مجله مهندسی مالی و مدیریت اوراق بهادار
شماره ششم / بهار ۱۳۹۰

توسعه روش هوش مصنوعی ماشین بُرداری پشتیبان در مدیریت ریسک و پیش‌بینی شاخص سودآوری پروژه های صنعتی و معدنی

حسین بدیعی[۱]
مهیار یوسفی[۲]
رئوف غلامی[۳]

تاریخ دریافت: ۸۹/۰۱/۱۶
تاریخ پذیرش: ۹۰/۰۳/۱۸

چکیده

در سال‌های اخیر روش‌های هوش مصنوعی با نشان دادن قابلیت‌های خود در حل مشکلات مختلف، توجه بسیاری از محققین را به خود جلب نموده‌اند. ماشین بُرداری پشتیبان یکی از این روش‌های هوش مصنوعی است که از قابلیت بالایی در پیش بینی و طبقه بندی داده ها برخوردار است. در همین راستا، مقاله حاضر با هدف استفاده توام از شبیه سازی و هوش مصنوعی، به کاربرد آنها در مدیریت و تحلیل ریسک فرآیند مالی سیستم‌های اقتصادی در شرایط غیر قطعی با نگرش ویژه به پیش بینی و شبیه سازی فرآیند مالی واحد صنعتی و معدنی گرانیت جاج استان خراسان جنوبی پرداخته است. مطالعه انجام شده نشان می‌دهد که اگر در بررسی فنی و اقتصادی سیستم های صنعتی و معدنی، به خصوص در مواردی که پارامترها مربوط به آینده هستند از تکنیک شبیه سازی در کنار ماشین بُرداری پشتیبان استفاده شود نتایج واقع‌بینانه تری به دست آمده و ریسک تصمیم‌گیری کاهش خواهد یافت.

واژه های کلیدی: مدیریت ریسک، شبیه سازی، هوش مصنوعی، ماشین بُرداری پشتیبان، مدیریت مالی، ارزش فعلی خالص.

[۱] مربی، عضو هیات علمی دانشگاه آزاد اسلامی واحد گرمسار (مسئول مکاتبات)
badieihossein@yahoo.com
[۲] دانشجوی دکتری دانشگاه صنعتی شاهرود، M.Yousefi.Eng@Gmail.Com
[۳] دانشجوی دکتری دانشگاه صنعتی شاهرود، Raoof.Gholami@Shahroodut.ac.ir

۱- مقدمه

پیش بینی پارامترهای غیرقطعی پروژه‌های سرمایه‌گذاری همواره با ریسک و خطا همراه است، بنابراین در صورت عدم به کارگیری یک روش مناسب، ممکن است یک پروژه اقتصادی، غیر اقتصادی و یک پروژه غیراقتصادی، اقتصادی تلقی شده و باعث هدر رفتن سرمایه و زمان گردد. بنابراین، لزوم پیش بینی و ارزیابی دقیق شاخص‌های اقتصادی احساس می‌گردد.تصمیم‌گیری در پروژه‌های سرمایه‌گذاری ممکن است تحت شرایط معین و معلوم و یا تحت شرایط احتمالی و غیرقطعی گرفته شود که در هر مورد روش‌هایی برای تجزیه و تحلیل و اخذ تصمیم وجود دارد[۱]. یکی از تصمیم‌هایی که یک مدیر باید اتخاذ کند، تصمیم گیری در مورد سرمایه گذاری بر روی پروژه ها و یا توسعه یک سیستم است. اینکه سرمایه گذاری در کدام پروژه ریسک کمتری را در بر خواهد داشت یکی از چالش-های مدیریتی است[۲]. از آنجا که در بررسی فنی و اقتصادی پروژه‌های سرمایه‌گذاری، پارامترهای مربوط به آینده نیز دخالت دارند بنابراین باید این متغیرها مورد پیش بینی قرار گیرند تا تغییرات آینده پارامترهای غیرقطعی نیز مورد توجه قرار گرفته و در محاسبات منظور گردد [۲]، [۳].روش‌های هوش مصنوعی از جمله روش‌هایی هستند که نتایج حاصله از آن‌ها از دقت و صحت بالایی برخوردار می‌باشد. روش ماشین بُرداری پشتیبان[۱] (SVM) یکی از روش‌هایی است که در سال‌های اخیر توسط متخصصین الکترونیک و هوش مصنوعی ارائه گردیده است. ماشین بُرداری پشتیبان یکی از روش های شناسایی الگو و طبقه بندی داده ها می‌باشد که از قدرت تعمیم‌دهی بالا و همچنین توانمندی خوبی در مقابله با نویز و کمبود داده ها برخوردار است. این روش با بررسی دقیق پارامترهای تاثیر گذار و تشکیل فضای بُرداری ویژه، پیش‌بینی دقیق تری را در خروجی مدل ارائه می‌دهد. با توجه به مشکلات موجود در طرح‌های توجیهی سرمایه‌گذاری صنعتی و معدنی که در آن‌ها بسیاری از پارامترها از قبیل قیمت فروش، حجم فروش و ... مرتبط به آینده و غیر قطعی بوده که در نهایت در شاخص سودآوری سرمایه‌گذاری نقش داشته و حتی می‌توانند یک پروژه سودآور را به یک پروژه غیر اقتصادی تبدیل کنند، استفاده از یک روش هوشمند مانند ماشین بُرداری پشتیبان الزامی به نظر می‌رسد.

یکی از روش‌های پیش بینی متغیرهای مربوط به آینده، شناسایی الگوی تغییرپذیری این پارامترهای دارای عدم قطعیت بوده که با تکیه بر الگوریتم های قدرتمند، با خطای کم

