

ارائه مدلی بر مبنای شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها به منظور بهینه‌سازی روش تاگوچی چندپاسخه در حالت عدم قطعیت داده‌ها

هاشم عمرانی^{۱*}، سمیرا فولادی^۲، فاطمه خیراللهی^۲

۱. دانشیار مهندسی صنایع دانشگاه صنعتی ارومیه

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد دانشگاه صنعتی ارومیه

(تاریخ دریافت: ۹۵/۰۱/۱۷، تاریخ دریافت روایت اصلاح‌شده: ۹۶/۱۲/۰۳، تاریخ تصویب: ۹۶/۱۲/۱۰)

چکیده

تاگوچی روشی متداول برای کنترل کیفیت در حالت برون‌خطی به‌شمار می‌آید و درصدد طراحی پارامتر و انتخاب بهترین سطح پارامترها برای طراحی بهتر فرایند تولید محصولات باکیفیت است. از معایب این روش، تک‌پاسخه‌بودن آن است. در دنیای واقعی بیشتر مسائل با چند شاخصه کیفی روبه‌رو هستند؛ از این‌رو روش مذکور برای بهینه‌سازی مسائل چندپاسخه مناسب نیست و برای این مقوله به روش مهندسی و بهینه‌سازی برای قضاوت درمورد انتخاب بهترین ترکیب پارامترها نیاز است. از سوی دیگر، به‌دلیل برخی عوامل کنترل‌نشده یا امکان‌ناپذیربودن شرایط آزمایشی، تنها برخی آزمایش‌ها در عمل انجام می‌شود و بسیاری از آن‌ها بدون بررسی باقی می‌ماند. در این مقاله، برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی آزمایش‌های باقی‌مانده، از شبکه عصبی پس‌خور استفاده شد. برای حل مشکل تک‌پاسخه‌بودن روش تاگوچی نیز مدل تحلیل پوششی داده‌ها کاربرد داشت. از آنجا که نتایج شبکه عصبی با عدم قطعیت همراه است، مدل تحلیل پوششی داده‌ها با اعداد خاکستری کاربرد دارد. برای اجرای این رویکرد و به‌منظور شناسایی عوامل مؤثر بر ویژگی‌های سایشی ماده کامپوزیتی PBT، ترکیبی از روش تاگوچی، شبکه عصبی و تحلیل پوششی داده‌ها در حالت قطعیت و عدم قطعیت بررسی و نتایج مدنظر تحلیل شد.

واژه‌های کلیدی: اعداد خاکستری، تحلیل پوششی داده‌ها، روش تاگوچی، شبکه عصبی، طراحی آزمایش‌ها.

مقدمه

این روش ویژگی کیفی‌ای را در نظر می‌گیرد و به این دلیل تک‌پاسخه است و در آن بیشترین مقدار سیگنال به نویز^۲ مدنظر است. از آنجا که در دنیای واقعی بیشتر مسائل با چند شاخص کیفی روبه‌رو هستند، برای شناسایی عوامل مؤثر در فرایند می‌توان از روش‌های چندمعیاره مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی، تحلیل سلسله‌مراتبی، تحلیل پوششی داده‌ها^۳ (DEA) و... استفاده کرد [۱].

نکته مهم دیگر این است که به‌دلیل هزینه‌بر بودن، همه آزمایش‌ها در روش تاگوچی انجام نمی‌شود؛ بنابراین می‌توان چند آزمایش را انجام داد و سپس از شبکه عصبی به‌منظور تخمین و شبیه‌سازی بقیه آزمایش‌ها استفاده کرد. شبکه‌های عصبی مصنوعی الگویی برای پردازش اطلاعات هستند که با تقلید از شبکه‌های عصبی بیولوژیکی مانند مغز انسان ساخته شده‌اند. عنصر کلیدی این الگو، ساختار جدید سیستم پردازش اطلاعات آن است که از عناصر بسیاری (نرون)^۴ با ارتباطات

تاگوچی روشی متداول برای طراحی پارامتر و انتخاب بهترین سطح پارامترهاست. این روش را دکتر گینچی تاگوچی^۱ به‌منظور تأثیر پارامترهای گوناگون بر میانگین و واریانس محصول توسعه داده است. در روش طراحی عاملی آزمایش‌ها، همه ترکیبات ممکن در نظر گرفته می‌شوند. درحالی‌که در روش تاگوچی به این ترکیبات توجه نمی‌شود. با توجه به محدودیت‌های زمانی و هزینه‌ای در بیشتر آزمایش‌ها، به‌دلیل وجود متغیرهای بسیار نمی‌توان تمام این آزمایش‌ها را انجام داد. طراحی آزمایشی ارائه‌شده تاگوچی با استفاده از آرایه متعامد، شامل سازمان‌دهی پارامترهای مؤثر بر فرایند و سطوح متغیر است. زمانی که تعداد متوسطی از متغیرها بین ۳۰ تا ۵۰ باشند، درواقع وقتی که تقابل کمتری میان متغیرهاست و تعداد متغیرهای کمی به‌طور مؤثر در فرایند شرکت می‌کنند، روش تاگوچی عملکرد بهتری دارد. همچنین

