت اعتبارسنجی و مقایسه کارایی روش های بکار گرفته شده محاسبه شدند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - a_i)^2} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |t_i - a_i| \quad (9)$$

$$VAF = \left(1 - \frac{\text{var}(t_i - a_i)}{\text{var}(t_i)}\right) \times 100 \quad (10)$$

$$R = \frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})(a_i - \bar{a})}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2} \times \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (a_i - \bar{a})^2}} \quad (11)$$

در این روابط t_i مقدار واقعی عیار و a_i مقدار تخمین زده شده توسط تخمین گر است. نتایج محاسبه شاخص های مذکور برای هر یک از تخمین گرها بر اساس تخمین مجموعه آزمون، در جدول 5 گزارش گردیده است. مقادیر شاخص ها بیانگر تخمین دقیق تر و با اریب شدگی کمتر روش نسبت دیگر تخمین گرهای هوشمند است.

بر اساس نمودارهای (q-q) ارائه شده در شکل 5 نیز مشخص است که بازتولید عیار مجموعه آزمون توسط روش رگرسیون بردار پشتیبان در مقایسه با دیگر تخمین گرهای هوشمند بهتر و با هموارشدگی کمتری صورت گرفته است و درواقع توزیع داده های حاصل از تخمین به روش رگرسیون بردار پشتیبان بیشترین شباهت و نزدیکی را به توزیع داده های واقعی نشان می دهد، همچنین با توجه به وجود ساختار فضایی مناسب برای عیار در کانسار مورد مطالعه و انجام واریوگرافی دقیق، روش کریجینگ معمولی نیز کارایی بالایی را در تخمین عیار مجموعه آزمون داشته است که در این بین روش رگرسیون بردار پشتیبان عملکردی نزدیک و به مراتب مناسب تر را نسبت به این روش نشان می دهد.

جدول 5: شاخص های اعتبارسنجی محاسبه شده برای روش های هوشمند و کریجینگ معمولی در تخمین عیار مجموعه آزمون

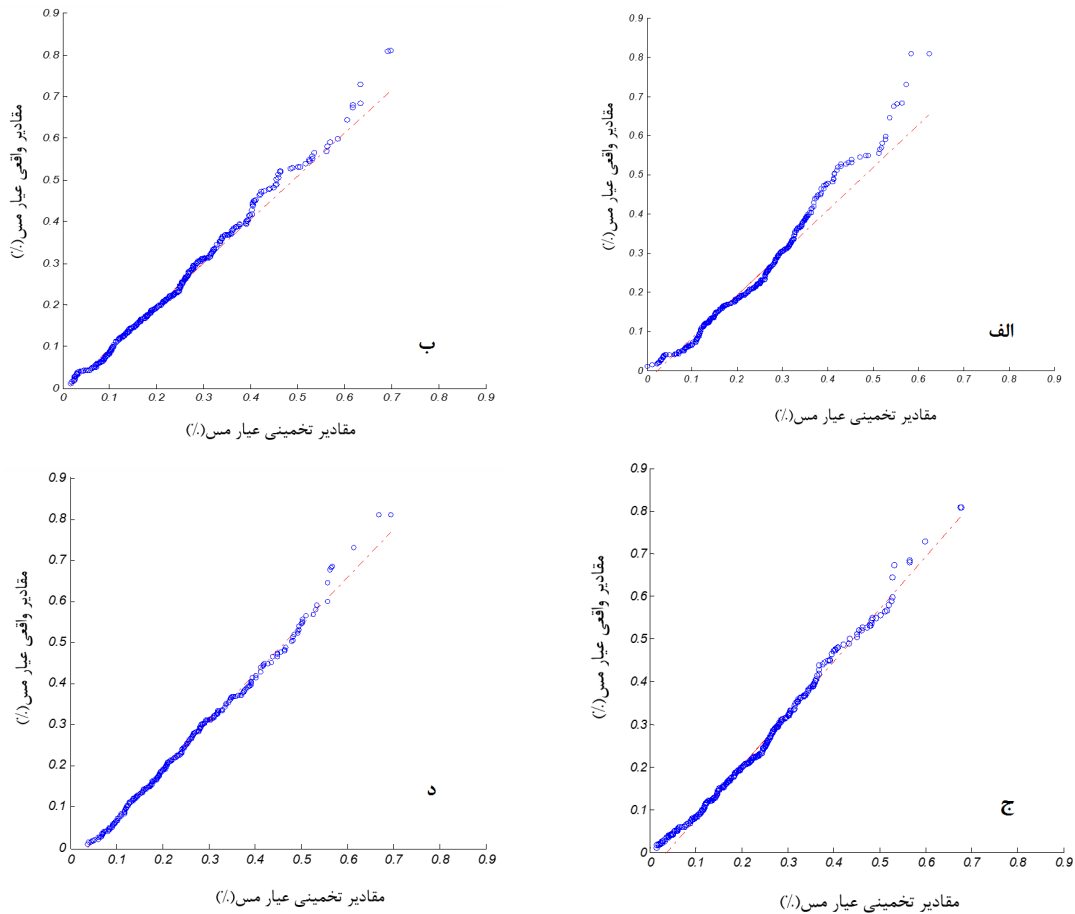
OK	ANFIS	SVR	MLP	روش تخمین شاخص آماری
0/0859	0/09340	0/0812	0/09343	RMSE
0/0596	0/0673	0/0605	0/0675	MAE
67/46	61/10	70/59	61/02	VAF
0/821	0/789	0/840	0/781	R