قابل اجراست. روش ماشین بُرداری پشتیبان یکی از روش‌هایی است که در سال‌های اخیر توسط متخصصین هوش مصنوعی ارائه گردیده است. این روش با بررسی دقیق پارامترهای تاثیر گذار و تشکیل فضای بُرداری ویژه، پیش‌بینی دقیق‌تری را در خروجی مدل ارائه می‌دهد. با توجه به مشکلات موجود در طرح‌های سرمایه‌گذاری که در آن‌ها بسیاری از پارامترها غیرقطعی می‌باشند، استفاده از روش های هوشمندی مانند ماشین بُرداری پشتیبان ضروری به نظر می‌رسد. این شبکه ها با تکیه بر درک پیچیدگی های موجود بین ورودی و خروجی یک سیستم می‌توانند نتایج قابل قبولی را ارائه نمایند. ماشین بُرداری پشتیبان یکی از روش های قدرتمند هوش مصنوعی است که در سال ۱۹۹۰ توسط ولادمیر وپنایک ارائه شده و قابلیت خود را در مسائل پیش بینی سیستم های غیرخطی به اثبات رسانیده است [۴]. نتایج نشان می‌دهد که این روش از قدرت تعمیم‌دهی بالا و همچنین توانمندی خوبی در مقابله با نویز و کمبود داده ها برخوردار است [۵]، [۶]، [۷] [۸]. در مطالعه حاضر، امکان استفاده از تلفیق نتایج شبیه سازی و روش ماشین بُرداری پشتیبان در حالت عدم قطعیت به منظور مدیریت ریسک و پیش بینی شاخص سودآوری پروژه‌های سرمایه گذاری صنعتی و معدنی با نگرش ویژه به بررسی و تحلیل فرآیند مالی واحد صنعتی معدنی گرانیت جاج استان خراسان جنوبی، شبیه سازی و پیش بینی آینده اقتصادی آن به منظور تحلیل ریسک، به عنوان یک مطالعه موردی بررسی می‌شود. با در نظر گرفتن این شرایط در واقع به دو سوال ۱) چگونه می‌توان از روش ماشین‌بُرداری به عنوان یک روش بهبود یافته در پیش بینی پارامترهای غیرقطعی سیستم‌های اقتصادی و شاخص‌های سودآوری نظیر ارزش خالص فعلی استفاده کرد؟ و ۲) آیا این روش می‌تواند به خوبی میزان ارزش خالص فعلی را پیش‌بینی نماید؟ جواب داده شده است.

۲- مبانی نظری

۲-۱- ماشین بُرداری پشتیبان

در مبحث شناسایی الگو، الگوریتم ماشین بُرداری پشتیبان، توابع تصمیم گیری غیرخطی را از طریق طبقه بندی کننده ای که قادر است داده ها را در فضای بالا تر دسته بندی نماید، می‌سازد. برای تعمیم الگوریتم SVM به تخمین‌های رگرسیونی، یک حاشیه مشابه در فضای مقادیر هدف (y) توسط تابع جریمه وپنایک[۲] (ε) ساخته می‌شود.

$$-f(x)\big|_{\varepsilon} := \max\{0, |y - f(x)| - \varepsilon\} \quad (۱)$$

با توجه به شرایط بیان شده، برای تخمین یک رگرسیون گر خطی معادله ۲ وجود دارد

$$f(x) = (w.x) + b \quad (۲)$$

که با در نظر گرفتن دقت و خطای مدل می‌توان نوشت

$$\frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{m}|y - f(x)|_{\varepsilon} \quad (۳)$$

و با توجه به محدودیت های موجود برای مسئله بیان شده، وجود دارد

$$L(w, \xi, \xi') = \frac{1}{2}\|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{N}(\xi_i + \xi_i') \quad (۴)$$

$$\text{Subject to } \begin{cases} y_i - w^T x - b \le \xi_i + \varepsilon & (۵) \\ y_i + w^T x + b \le \xi_i' + \varepsilon & (۶) \\ \xi_i, \xi_i', x_i \ge 0 & (۷) \end{cases}$$

این معادلات برای تمامی مقادیر i = 1,...,m برقرار است. باید توجه داشت که بر اساس معادلات ۵ و ۶ هر خطایی کمتر از ε به مقادیر غیر صفر ξi و ξ_i' نیازی ندارد و در تابع هدف معادله ۴ جای نمی‌گیرد. با در نظر گرفتن تابع لاگرانژ برای حل مسئله بهینه سازی فوق، معادله ۴ به حالت مسئله ۸ تبدیل می‌شود. در این حالت سعی می‌شود تا تابع معادله ۸ بیشینه گردد.

$$\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(\alpha_i - \alpha_i')x_i^T x_j(\alpha_i - \alpha_j') + \sum_{i=1}^{N}((\alpha_i - \alpha_i')y_i - (\alpha_i + \alpha_i')\varepsilon) \quad (۸)$$

$$\text{Subject to } 0 \le (\alpha_i - \alpha_i') \le C \quad (۹)$$

که در این شرایط، xi تنها در فرآیند ضرب داخلی ظاهر می‌شود. جهت نشان دادن بهتر داده‌ها، می‌توان داده‌ها را به فضای بالاتر که به فضای ویژگی (فضای هیلبرت) معروف است، انتقال داد که در این حالت جابجایی معادله ۱۰ اتفاق می‌افتد.

$$x_i.x_j \to \varphi(x_i).\varphi(x_j) \quad (۱۰)$$

در این شرایط، مقدار $\varphi(xi)$ به خوبی از طریق به کارگیری یک کرنـل مناسـب کـه در فضای بالا به طبقه‌بندی داده‌ها می‌پردازد، معرفی می‌شود در حالی که فضـای ورودی هنـوز در حالت غیرخطی حضور دارد. بنابراین، داده هایی کـه در فضـای ورودی قابـل جداسـازی نیستند، در فضای هیلبرت از طریق یک کرنل مناسب ماننـد کرنـل گوسـین (RBF) قابـل جداسازی خواهند شد. این کرنل به صورت معادله ۱۱ می‌باشد.

$$k(x_i, x_j) = e^{-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2} \qquad (۱۱)$$

با توجه به شرایط بیان شده، تخمین رگرسیون به صورت رابطه ۱۲ بیان خواهد شد.

$$_i = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(\alpha_i - \alpha_i')\varphi(x_i)^T \varphi(x_j) + b = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}(\alpha_i - \alpha_i')K(x_i, x_j) + b \qquad (۱۲)$$

که در این رابطه، b از طریق در نظـر گـرفتن رابطـه (۵) و (۶) محاسـبه مـی‌شـود.ایـن معادله معادله اساسی ماشین بُرداری پشتیبان در فرآیند پیش بینی داده هـا مـی‌باشـد[۹]، [۱۰]، [۱۱]، [۱۲]، [۱۴]، [۱۵].

۲-۲- شبیه سازی و برآورد مالی سیستم های اقتصادی

شبیه سازی ایجاد مدلی با استفاده از رابطه های ریاضی و منطقی از یک سیستم واقعی است که گذشت زمان و تغییرات پارامترهای سیستم مربوطه را در نظر گرفته و بـه بررسـی آن به منظور دستیابی به نتیجه گیری هایی در مورد اجزای سیستم واقعـی مـی‌پـردازد[۱]. در این حالت با گذشت زمان و تغییر پارامترها، رفتار سیستم به کمـک مـدل شـبیه سـازی شده از آن بررسی می‌شود. هدف از شبیه سازی مدل، ارزیابی یک تابع هدف به ازای مقادیر مختلف متغیرهای ورودی است. در شبیه سازی خروجی به نـوع تـابع هـدف اسـت نـه بـه صورت یک عدد بلکه به صورت یک دامنه از اعداد که خود می‌توانند بـه صـورت یـک تـابع توزیع باشد. دلایل استفاده از شبیه سازی را می‌توان در ۱) مدل‌های ریاضی پیچیده هستند و حل آن‌ها در بسیاری از مواقع غیر ممکن است مگر اینکه با فرضیات حل شـوند. ۲) مـدل دارای پارامتر تصادفی دارای حل پیچیده است. ۳) وجود نرم افزارهـای قـوی و کامپیوترهـا باعث عمومیت و راحتی شبیه سازی شده است. ۴) مدل های ریاضی معمولا" سیستم را به حالت پایدار در نظر می‌گیرند، دانست[۱۶].