پیشینه پژوهش

تاگوچی روش آزمایشی مؤثر و کارآمدی است که از آرایه‌های متعامد برای طراحی پارامترهای آزمایش استفاده می‌کند [۳]. از آنجا که انجام تمامی آزمایش‌ها با روش تاگوچی هزینه‌زا و زمان‌بر است، تنها تعدادی از آن‌ها در عمل و به صورت تجربی انجام می‌شود؛ از این رو به روشی نیاز است تا دیگر آزمایش‌ها شبیه‌سازی شود. در بیشتر مطالعات، از شبکه عصبی برای شبیه‌سازی و پیش‌بینی این آزمایش‌ها استفاده می‌شود. مطالعات متعددی در زمینه مسئله چندپاسخی صورت گرفته است که در ادامه به چند نمونه از آن‌ها اشاره می‌شود:

هسیه و تونگ [۴] دو نوع شبکه عصبی مختلف با آزمایش‌های واقعی را برای روش تاگوچی چندپاسخه ارائه کردند. شنر کارابولوت [۵] از ترکیب روش تاگوچی و شبکه عصبی و تحلیل رگرسیون، برای انتخاب کاراترین آزمایش استفاده کرد.

روش تاگوچی معمولاً تک‌پاسخه است که این موضوع از ضعف‌های این روش محسوب می‌شود. در سال‌های اخیر کوشش‌هایی برای بررسی این روش در حالت چندپاسخه انجام شده است که در آن‌ها این روش با مدل‌هایی مانند تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP)^۵، تحلیل پوششی داده‌ها، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)^۶، شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۷، تحلیل رگرسیون و... ترکیب شده است. از روش‌های پیشنهادی می‌توان به روش‌هایی ساده مانند مجموع وزنی ساده [۶] و روش‌های پیچیده‌تر از قبیل رگرسیون و برنامه‌ریزی ریاضی [۷]، تحلیل مؤلفه‌های اصلی [۸] و منطق فازی [۹] اشاره کرد. در میان روش‌های پیشنهادی، پژوهشگران بسیاری از ترکیب DEA و شبکه‌های عصبی استفاده کرده‌اند. کاپورالتی و همکاران [۱۰] مدل DEA ورودی‌گرای معمولی را برای حالت اسمی-بهرتر روش تاگوچی به کار بردند. آن‌ها پس از محاسبه کارایی نسبی آزمایش‌های گوناگون، بهترین ترکیب را برای فاکتورهای قابل کنترل یافتند. همچنین لیائو و چن [۱۱] از مدل DEA ورودی‌گرا در حالت بازده به مقیاس ثابت با داده‌های نرمال شده برای روش تاگوچی چندپاسخه استفاده کردند. لیائو [۱۲] مدل DEA را با کاربرد روش شبکه عصبی^۸ BP برای تخمین نتایج به کار برد، اما روشی برای انتخاب بهترین و کارآمدترین ترکیب سطح فاکتورها

قوی داخلی تشکیل شده است که هماهنگ با هم برای حل مسائل ویژه کار می‌کنند. شبکه‌های عصبی پس‌خور یکی از روش‌های آموزش یادگیری در شبکه‌های عصبی است که با توجه به خطای محاسبه شده در لایه آخر، وزن‌های لایه‌های میانی را اصلاح می‌کند. از آنجا که خروجی‌های شبکه عصبی مصنوعی از تابع عضویت خاصی پیروی نمی‌کنند، نمی‌توان خروجی‌های حاصل از این روش را قطعی فرض کرد. به همین منظور در این مقاله از مدل DEA خاکستری استفاده شده است. تئوری سیستم‌های خاکستری یکی از رویکردهای مدل‌سازی عدم قطعیت در مسائل به‌شمار می‌آید. در این مقاله نیز به دلیل عدم قطعیت موجود در خروجی‌های شبکه عصبی، از مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای استفاده شد.

رویکرد پیشنهادی این مقاله برای شناسایی عوامل تأثیرگذار بر ویژگی‌های سایشی، ماده کامپوزیتی پلی‌بوتیلن ترفتالات (PBT) است. کاربردهای پلاستیک‌های تقویت‌شده طی چندین سال، توجه اقشار بسیاری را به خود جلب کرده است. در این میان می‌توان به پلاستیک الیاف PBT اشاره کرد که ماده‌ای بسیار پرکاربرد است. کامپوزیت‌های قالب‌گیری PBT برای قطعات مهندسی طراحی شده است که از مقاومت حرارتی، ثبات ابعادی، استحکام و قدرت، مقاومت شیمیایی و سختی استثنایی خوبی برخوردارند. از جمله کاربردهای این ماده، اتصالات الکتریکی، سوئیچ‌ها، اجزای داخل کاپوت خودرو، قطعات لوازم الکتریکی و محفظه ارتباطات بیرونی است. بررسی ماده کامپوزیتی PBT در زمینه‌هایی مانند مقاومت کششی، میزان شکستگی و سایش چسبندگی توجه بسیاری از پژوهشگران را به خود جلب کرده است [۲].

در ادامه مقاله و در بخش دوم، پیشینه پژوهش مرور شده است. بخش سوم به بررسی و توضیح روش‌های تاگوچی و طراحی آزمایش‌ها پرداخته و سپس مروری بر شبکه عصبی پس‌خور، DEA در حالت کلاسیک، تئوری خاکستری و DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای صورت گرفته است. در بخش سوم رویکرد پیشنهادی ارائه و در بخش چهارم به بحث و تحلیل نتایج پرداخته شده است. در بخش آخر نیز نتیجه‌گیری و پیشنهادهای آتی قابل مشاهده است.