مناسب تری در تخمین عیار مس برخوردار بوده است. دلایل این نتایج را می توان در موارد زیر جست و جو کرد:

- الگوریتم آموزش در روش رگرسیون بردار پشتیبان بر پایه تئوری آموزش آماری است که این امر سبب می شود در شرایط محدود بودن داده های آموزشی، این روش به طور بالقوه توانایی بیشتری را در تعمیم دهی روابط استخراج شده در مرحله آموزش به یک دسته داده جدید نسبت به روش دیگر که مبتنی بر الگوریتم آموزشی پس انتشار هستند، داشته باشد.

4- نتیجه گیری

در این تحقیق کارایی تخمین گرهای هوشمند نظیر شبکه عصبی پرسپترون، رگرسیون بردار پشتیبان و سیستم فازی-عصبی جهت تخمین عیار در کانسار مس پورفیری مسجد داغی مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج اعتبارسنجی بیانگر این است که روش رگرسیون بردار پشتیبان مبتنی بر تابع کرنل شعاع مینا، نسبت به روش دیگر از کارایی



شکل 5: نمودار (q-q) مقادیر واقعی و تخمین زده شده در مجموعه آزمون، الف) شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، ب) سیستم استنتاج فازی-عصبی ج) کریجینگ، د) رگرسیون بردار پشتیبان

هیچ‌گونه فرضیاتی در رابطه با توزیع عیار، تخمینی نزدیک و به‌مراتب دقیق‌تری را نسبت به کریجینگ ارائه نماید.

5- مراجع

- [1] Chatterjee, S., Bandopadhyay, S. and Rai, P., 2008, "Genetic algorithm-based neural network learning parameter selection for ore grade evaluation of limestone deposit." *Mining Technology* 117(4): 178-190.
- [2] Samanta, B. and Bandopadhyay, S., 2009. "Construction of a radial basis function network using an evolutionary algorithm for grade estimation in a placer gold deposit." *Computers & Geosciences* 35(8): 1592-1602.
- [3] Tutmez, B., 2009. "Use of hybrid intelligent computing in mineral resources evaluation." *Applied Soft Computing* 9(3): 1023-1028.
- [4] Chatterjee, S. and Bandopadhyay, S., 2011, "Goodness Bay Platinum Resource Estimation