در برآورد مالی سیستم های اقتصادی نیز که بسیاری از پارامترها مربوط به آینده می‌باشند و باید پیش بینی شوند، [۱] شبیه سازی بهترین روش برای تخمین پارامتر مورد نظر است تا خطا به حداقل رسیده و ریسک کاهش یابد. در این مورد استفاده از اطلاعات گذشته و حال می‌تواند به عنوان مبنایی برای تخمین و پیش بینی آینده قرار گیرد[۱۷]. به عنوان مثال می‌توان به میزان تقاضا برای تولید در آینده یا نرخ بازگشت سرمایه گذاری یا میزان ارزش خالص فعلی سرمایه گذاری اشاره کرد که آن ها پارامترهای غیرقطعی به عنوان یک متغیر تصادفی توسط یک تابع توزیع احتمالی تشریح می‌شوند [۱۸]، [۱۹]. بنابراین عدم قطعیت در هر یک از متغیرهای پروژه، نه به صورت یک عدد ثابت، بلکه به صورت یک تابع توزیع احتمالی، در هریک از سلول های جدول برآورد مالی قرار می‌گیرد و ارزیابی ریسک همراه با مقادیر مورد انتظار قابل محاسبه خواهد بود.

۳- الگوریتم اجرای تحقیق

۳-۱- فرآیند مالی واحد صنعتی جاج و ارزش خالص فعلی سرمایه گذاری آن در حالت قطعی

جدول ۱. جریان نقدینگی واحد صنعتی جاج (جدول D.C.F)

سال	تولید سالیانه (تن)	ارزش فروش هر تن	...	درآمد مشمول مالیات	...	نقد رسیده	...	نقد رفته	جریان نقدینگی
۰	۰	۰	...	۰	...	۰	...	۲۵۶۱۲۴۷	-۲۵۶۱۲۴۷
۱	۵۰۰۰۰	۵۵	...	۵۵۰۱۲۲	...	۸۴۹۷۳۳,۴	...	۰	۸۴۹۷۳۳,۴
۲	۵۰۰۰۰	۶۶	...	۸۸۴۵۴۳,۸۴	...	۹۸۱۴۰۶,۸۴۸	...	۰	۹۸۱۴۰۶,۸۵
۳	۵۰۰۰۰	۷۹,۲	...	۱۲۳۹۷۶۲	...	۱۱۵۳۲۴۱,۳۹	...	۰	۱۱۵۳۲۴۱,۴
۴	۵۰۰۰۰	۹۵,۰۴	...	۱۶۳۱۵۱۵,۴	...	۱۳۶۹۷۹۵,۳۷۶	...	۰	۱۳۶۹۷۹۵,۴

۵	۵۰۰۰۰	۱۱۴,۰۴۸	...	۲۰۷۵۷۶۰	...	۱۶۳۷۴۱۷,۹۹۱	۰	۱۶۳۷۴۱۸
۶	۵۰۰۰۰	۱۳۶,۸۵۶۷	...	۲۵۸۹۴۵۸	...	۱۹۶۴۳۸۳,۷۸۵	۵۰۰۰۰	۱۹۱۴۳۸۳,۸
۷	۵۰۰۰۰	۱۶۴,۲۲۹۱	...	۳۱۹۱۳۳۴	...	۲۳۶۱۱۱۱,۲۵	۰	۲۳۶۱۱۱۱,۳
۸	۵۰۰۰۰	۱۹۷,۰۷۴۹۴	...	۳۹۰۲۶۴۰,۵	...	۲۸۴۰۴۶۷,۵۸۱	۰	۲۸۴۰۴۶۷,۶
۹	۵۰۰۰۰	۲۳۶,۴۸۹۹۳	...	۴۷۴۷۹۷۲,۳	...	۳۴۱۸۱۶۵,۹۸۴	۰	۳۴۱۸۱۶۶
۱۰	۵۰۰۰۰	۲۸۳,۷۸۷۹۱	...	۵۷۵۶۱۶۴,۱	...	۴۱۱۳۲۶۵,۹۶۹	۰	۴۱۱۳۲۶۶
۱۱	۵۰۰۰۰	۳۴۰,۵۴۵۵۰	...	۶۹۶۱۳۱۰,۲	...	۴۹۴۸۷۹۱,۱۸۸	۰	۴۹۴۸۷۹۱,۲
۱۲	۵۰۰۰۰	۴۰۸,۶۵۴۶۰۳	...	۸۴۰۳۹۴۴	...	۵۹۵۲۴۸۳,۹۰۳	۰	۵۹۵۲۴۸۳,۹

واحد صنعتی جاج در شهرستان سربیشه استان خراسان جنوبی واقع است. در بررسی فنی و اقتصادی این واحد صنعتی در حالت قطعی ابتدا با توجه به میزان تولید سالیانه در نظر گرفته شده، هزینه های سالیانه، قیمت فروش و سایر پارامترهای فرآیند مالی ارزش خالص فعلی و نرخ بازگشت سرمایه محاسبه شده تا در نهایت با نتایج شبیه سازی و پیش بینی مقایسه گردد. در جدول شماره ۱ جریان نقدینگی مربوطه نشان داده شده است.

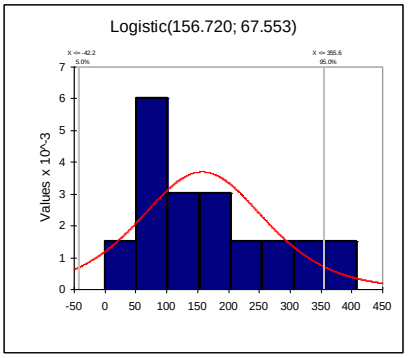
همان طور که در جدول شماره ۱ مشاهده می‌شود جریان نقدینگی در ستون آخر قید شده و پارامترهایی از قبیل میزان تولید سالیانه، ارزش فروش و هزینه های جاری سالیانه برای تمام سال ها برابر فرض شده است. به هر حال با توجه به ردیف جریان نقدینگی و در نظر گرفتن حداقل نرخ جذب کننده ۲۵٪ میزان ارزش خالص فعلی برابر ۵۰۴۳۷۲۹۰۲ ریال محاسبه گردید. همچنین میزان نرخ بازگشت سرمایه[۳] در این حالت برابر ۳۱٪ به دست آمد.