فاکتورها استفاده شد. ابتدا برای پیش‌بینی و شبیه‌سازی آزمایش‌ها شبکه عصبی به کار گرفته شد. سپس برای حل مشکل تک‌پاسخ بودن روش تاگوچی از مدل DEA و همچنین برای مدل‌سازی عدم قطعیت نتایج شبکه عصبی از مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای استفاده شد.

روش تاگوچی و طراحی آزمایش‌ها

روش طراحی آزمایش‌ها ابزاری قوی برای افزایش کیفیت محصول و رفع علل ایجاد زیان‌های کیفی، به‌ویژه در مراحل پیش از تولید محصول یا ارائه خدمات است. تاگوچی که یکی از روش‌های طراحی آزمایش‌هاست، در اواخر سال ۱۹۴۰ میلادی از سوی تاگوچی مطرح شد. از آن زمان به بعد، بسیاری از صنعتگران کشور ژاپن از این روش برای بهبود محصولات و کیفیت فرایند استفاده کردند [۲۰].

معمولاً در محیط‌هایی که انجام‌دادن آزمایش‌های زیاد مدنظر است تا علل برخی مشکلات یا کیفیت تولید و خدمات یافت شود، نیاز است در هر بار آزمایش، مقدار برخی پارامترها تغییر کند. واضح است در بسیاری از موارد، آزمایش‌های زیاد هزینه‌بر و زمان‌بر است که در نهایت می‌تواند نگرشی منفی درباره روش طراحی آزمایش‌ها به وجود بیاورد. در واقع با اجرای درست و به‌موقع روش طراحی آزمایش‌ها علاوه بر بهبود، از هزینه‌های اضافی در سازمان‌ها و شرکت‌های تولیدی (به‌ویژه تولید انبوه) جلوگیری می‌شود.

در روش تاگوچی، نسبت سیگنال به نویز یا S/N ویژگی کیفیتی یا متغیر پاسخ است. بیشترین مقدار این نسبت مطلوب به‌شمار می‌آید؛ زیرا از اثر فاکتورهای کنترل‌نشده یا نویز کاسته می‌شود. معمولاً سه ویژگی کیفیتی برای S/N تعریف شده است:

۱. مقادیر اسمی نزدیک‌تر

$$S/N = -10 \log \left(\frac{1}{nS} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) = -10 \log \left(\frac{\bar{y}}{S^2} \right) \quad (1)$$

۲. بیشتر-بهرتر

$$S/N = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i^2 \right) = -10 \log (y)^{-2} \quad (2)$$

۳. کمتر-بهرتر

$$S/N = -10 \log \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{y_i^2} \right) \quad (3)$$

در این معادلات، S انحراف استاندارد، y_i مقدار مشخصه اندازه‌گیری شده یا همان پاسخ و n تعداد پاسخ‌هاست. در

پیشنهاد نداد. گوتیرز و لوزانو [۱۳] نیز از ترکیب شبکه‌های عصبی و مدل DEA برای یافتن بهترین ترکیب فاکتورها در روش تاگوچی استفاده کردند. آن‌ها برخی مثال‌های عددی را با رویکرد پیشنهادی حل کردند و کارایی مدل خود را در مقایسه با مطالعات پیشین نشان دادند.

اجلی و صفری [۱۴] با ترکیب مدل DEA با شبکه عصبی به تحلیل کارایی شرکت‌های گاز استانی و ارزیابی عملکرد واحدهای کارا پرداختند. همچنین رضائیان و عسگرزاد [۱۵] با ترکیب DEA ورودی محور و شبکه عصبی، واحدهای کارا را مشخص کردند. در این پژوهش، به دلیل زمان‌بر بودن محاسبات، از شبکه آموزش‌دیده مناسبی استفاده شد. با توجه به اینکه بهینه‌سازی متغیر پاسخ و یافتن بهترین ترکیب متغیرهای کنترلی در هر فرایند یکی از گام‌های اصلی بهبود کیفیت است، بشیری و همکاران [۱۶] برای بهینه‌سازی مسئله چندپاسخ از دو روش فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید و بهینه‌سازی تجمعی ذرات استفاده کردند تا به پاسخ بهینه هم‌زمان تمامی پاسخ‌ها دست یابند.

از آنجا که می‌توان چندین نتیجه از شبکه عصبی به دست آورد، می‌توان گفت نتایج حاصل از این شبکه، عدم قطعیت دارد. به‌منظور توجه به این مؤلفه در نتایج حاصل از شبکه عصبی، در این پژوهش از مدل DEA بازه‌ای خاکستری استفاده شد. درحقیقت دو نوع مدل DEA برای بررسی عملکرد آزمایش‌ها به کار می‌رود. مدل اول، DEA قطعی برای آزمایش‌ها با روش تاگوچی و مدل دوم، DEA بازه‌ای خاکستری برای آزمایش‌های تخمین‌زده شده از شبکه عصبی است. مطابق مطالعات پیشین، چن و تزنگ [۱۷] نیز برای انتخاب کارکنان به‌منظور اعزام به مأموریت‌های خارج از کشور، از رویکرد تحلیل رابطه خاکستری و تاپسیس برای ارزیابی و انتخاب بهترین گزینه استفاده کردند. همچنین کو و همکاران [۱۸] برای انتخاب کاراترین گزینه از روش‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره^۹ (MCDM) و تحلیل رابطه خاکستری بهره بردند. هوانگ و یانگ [۱۹] نیز با استفاده از ترکیب محاسبه روابط خاکستری و هوش مصنوعی، تکنیکی برای حل مسئله ارائه دادند.