- اساس روش رگرسیون بردار پشتیبان بر پایه یک الگوریتم برازش محلی است به این معنی که تعداد محدودی تابع شعاع پایه که توانایی بالایی در آنالیز داده‌های با ابعاد بالا دارند بروی خروجی فضای ویژگی در یک موقعیت خاص تأثیر می‌گذارند. لذا با توجه به اینکه سیستم تغییرپذیری حاکم بر تغییرات عیار در اغلب کنسارها یک رفتار محلی را نشان می‌دهد، انتظار می‌رود که با تعیین دقیق پارامترهای مؤثر در کارایی این روش، امکان شناسایی این تغییرات در مرحله آموزش نسبت به دو روش دیگر بیشتر باشد. همچنین مقایسه مقادیر شاخص‌های اعتبار سنجی این روش و روش کریجینگ در کنسار مس پورفیری مسجد داغی نشان داد که در این نوع کنسارها رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند با صرف زمان کمتر و عدم نیاز به

Using Least Squares Support Vector Regression with Selection of Input Space Dimension and Hyper parameters." *Natural Resources Research* 20(2): 117-129.

[5] حسنی پاک، ع. آ.، شرف‌الدین، م.، 1384، "تحلیل داده‌های اکتشافی"، چاپ دوم، انتشارات دانشگاه تهران.

[6] Kapageridis, I., 2002. "Grade Interpolation Using Radial Basis Function Networks," in 11th International Symposium on Mine Planning and Equipment Selection (MPES), Technical University of Ostrava, Prague.

[7] Mahmoudabadi, H., Izadi, M., Menhaj, M. B., 2009. "A hybrid method for grade estimation using genetic algorithm and neural networks." *Computational Geosciences* 13(1): 91-101.

[8] Dutta, H., Bandopadhyay, S., Ganguli, R., Misra, D., 2010. "Machine Learning Algorithms and Their Application to Ore Reserve Estimation of Sparse and Imprecise Data." *Intelligent Learning Systems & Applications* 2(2): 86-96.

[9] Jang, J.-S., 1993. "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system." *Systems, Man and Cybernetics, IEEE Transactions on* 23(3): 665-685.

[10] Tahmasebi, P. and Hezarkhani, A., 2012. "A hybrid neural networks-fuzzy logic-genetic algorithm for grade estimation." *Computers & Geosciences* 42: 18-27.

[11] فرخ نیا، آ.، مرید، س.، 1388، "تحلیل عدم قطعیت مدل‌های شبکه عصبی و نرو فازی در پیش‌بینی جریان رودخانه"، تحقیقات منابع آب ایران، دوره پنجم، شماره سوم.

[12] Zhang, X., Song, S., Li, J., Zhou, N., 2011. "LSSVR method of ore grade estimation in Solwara 1 region with missing data." *Journal of Central South University-china (Science and Technology)* 42(2): 148-155.

[13] شرکت مهندسی مشاورهای پارس اولنگ، "گزارش مطالعات زمین‌شناسی و عملیات اکتشافی محدوده مسجد داغی"، 1388

Performance Comparison of Estimators Based on Artificial Intelligence for Ore Grade Estimation in Masjed Daghi Copper Deposit

N. Valizadeh^{1*}, Y. Sharghi²

1- MSc. of Mining Engineering, Dept. of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Iran

2- Assistant Professor, Dept. of Mining Engineering, Sahand University of Technology, Iran

* Corresponding Author: n_valizadeh@sut.ac.ir

(Received: August 2013, Accepted: June 2015)

Abstract

The accurate estimation of ore grade plays an important role for the mine evaluation, planning and designing. According to some existing problems when using conventional methods such as Kriging for grade estimation of deposit. In this research, the performance of intelligent estimators such as multilayer perceptron neural network, adaptive neuro-fuzzy inference system and support vector regression were investigated for grade estimation in Masjeddaghy porphyry copper (gold) deposit located in East-Azerbaijan province. For this purpose since divided assay data achieved from 31 exploratory boreholes into training and test subsets, optimum structure and designing parameters value of the mentioned methods were determined by using the genetic algorithm and based on the training dataset. Finally the validation indicators calculated for estimation grades of testing dataset for used estimators. According to the results, support vector regression method showed higher generalization capability and computational efficiency in copper grade estimation. Also close and better results of this method than ordinary Kriging indicate that support vector regression method can be used as rapid, accurate approaches and better than other intelligent estimator for grade in same problems.

Keywords

grade estimation, support vector regression, intelligent methods, Masjeddaghy, ordinary kriging