۳-۲- پارامترهای غیر قطعی فرآیند مالی واحد صنعتی جاج

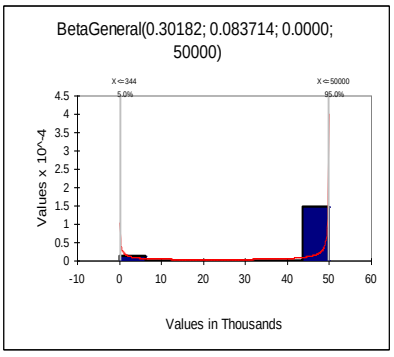
در بررسی واحد صنعتی جاج پس از مطالعه و بررسی پارامترهای فرآیند مالی، متغیرهای غیر قطعی، تورم میزان تولید و قیمت فروش تشخیص داده شدند. به منظور پیش بینی این پارامترها و به دست آوردن توابع توزیع مربوطه سعی شد تا از اطلاعات ۱۲ سال گذشته استفاده شود. با توجه به اطلاعات سال های مندرج در جدول ۱ و رسم هیستوگرام فراوانی و همچنین برازش منحنی توزیع برای هر یک از متغیرهای میزان تولید سالیانه و قیمت فروش، تابع توزیع مربوطه به ترتیب به صورت زیر به دست آمد. این توابع به همراه توزیع مربوطه در شکل های ۲ و ۳ نشان داده شده اند.

Logistic (156.720; 67.553)

و RiskBetaGeneral (0.3082; 0.083714; 0.0000; 50000)



شکل ۲. تابع توزیع مربوط به قیمت فروش



شکل ۳. تابع توزیع مربوط به تولید سالیانه

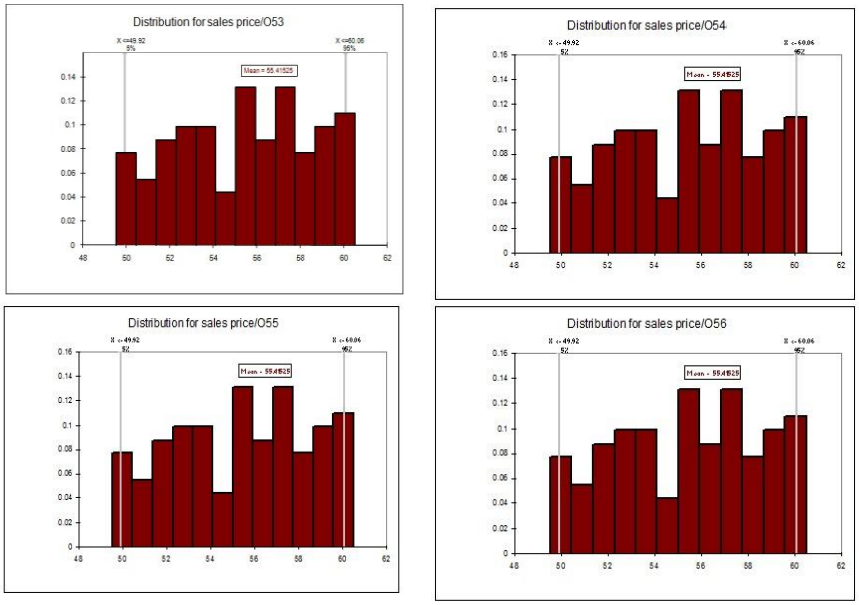
پس از این مرحله در جدول شماره ۱ به جای قرار دادن اعداد ثابت، برای میزان تولید و قیمت فروش در سلول های مربوطه، توابع توزیع به دست آمده جاگذاری شد.

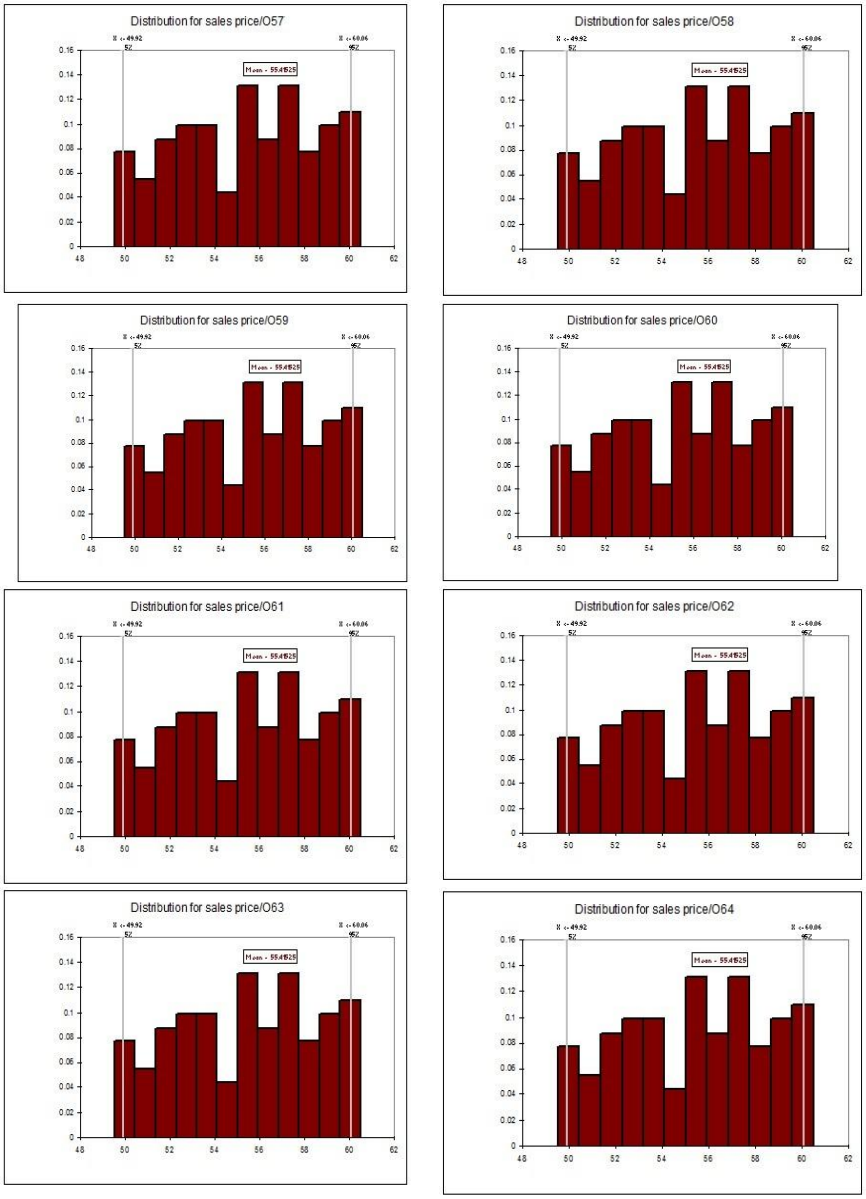
۳-۳- شبیه سازی فرآیند مالی واحد صنعتی جاج