در این پژوهش، ترکیبی از روش‌های تاگوچی، شبکه عصبی و مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای برای بهینه‌سازی مسائل چندپاسخی و تعیین بهترین ترکیب سطح

رایج در روش تاگوچی آمده است. در این جدول (۳^۴) L۹ به این معناست که تعداد آزمایش‌های ۹ و ۴ فاکتور کیفی در ۳ سطح استفاده شده است.

این مقاله، برای ویژگی‌های سایشی ماده کامپوزیتی از مقدار S/N کمتر-بهرتر استفاده شد؛ زیرا هرچه ضریب سایش ماده‌ای کمتر باشد بهتر است. در جدول ۱، آرایه‌های متعامد

جدول ۱. آرایه‌های متعامد رایج در رهیافت تاگوچی

دو سطحی	سه سطحی	چهار سطحی	پنج سطحی
L۴ (۳ ^۳)	L۹ (۳ ^۴)	L۱۶ (۴ ^۵)	L۵ (۵ ^۶)
L۸ (۳ ^۷)	L۲۷ (۳ ^{۱۳})	L۳۲ (۴ ^۹)	-
L۱۲ (۳ ^{۱۱})	L۸۱ (۳ ^{۴۰})	L۶۴ (۴ ^{۲۱})	-
L۱۶ (۳ ^{۱۵})	-	-	-
L۳۲ (۳ ^{۳۱})	-	-	-
L۶۴ (۳ ^{۶۳})	-	-	-
L۱۲۸ (۳ ^{۱۲۷})	-	-	-

این مدل برای ارزیابی عملکرد نسبی واحدهای نسبی تصمیم‌گیرنده طراحی شد. در مدل بالا، m تعداد ورودی‌ها، k تعداد خروجی‌ها، n تعداد واحدهای تصمیم‌گیرنده و X_{i0} و Y_{i0} به ترتیب نشان‌دهنده ورودی‌ها و خروجی‌های واحد مدنظر هستند. همچنین X_{ij} ورودی i ام واحد j ام و Y_{ij} خروجی r ام واحد j ام به شمار می‌آیند. در مدل بدون ورودی فرض می‌شود که تنها یک ورودی با مقدار ۱ وجود دارد و مقدار X_{ij} ثابت و مساوی ۱ برای همه واحدها در نظر گرفته می‌شود. همچنین خروجی در این مدل برابر مقدار S/N مدنظر قرار می‌گیرد. با در نظر گرفتن مقدار ۱ برای ورودی‌ها، مدل DEA به شکل مدل ۵ تبدیل می‌شود:

$$\begin{aligned} \max h_0 &= \sum_{r=1}^s U_r Y_{ro} \\ \sum_{r=1}^s U_r Y_{rj} &\leq 1, \forall j = 1, \dots, n \\ U_r &\geq 0 \end{aligned} \quad (5)$$

تئوری سیستم خاکستری

تصمیم‌گیری درست به اطلاعات کافی نیاز دارد. از آنجا که اطلاعات سیستم‌های در دست بررسی همواره قطعی نیست، عدم اطمینان نیز جزء لاینفک این سیستم‌ها محسوب می‌شود. اگر اطلاعات واضح و شفاف سیستمی را با رنگ سفید و اطلاعات کاملاً ناشناخته آن را با رنگ سیاه تجسم کنیم، خواهیم دید اطلاعات مربوط به بیشتر سیستم‌های موجود در طبیعت، اطلاعات کاملاً شناخته‌شده (سفید) یا کاملاً ناشناخته (سیاه) نیستند، بلکه مخلوطی از آن دو یعنی خاکستری رنگ هستند؛ بنابراین خاکستری بودن سیستمی، امری مطلق و سیاه‌وسفید بودن آن، امری نسبی است. این‌گونه سیستم‌ها را سیستم خاکستری می‌نامند [۲۲] که

شبکه عصبی

شبکه‌های عصبی مصنوعی به دلیل داشتن قابلیت‌های فراوان، کاربردهای بسیاری یافته‌اند که یکی از عمده‌ترین آن‌ها پیش‌بینی است. پیش‌بینی در شبکه عصبی معمولاً با استفاده از روابط پیچیده غیرخطی صورت می‌گیرد که بر بخش اعظمی از روابط در دنیای واقعی منطبق است. یکی از مهم‌ترین ویژگی‌های شبکه عصبی یادگیری آن است. بهبود در یادگیری شبکه در طول زمان، باید براساس معیاری سنجیده شود. تنظیم و آموزش تا زمانی صورت می‌گیرد که تفاوت میان مقدار خروجی شبکه و مقدار واقعی ناچیز باشد. عموماً در میان الگوریتم‌های متفاوت شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم آموزشی پس‌انتشار کاربرد دارد که در آن به منظور کاهش اختلاف میان داده‌های خروجی و واقعی (خطای آموزش)، وزن ارتباط داخل شبکه عصبی طی فرایند آموزش تنظیم می‌شود. برای تنظیم وزن شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم پس‌انتشار، داده‌ها از لایه خروجی به لایه پنهان بازمی‌گردند و دوباره پردازش می‌شوند [۱۸].