به منظور اجرای شبیه سازی و بررسی تغییرات ارزش خالص فعلی، با توجه به تغییرات پارامترهای ورودی در آینده، باید بر اساس توابع توزیع به دست آمده، برای هر یک از پارامترهای غیرقطعی اعداد تصادفی تولید نمود. بنابراین با تولید اعداد تصادفی می‌توان تغییرپذیری ارزش خالص فعلی را براساس تغییرات تورم، میزان تولید و قیمت فروش بررسی کرد. در این حالت در هر بار نمونه گیری مشاهده می‌شود که تولید اعداد تصادفی

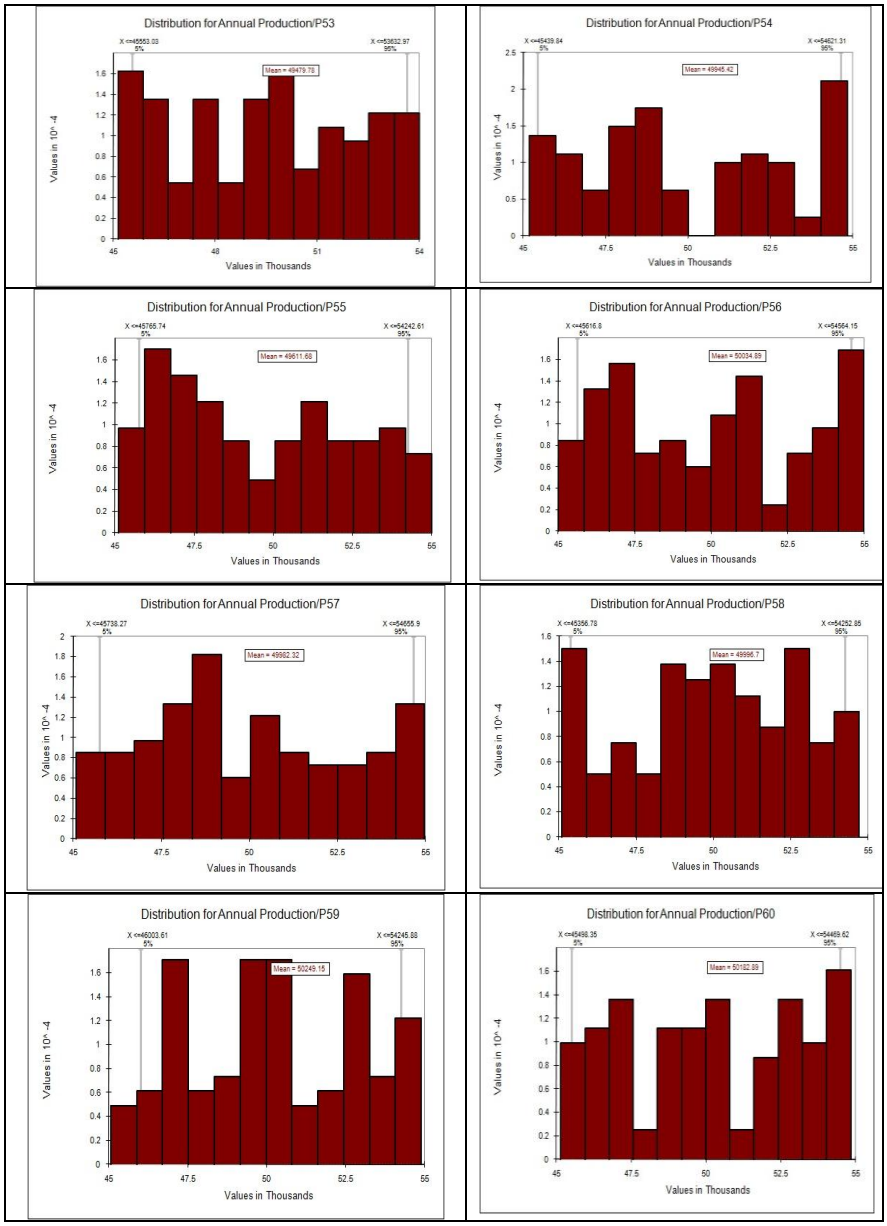
برای پارامترهای غیرقطعی تکرار شده و از آنجایی که سلول‌های جدول جریان نقدینگی به هم وابسته هستند، براساس اعداد جدید ارزش خالص فعلی دوباره محاسبه خواهد شد. در مورد فرآیند مالی واحد صنعتی جاج پس از وارد کردن توابع توزیع ابتدا سلول های دارای عدم قطعیت به عنوان ورودی های شبیه سازی انتخاب شدند سپس سلول مشخصه مقدار ارزش خالص فعلی به عنوان خروجی شبیه سازی انتخاب گردید. پس از مشخص نمودن سلول های ورودی و خروجی به منظور اجرای شبیه سازی ۱۰۰ تکرار برای ۱ بار شبیه سازی در نظر گرفته شد با انجام این محاسبات ۱۰۰ مقدار برای ارزش خالص فعلی (با توجه به ۱۰۰ بار نمونه گیری تصادفی از سلول های دارای عدم قطعیت با استفاده از توابع توزیع مربوطه) به دست آمد. در شکل ۴ و ۵ به ترتیب توابع توزیع مربوط به پارامترهای قیمت فروش و ارزش خالص فعلی که پس از ۱۰۰ بار تولید عدد تصادفی به دست آمده اند، نشان داده شده است.

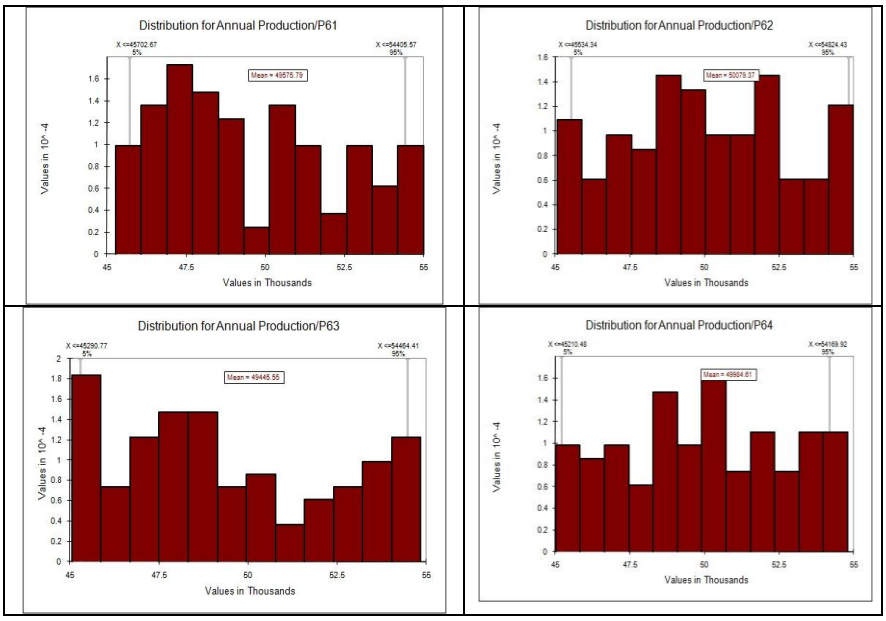
شکل ۴: هیستوگرام توزیع فراوانی قیمت فروش بر اساس ۱۰۰ بار تکرار عدد تصادفی