تحلیل پوششی داده‌ها

مدل تحلیل پوششی داده‌ها را چارنز، کوپر و رودز در سال ۱۹۷۸ برای ارزیابی عملکرد مدارس دولتی آمریکا معرفی کردند. مدل کلاسیک DEA معرفی‌شده چارنز، کوپر و رودز به صورت زیر بود [۱].

$$\begin{aligned} \max h_0 &= \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{ro}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{io}} \quad s.t. \quad \frac{\sum_{r=1}^s u_r y_{rj}}{\sum_{i=1}^m v_i x_{ij}} \leq 1 \\ v_i, u_r &\geq 0 \end{aligned} \quad (4)$$

نیز مدل DEA را برای سیستم‌های خاکستری توسعه دادند. این مدل بسیار ابتدایی محسوب می‌شود و پژوهش درباره آن بسیار ضروری است.

مدل DEA-CCR خاکستری

فرض کنید ورودی‌ها و خروجی‌های مدل به صورت خاکستری بیان شده باشد که در فرمول با $\otimes X_j$ و $\otimes Y_j$ ($j=1, \dots, n$) نمایش داده می‌شوند؛ بنابراین مدل DEA-CCR خاکستری به صورت رابطه ۸ است.

$$\begin{aligned} \max \quad & z = \mu^T \otimes Y_{j_0} \\ \text{s.t.} \quad & w^T \otimes X_j - \mu^T \otimes Y_j \geq 0, \quad j=1, \dots, n \\ & w^T \otimes X_{j_0} = 1 \\ & w, \mu \geq 0 \end{aligned} \quad (8)$$

حال فرض کنید اعداد خاکستری موجود در این مدل، همگی از نوع بازه‌ای باشند؛ یعنی مقدار حداکثر و حداقل آن‌ها مشخص، اما مقدار دقیق آن‌ها نامشخص است. فرض کنید رابطه ۹ موجود است:

$$\begin{aligned} \otimes X_j &= (\otimes X_{1j}, \dots, \otimes X_{mj})^T \geq 0 \\ &= ([a_{1j}, b_{1j}], \dots, [a_{mj}, b_{mj}])^T \\ \otimes Y_j &= (\otimes y_{1j}, \dots, \otimes y_{sj})^T \geq 0 \\ &= ([c_{1j}, d_{1j}], \dots, [c_{sj}, d_{sj}])^T \end{aligned} \quad (9)$$

در این رابطه، X_j و Y_j بردارهای ورودی و خروجی واحد تصمیم‌گیری j ام هستند که اعداد خاکستری را شامل می‌شوند. با استفاده از خصوصیات عملیات اعداد خاکستری، مدل برنامه‌ریزی به کمک اعداد خاکستری بازه‌ای به صورت رابطه ۱۰ نوشته می‌شود:

$$\begin{aligned} \min \theta &= \sum_{r=1}^s [-d_{rj_0}, -c_{rj_0}] \mu_r \\ \text{s.t.} \quad & \sum_{i=1}^m [a_{ij}, b_{ij}] w_i + \sum_{r=1}^s [-d_{rj}, -c_{rj}] \mu_r \geq 0, \quad j=1, \dots, n \\ & \sum_{i=1}^m [a_{ij_0}, b_{ij_0}] w_i = 1 \quad w \geq 0, \mu \geq 0 \end{aligned} \quad (10)$$

حد بالای تابع هدف به صورت رابطه ۱۱:

$$\sum_{i=1}^m b_{ij} w_i - \sum_{r=1}^s c_{rj} \mu_r \geq 0, \quad j=1, \dots, n \quad (11)$$

$$\sum_{i=1}^m a_{ij} w_i = 1, \quad w \geq 0, \mu \geq 0$$

و حد پایین تابع هدف نیز به صورت رابطه ۱۲ است:

$$\sum_{i=1}^m a_{ij} w_i - \sum_{r=1}^s d_{rj} \mu_r \geq 0, \quad j=1, \dots, n \quad (12)$$

$$\sum_{i=1}^m b_{ij} w_i = 1, \quad w \geq 0, \mu \geq 0$$

هدف تئوری و کاربردهای آن‌ها ایجاد پلی میان علوم اجتماعی و علوم طبیعی است که در آن خاکستری فقر اطلاعات، نقص اطلاعات و عدم اطمینان به شمار می‌آید [۲۳].

اعداد خاکستری

هر سیستم خاکستری به کمک اعداد خاکستری، معادلات خاکستری و ماتریس‌های خاکستری توصیف می‌شود. عدد خاکستری می‌تواند عددی با اطلاعات نامطمئن باشد [۲۴]. همچنین به عددی اطلاق می‌شود که مقدار دقیق آن مشخص نیست، اما بازه‌ای که مقدار آن را دربرمی‌گیرد شناخته شده است. به طور کلی، عدد خاکستری با بازه یا مجموعه‌ای از اعداد بیان می‌شود.

عملگرهای اعداد خاکستری

فرض کنید اعدادی خاکستری بر اساس رابطه ۶ داشته باشیم:

$$\otimes_1 \in [a, b], a < b \quad (6)$$

$$\otimes_2 \in [c, d], c < d$$

در این صورت، جمع، تفریق، ضرب و تقسیم دو عدد خاکستری \otimes_1 و \otimes_2 ، قرینه و معکوس هر عدد خاکستری به صورت رابطه ۷ تعریف می‌شود:

$$\begin{aligned} \otimes_1 + \otimes_2 &\in [a+c, b+d] \\ -\otimes &= [-b, -a] \end{aligned} \quad (7)$$

$$\otimes_1 - \otimes_2 = \otimes_1 + (-\otimes_2) \in [a-d, b-c]$$

$$\otimes^{-1} \in \left[\frac{1}{b}, \frac{1}{a} \right], ab > 0$$

$$\otimes_1, \otimes_2 \in [\min\{ac, ad, bc, bd\}, \max\{ac, ad, bc, bd\}]$$

$$\frac{\otimes_1}{\otimes_2} = \otimes_1 \cdot \otimes_2^{-1}$$

$$\frac{\otimes_1}{\otimes_2} \in \left[\min\left\{ \frac{a}{c}, \frac{a}{d}, \frac{b}{c}, \frac{b}{d} \right\}, \max\left\{ \frac{a}{c}, \frac{a}{d}, \frac{b}{c}, \frac{b}{d} \right\} \right], cd > 0$$

$$k \cdot \otimes \in [ka, kb], k \in R^+$$

مدل تحلیل پوششی داده‌ها با اعداد خاکستری

بازه‌ای

در سال‌های اخیر، مدل DEA با داده‌های غیرقطعی توسعه داده شده است. به طور کلی عدم قطعیت در جهان واقعی را می‌توان به سه نوع تصادفی، فازی و خاکستری تقسیم کرد. سنگویتا [۲۵] مدل DEA تصادفی را برای داده‌های تصادفی و روش DEA فازی را ارائه کرده است. یانگ [۲۶] و همکاران

$$\max z = [-\theta_1, -\theta_2] \quad (16)$$

اگر این بازه شامل عدد ۱ باشد، به واحد تصمیم‌گیری J_0 کارا گفته می‌شود و اگر $-\theta_1 = 1 - \theta_2 \geq \lambda$ ، $\mu > 0$ ، $w > 0$ ، $\forall \lambda \in [0.5, 1]$ ،

آنگاه کارایی واحد J_0 زیر سطح ۱ است.

با توجه به اینکه مدل مدنظر در این مقاله بدون ورودی است، می‌توان آن را به صورت مدل ۱۷ نوشت.

$$\begin{aligned} \max \theta &= \sum_{r=1}^s d_{rj_0} \mu_r \\ \sum_{r=1}^s c_{rj} \mu_r &\leq 1, \quad \forall j=1, \dots, n \\ \mu_r &\geq 0 \end{aligned} \quad (17)$$

رویکرد پیشنهادی

در این مقاله، با توجه به پارامترهای انتخابی و تعداد سطوح آن‌ها، همچنین با توجه به تأثیر غیرخطی و پیچیده پارامترها روی کیفیت سطح پاسخ‌ها و اثرگذاری تعاملی پارامترها بر یکدیگر از آرایه استاندارد $L_9(3^4)$ استفاده شد. طراحی آزمایش‌ها به کمک نرم‌افزار minitab17 انجام گرفت. در جدول ۲ پارامترهای آزمایش مطالعه موردی آمده است.

هوانگ [۲۷] در سال ۱۹۹۴ برای حل مسائل برنامه‌ریزی خاکستری به حل دو مدل برنامه‌ریزی خطی قطعی برای حد بالا و پایین مطابق روابط ۱۳ و ۱۴ پرداخت.

$$\begin{aligned} \min \theta &= -\sum_{r=1}^s d_{rj_0} \mu_r \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^m b_{ij} w_i - \sum_{r=1}^s c_{rj} \mu_r &\geq 0, \quad j=1, \dots, n \end{aligned} \quad (13)$$

$$\sum_{i=1}^m a_{ij} w_i = 1, \quad w \geq 0, \mu \geq 0$$

$$\begin{aligned} \min \theta &= -\sum_{r=1}^s c_{rj_0} \mu_r \\ \text{s.t.} \quad \sum_{i=1}^m a_{ij} w_i - \sum_{r=1}^s d_{rj} \mu_r &\geq 0, \quad j=1, \dots, n \end{aligned} \quad (14)$$

$$\sum_{i=1}^m b_{ij} w_i = 1, \quad w \geq 0, \mu \geq 0$$

با استفاده از روش سیمپلکس می‌توان دو مسئله فوق را حل کرد. اگر پاسخ‌ها به ترتیب θ_1, θ_2 باشند، آنگاه جواب مسئله برنامه‌ریزی خاکستری به صورت رابطه ۱۵ است:

$$\min \theta = [\theta_1, \theta_2] \quad (15)$$

که در واقع عدد خاکستری بازه‌ای است. برای مدل DEA خاکستری با اعداد خاکستری بازه‌ای، کارایی واحد تصمیم‌گیری J_0 به صورت عدد خاکستری رابطه ۱۶ است.