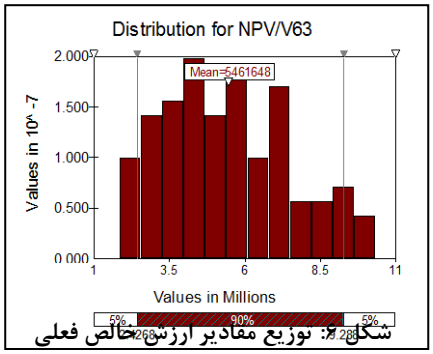


شکل ۵: هیستوگرام توزیع فراوانی تولید سالیانه بر اساس ۱۰۰ بار تکرار عدد تصادفی

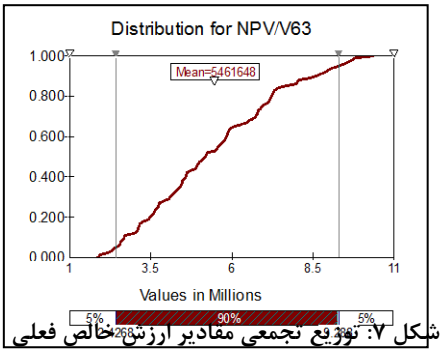

Distribution for Annual Production/P53
Mean = 49479.78
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P54
Mean = 49945.42
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P55
Mean = 49611.68
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P56
Mean = 50034.89
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P57
Mean = 49992.32
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P58
Mean = 49996.7
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P59
Mean = 50249.15
Values in Thousands
Distribution for Annual Production/P60
Mean = 50182.89
Values in Thousands



در نهایت با توجه به مقادیر به دست آمده، هیستوگرام مربوط به ارزش خالص فعلی رسم گردید. در شکل ۶ هیستوگرام توزیع مقادیر ارزش خالص فعلی مربوط به خروجی سیستم شبیه سازی شده و در شکل ۷ توزیع تجمعی آن نشان داده شده است.



شکل ۶: توزیع مقادیر ارزش خالص فعلی



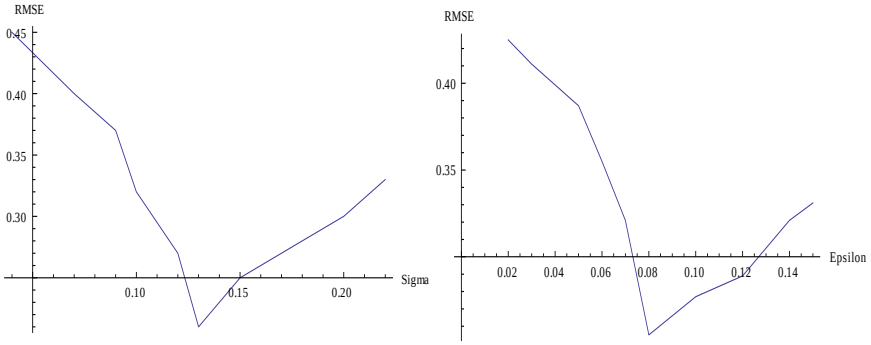
شکل ۷: توزیع تجمعی مقادیر ارزش خالص فعلی

همان‌طور که در نمودارهای شکل های ۶ و ۷ مشاهده می‌شود روند تغییرات ارزش خالص فعلی برای ۱۰۰ بار نمونه گیری قابل بررسی است. با رسم هیستوگرام فراوانی و جدول مربوط به پارامترهای آماری برای مجموعه تکرارها، می‌توان درصد مواقعی را که ارزش خالص فعلی مقادیر مختلفی را به خود می‌گیرد مشاهده نمود و حتی درصد مواقعی را که ارزش خالص فعلی منفی می‌شود را بررسی کرد و با توجه به نتایج آن در تصمیم گیری برای اجرای پروژه یا عدم اجرای آن دقت لازم را به عمل آورد. با توجه به مطالعه موردی صورت گرفته در جدول جریان نقدینگی واحد صنعتی- معدنی گرانیت جاج، طبق نمودارها و جداول به دست آمده مشاهده می شود که هیچ گاه مقدار ارزش خالص فعلی منفی نخواهد شد. با انجام اعمال فوق در واقع این سیستم برای ۱۰۰ بار تکرار (۱۰۰ حالت ممکن پیش بینی شده برای آینده) شبیه سازی شده است. نتایج شبیه سازی نسبت به پارامترهای ورودی حساس هستند. مثلاً اگر در مدل فوق توزیع تولید یا هزینه تغییر کند ممکن است در خروجی، ارزش خالص فعلی به نحو بارزی تغییر نشان دهد. بنابراین باید در مورد نحوه تغییرات ورودی ها در یک سیستم دقت لازم به عمل آید تا بهترین توزیع برای ورودی در نظر گرفته شود. همان طور که قبلا نیز به این نکته اشاره شد با توجه به داده های تنها ۱۲ ساله این واحد صنعتی، توزیعات برازش شده بهترین برازش های ممکن هستند.

۴- نتایج تحقیق حاصل از پیاده سازی ماشین بُرداری پشتیبان

در فرآیند پیش بینی ارزش خالص فعلی که در مطالعه حاضر بر اساس دو معیار قیمت فروش و تولید سالیانه می‌باشد از ۱۰۰ داده حاصل از شبیه سازی برای پارامترهای فوق استفاده شد. در واقع، ارزش خالص فعلی به عنوان مقدار خروجی و قیمت فروش و تولید سالیانه به عنوان پارامترهای ورودی در نظر گرفته شدند. در این راستا، ۷۰ داده به صورت تصادفی به فرآیند آموزش و ۳۰ داده به فرآیند آزمون اختصاص داده شدند. فرآیند تعیین اعتبار نیز بر اساس روش یکی خارج۴ (LOO) صورت گرفت زیرا این نوع از تعیین اعتبار هیچ گونه بایاسی را به مدل سازی تحمیل نمی‌کند [۲۰]. از آنجا که ماشین بُرداری غیرخطی برای مدل‌سازی و پیش بینی در نظر گرفته شد، انتخاب یک کرنل مناسب برای پیاده سازی لازم به نظر می‌رسد. در این راستا بر اساس مطالعات انجام شد، کرنل گوسین

(معادله ۱۱) به عنوان بهترین کرنل برای مدل سازی انتخاب شد که توسط بسیاری از محققین به عنوان بهترین کرنل برای فرآیند پیش بینی معرفی شده است [۲۱]، [۲۲]. برای مشخص نمودن پارامتر سیگمای کرنل گوسین و پارامتر جریمه ε برای مشخص کردن مرزی های مدل پیش بینی شده از روش تعیین اعتبار LOO استفاده شد. نتایج این بررسی در شکل ۸ نشان داده شده است.

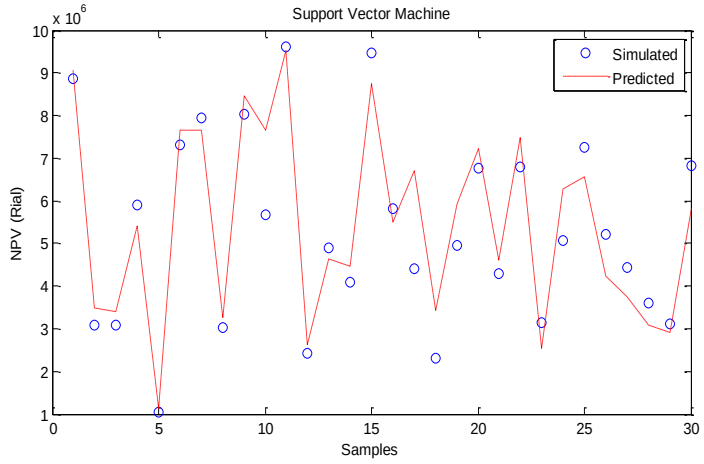


شکل ۸- مقادیر مختلف پارامتر ε در برابر خطا (سمت راست) و سیگما در برابر خطا (سمت چپ) در فرآیند تعیین اعتبار

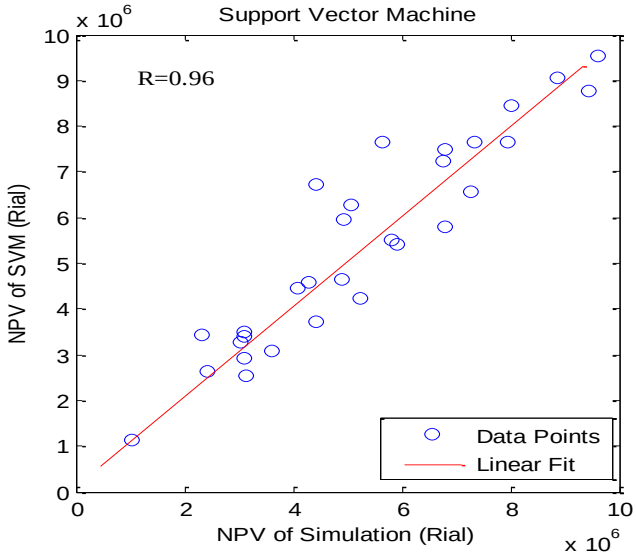
همانطور که مشاهده می‌شود مقدار ۰,۱۳ و ۰,۰۸ به ترتیب بهترین مقادیر برای پارامترهای سیگما و ε می‌باشند. با توجه به پارامترهای مشخص شده، ماشین بُرداری پشتیبان پیاده سازی و اجرا گردید. جدول ۲ نتایج ماشین بُرداری پشتیبان را با مقادیر واقعی ارزش خالص فعلی مقایسه کرده است. علاوه بر این، شکل های ۹ و ۱۰ دقت و عملکرد ماشین بُرداری پشتیبان را در فرآیند پیش بینی ارزش خالص فعلی نشان می‌دهد.

جدول ۲: مقایسه نتایج ارزش خالص فعلی حاصل از شبیه سازی و ماشین بُرداری پشتیبان

مقادیر ارزش خالص پیش بینی شده توسط ماشین بُرداری پشتیبان	مقادیر ارزش خالص فعلی حاصل از شبیه سازی	مقادیر ارزش خالص پیش بینی شده توسط ماشین بُرداری پشتیبان	مقادیر ارزش خالص فعلی حاصل از شبیه سازی
۸۷۵۴۳۱۴	۹۴۵۴۷۱۲	۹۰۷۲۱۹۵	۸۸۷۲۲۳۴
۵۵۱۴۹۸۹	۵۸۰۵۶۹۵	۳۴۹۶۷۷۹	۳۰۹۶۸۰۷
۶۷۲۰۱۲۸	۴۴۲۱۱۳۹	۳۳۹۰۳۹۸	۳۰۹۰۴۱۷
۳۴۲۰۲۳۴	۲۳۲۰۲۴۱	۵۴۰۹۰۴۷	۵۹۰۹۰۵۴
۵۹۴۴۵۲۷	۴۹۳۳۴۳۱	۱۱۳۳۹۷۶	۱۰۳۳۹۹۹
۷۲۳۱۹۹۷	۶۷۶۵۷۶۵	۷۶۴۳۷۹۹	۷۳۲۳۸۲۲
۴۵۹۵۷۸۷	۴۲۸۴۴۷۵	۷۶۵۶۸۰۲	۷۹۵۶۸۳۲
۷۴۹۸۱۷۰	۶۷۷۸۱۵۰	۳۲۶۴۹۰۱	۳۰۲۴۸۸۳
۲۵۳۱۳۳۰	۳۱۴۴۱۲۲	۸۴۵۲۳۴۵	۸۰۳۲۳۵۷
۶۲۶۳۱۱۳	۵۰۵۳۲۲۱۴	۷۶۵۸۵۹۸	۵۶۵۸۶۱۹
۶۵۶۰۳۳۷	۷۲۵۷۲۷۹	۹۵۲۱۰۹۹	۹۶۰۱۱۰۴
۳۷۳۵۹۹۶	۴۴۳۵۶۷۸	۴۶۵۱۱۵۱	۴۹۰۱۱۶۱
۳۰۹۳۶۴۹	۳۵۹۳۳۵۶	۴۴۵۴۱۲۱	۴۰۸۴۱۵۱



شکل ۹: عملکرد ماشین بُرداری پشتیبان در پیش بینی ارزش خالص فعلی واحد صنعتی و معدنی جاج



شکل ۱۰: ضریب همبستگی بین ارزش خالص فعلی شبیه‌سازی و پیش بینی شده توسط ماشین بُرداری پشتیبان

همان طور که در شکل ۱۰ مشاهده می‌شود، همبستگی مناسبی میان ارزش خالص فعلی حاصل از شبیه سازی و ارزش خالص فعلی حاصل از شبیه سازی با ماشین بُرداری پشتیبان وجود دارد. در واقع درجه همبستگی میان این دو به ۰,۹۶ می‌رسد که نشان دهنده توانایی ماشین بُرداری پشتیبان است. محاسبه جذر میانگین مربعات خطا[5] (RMSE) پیش بینی ماشین بُرداری پشتیبان نیز برابر ۳۲,۲ گردید که حاکی از میزان خطای کم در برآورد ارزش خالص فعلی است. علاوه بر موارد فوق ماشین بُرداری پشتیبان این پیش بینی را در زمان کمی انجام داد که عموما شبکه های عصبی دیگر مانند شبکه عصبی بازگشتی از این امکان برخوردار نیستند. تمامی موارد فوق قابلیت ماشین بُرداری پشتیبان را در پیش بینی ارزش خالص فعلی به اثبات می‌رساند.