جدول ۲. نمایش پارامترهای مطالعه موردی با سطح آن‌ها

پارامترهای آزمایش	واحد	سطح		
		۱	۲	۳
زمان پرکردن	ثانیه	۲	۳	۷
دمای ذوب	درجه سانتی‌گراد	۲۴۰	۲۶۰	۲۸۰
سرعت کوبه	درصد	۵۰	۷۵	۱۰۰
دمای قالب‌ریزی	درجه سانتی‌گراد	۶۰	۹۰	۱۲۰

سعی و خطا انجام می‌شود. در نهایت، برای لایه پنهان اول و دوم به ترتیب ۵ و ۱ نرون انتخاب شده است. همچنین در شبکه عصبی دوم که مربوط به تخمین سختی سطح بود، از دو لایه پنهان عصبی استفاده شد که در لایه اول و دوم ۴ و ۱ نرون سازمان‌دهی شدند. توابع انتقال در لایه‌های اول و دوم به ترتیب در هر دو شبکه، آرک‌تانژانت و خطی است. در هر دو شبکه، ۷۵ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی و ۱۵ درصد برای تست انتخاب شده‌اند. MSE و R به ترتیب برای شبکه اول ۰/۰۰۰۶۵۸ و ۰/۹۴ و برای شبکه دوم ۰/۰۰۲۵۹ و ۰/۸۸ به دست آمده که نشان‌دهنده خروجی خوب شبکه عصبی است.

رویکرد پیشنهاد شده برای شناسایی عوامل مؤثر بر ویژگی‌های سایشی ماده کامپوزیتی PBT به شرح زیر است:
الف) ابتدا با استفاده از روش تاگوچی در محیط نرم‌افزار minitab17 آزمایش‌هایی طراحی می‌شود.
ب) مقادیر S/N برای هر آزمایش تعریف شده در روش تاگوچی در محیط نرم‌افزار minitab17 به دست می‌آید.
ج) شبکه‌ای عصبی با داده‌های آزمایش واقعی آموزش داده می‌شود. در این پژوهش، از دو شبکه عصبی جداگانه برای تخمین هر یک از شاخص‌های پاسخ و در هر دو شبکه از دو لایه پنهان برای مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی استفاده شد. به‌طور کلی، انتخاب تعداد نرون‌ها در لایه‌های پنهان به صورت

عصبی با اطلاعات ورودی دیگر، دوباره آموزش داده شد تا بتوان دو حالت خوش‌بینانه و بدبینانه را برای داده‌های آزمایش در نظر گرفت که این دو حالت به‌عنوان حد بالا و پایین اعداد خاکستری بازه‌ای در نظر گرفته شدند. باید توجه داشت در برخی مواقع، برای حالت خوش‌بینانه اعداد حد بالا، تقریباً همان اعداد تخمینی اولیه حاصل از شبکه عصبی مدنظر قرار می‌گیرد.

ز) اولویت‌بندی آزمایش‌ها با مقدار بزرگ‌تر عدد کارایی به‌دست می‌آید.

جدول ۳ خلاصه‌ای از خروجی‌هایی است که به‌کمک نرم‌افزار Neurosolution7 به‌دست آمده است.

د) مقادیر S/N بقیه آزمایش‌ها شبیه‌سازی شده بارها در محیط نرم‌افزار minitab17 محاسبه می‌شود.

ه) کارایی هر یک از آزمایش‌ها که واحد تصمیم‌گیرنده هستند، در حالت قطعیت و با استفاده از مدل DEA بدون ورودی محاسبه می‌شود.

و) کارایی هر یک از واحدهای تصمیم‌گیری در حالت عدم قطعیت و با استفاده از مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای محاسبه می‌شود. شایان ذکر است برای تعیین حدود بالا و پایین با استفاده از این روش، پس از به‌دست آوردن نتایج تخمینی از شبکه عصبی، این نتایج به‌عنوان نتایج بهینه در نظر گرفته شدند. سپس شبکه

جدول ۳. خروجی‌های آزمایش‌ها با آموزش شبکه عصبی

DMU	فاکتور A	فاکتور B	فاکتور C	فاکتور D	ضریب سایش	ضریب سایش تخمینی	سختی سطح	سختی سطح تخمینی
۱	۱	۱	۱	۱	۰/۲۴	۰/۲۴۳	۰/۶۰	۰/۷۵۲
۲	۱	۲	۲	۲	۰/۲۶	۰/۲۶۰	۰/۵۷	۰/۵۷۹
۳	۱	۳	۳	۳	۰/۲۰	۰/۲۵۴	۰/۵۲	۰/۵۲۳
۴	۲	۱	۲	۳	۰/۲۴	۰/۲۱۱	۲/۱۶	۲/۱۵۹
۵	۲	۲	۳	۱	۰/۲۶	۰/۲۷۶	۰/۵۶	۰/۵۶۲
۶	۲	۳	۱	۲	۰/۲۱	۰/۲۴۹	۰/۷۷	۰/۷۷۶
۷	۳	۱	۳	۲	۰/۲۵	۰/۲۵۷	۰/۷۶	۰/۷۶۰
۸	۳	۲	۱	۳	۰/۲۴	۰/۲۴۸	۰/۴۹	۰/۴۹۵
۹	۳	۳	۲	۱	۰/۲۵	۰/۲۶۷	۰/۵۶	۰/۵۶۸