۵- نتیجه گیری و بحث

تصمیم گیری در شرایط مختلف زمانی و در برخورد با موقعیت های مختلف، خصوصا در مواردی که چندین گزینه دارای متغیرهای غیر قطعی در تصمیم گیری وجود داشته باشد باید با دقت کافی همراه باشد تا با اخذ تصمیم بهینه، ریسک نتایج حاصل از تصمیم گیری به حداقل برسد. در چنین شرایطی با استفاده از روش های شبیه سازی، مدیریت ریسک و تصمیم گیری تحت شرایط غیر قطعی قابل اجراست. اما از آنجایی که این مدل ها رفتار سیستم را با در اختیار داشتن داده های محدود بررسی می‌کنند، به منظور کسب نتایج با اطمینان بالاتر، با استفاده از روش های قدرتمند هوش مصنوعی مانند ماشین بُرداری پشتیبان در کنار فرآیند شبیه سازی می‌توان صحت نتایج به دست آمده را بررسی نمود. نتایج مطالعه حاضر نشان می‌دهد که ماشین بُرداری پشتیبان در کنار استفاده از داده های تولید شده توسط فرآیند شبیه سازی می‌تواند پیش بینی ارزش خالص فعلی را به صورت مطلوبی انجام دهد، بنابراین با اطمینان بسیار زیادی از سود آوری پروژه می‌توان آن را اجرا نمود. با توجه به بررسی های انجام شده در مطالعه حاضر پیشنهاد می‌شود که در بررسی فنی و اقتصادی و برآورد مالی سیستم های سرمایه گذاری و اقتصادی، به خصوص در مواردی که پارامترها مربوط به آینده هستند از کاربرد توام تکنیک شبیه سازی و هوش مصنوعی استفاده شود تا پویایی سیستم مدل سازی شده حفظ و نتایج واقعبینانه تری به دست آید. در مطالعه حاضر با اجرای روش هوش مصنوعی ماشین بُرداری پشتیبان و مطالعه نتایج به دست آمده، مشاهده می‌شود که خروجی مدل شبیه‌سازی تائید شده و پیش‌بینی ارزش خالص فعلی به عنوان مهمترین شاخص سنجش سودآوری، به نحو مطلوبی صورت گرفته است.

فهرست منابع

[1] Aven, T. (2003). Foundations of RISK Analysis. John Wiley & Sons. Ltd

[2] Liefly, F., (1997). Approaches to risk and uncertainty in the appraisal of new technology capital project. Elsevier Science Inc, 53:21-33

[3] Palisade corporation. (1994). Risk Analysis and Simulation Add-In for Microsoft Excel or Lotus 1- 2- 3, Windows Version- Release 3. User's Guide.

[4] Behzad, M., Asghari, K., Morteza E., and Palhang M. (2009). Generalization performance of support vector machines and neural networks in run off modeling. Elsevier, Expert Systems with Applications 36, 7624–7629.

[5] Cristianini, N., and Shawe-Taylor, J. (2000). An Introduction to Support Vector Machines (and other kernel-based learning methods). Cambridge University Press, UK.
[6] Martinez-Ramon, M., and Cristodoulou, Ch.(2006). Support Vector Machines for Antenna Array Processing and Electromagnetic. Universidad Carlos III de Madrid, Spain, Morgan & Claypool, USA
[7] Steinwart, I. (2008). Support Vector Machines. Los Alamos National Laboratory, information Sciences Group (CCS-3), Springer
[8] Wang, L. (2005). Support Vector Machines: Theory and Applications, Nanyang Technological University, School of Electrical & Electronic Engineering, Springer Berlin Heidelberg New York.
[9] Agarwala S., Vijaya Saradhib V., and Karnick H. (2008). Kernel-based online machine learning and support vector reduction, Neurocomputing 71, pp 1230–1237
[10] Chih-Hung W., Gwo-Hshiung T., and Rong-Ho L. (2009). A Novel hybrid genetic algorithm for kernel function and parameter optimization in support vector regression, Expert Systems with Applications 36, pp 4725–4735
[11] Eryarsoy E., Koehler, Gary J., and Aytug H. (2009). Using domain-specific knowledge in generalization error bounds for support vector machine learning, Decision Support Systems 46, pp 481–491.
[12] Gunn S.R. (1997). Support vector machines for classification and regression, Technical Report, Image Speech and Intelligent Systems Research Group, University of Southampton, Southampton, UK.
[13] Han D., and Cluckie, I. (2004). Support vector machines identification for runoff modeling. In S. Y. Liong, K. K. Phoon, & V., Babovic, (Eds.), Proceedings of the sixth international conference on hydroinformatics, June, Singapore (pp. 21–24).
[14] Hwei-Jen L., and Jih Pin Y. (2009). Optimal reduction of solutions for support vector machines, Applied Mathematics and Computation 214, pp 329–335.
[15] Lia Q., Licheng J., and Yingjuan H. (2007). Adaptive simplification of solution for support vector machine, Pattern Recognition 40, pp 972 – 980.
[16] Carlson, T. R., J. D. Erickson, D. T. O'Brain & M. T. Pana. (1966). Computer techniques in mine planning. Mining Engineering.Vol. 18. No. 5.
[17] Slater, Stanley F., Venkateshwar K. Reddy &Thomas J. Zwirlein.(1998). Evaluating Strategic Investments. Elsevier Science Inc, 27:447-458
[18]Samis, Michael., Graham A. Davis, David. Laughton &Richard. Poulin. (2006). valuing uncertain asset cash flows when there are no options: A real options approach. Elsevier Science Inc, 30:285-298
[19] Ramasesh, Ranga., V. Jayakumar & D. Maliyakal.(1996). Inclusion of flexibility benefits in discounted cash flow analysis for investment evaluation: a simulation / optimization model. Elsevier Science Inc, 44:124-141
[20] John C P. (1998). Sequential Minimal Optimization: a Fast Algorithm for Training Support Vector Machines. MSRTR: Microsoft Research.

[21] Dibike, Y. B., Velickov, S., Solomatine, D., and Abbott, M. B. (2001). Model Induction with support vector machines: Introduction and Application. Journal of Computing in Civil Engineering, 15(3), 208–216.
[22] Quang-Anh, T., Xing L., and Haixin D. (2005). Efficient performance estimate for one-class support vector machine, Pattern Recognition Letters 26, pp1174–1182.

یادداشتها

[1] Support Vector Machine
[2] - Vapnik's ε-insensitive loss function
[3] IRR
[4] Leave One Out (LOO)
[5]- Root Mean Square Error