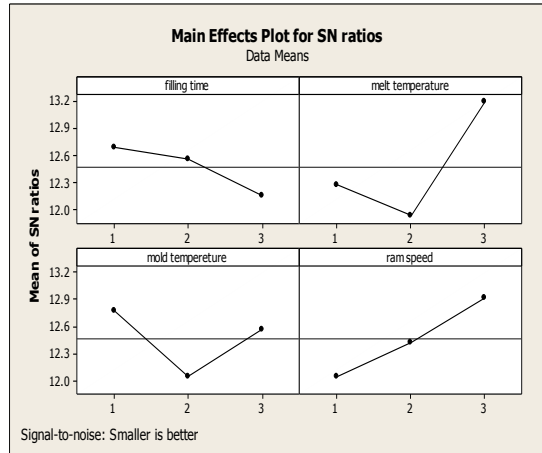
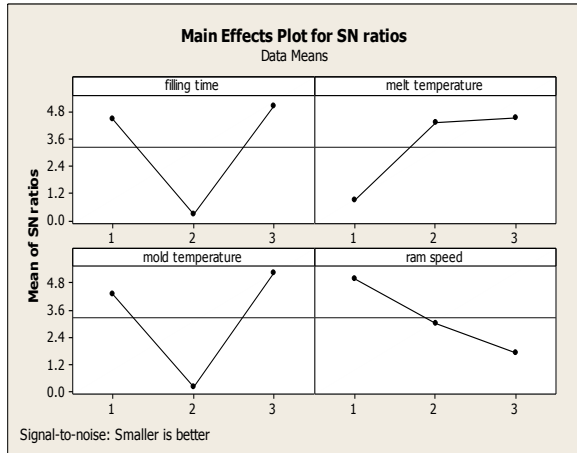
بحث و نتایج

آزمایش محسوب می‌شود. با محاسبه نسبت S/N می‌توان بهترین ترکیب بهینه را برای هر پاسخ به‌دست آورد. براین اساس، هرچه مقدار نسبت S/N بیشتر باشد، آن آزمایش حالت بهینه‌تری دارد. از آنجا که در روش تاگوچی حالت بهینه زمانی به‌دست می‌آید که شاخص کیفیتی مدنظر باشد، در اینجا به‌دلیل وجود ۲ شاخصه کیفیتی، ۲ پاسخ روش تاگوچی به‌صورت جداگانه بررسی شده است. بیشترین نسبت سیگنال به نویز شاخص کیفیتی ضریب سایش در آزمایش شماره ۱۳ رخ می‌دهد که حالت $A_1 B_3 C_1 D_3$ با مقدار $14/188$ است. همچنین پاسخ روش تاگوچی در شاخص کیفیتی سختی سطح در آزمایش شماره ۹ حالت A_3 $B_3 C_3 D_1$ با مقدار $10/053$ است. پاسخ روش تاگوچی در حالت جداگانه با بیشترین مقدار نسبت سیگنال به نویز برای شاخص ضریب سایش در حالت $A_1 B_3 C_3 D_3$ و سختی سطح در حالت $A_2 B_2 C_3 D_2$ به ترتیب $13/97$ و $7/35$ است. در شکل ۱، میانگین نسبت S/N ضریب سایش به

نتایج حاصل از مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای، همچنین نتایج DEA کلاسیک برای نسبت هر ترکیب از پارامترها در جدول ۴ آمده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود، نتایج روش DEA قطعی میان اعداد حدود بالا و پایین مدل DEA خاکستری است که این نسبت‌ها تا ۳ رقم اعشار محاسبه شده‌اند. با توجه به جدول ۴، در حالت قطعی بیشتر حالت‌ها کارایی‌ای با مقدار ۱ به‌خود گرفته‌اند؛ یعنی بیشتر آزمایش‌ها در حالتی کارا هستند که عدم قطعیت وجود ندارد. این آزمایش‌ها عبارت‌اند از ۵۸، ۵۶، ۵۵، ۴۹، ۴۸، ۳۷، ۳۴، ۸. در حالت عدم قطعیت هم مشاهده می‌شود DMU شماره ۷۲ با داشتن بیشترین حد کارایی به مقدار $1/286$ ، کاراترین آزمایش در میان ۸۱ آزمایش دیگر است. این نتیجه نشان می‌دهد مدل پیشنهادی سخت‌گیرانه عمل کرده است. همچنین با توجه به نتایج حاصل از روش پیشنهادی، آزمایش شماره ۵۸ که به‌صورت ترکیب $A_3 B_1 C_1 D_1$ است، کاراترین

کیفی سرعت کوبه، مقدار نسبت S/N شاخص کیفی سختی سطح کاهش می‌یابد. همچنین می‌توان گفت با تغییر در مقادیر فاکتورهای زمان پرکردن و دمای قالب‌ریزی، شاخص کیفی سختی سطح با شیب تندتری تغییر می‌یابد. در نتیجه مقدار سختی سطح با حساسیت بیشتری مواجه می‌شود.

ازای هر سطح فاکتورها آمده است. براین اساس، مقدار نسبت S/N ضریب سایش با افزایش مقدار سرعت کوبه افزایش می‌یابد. همچنین مقدار نسبت S/N ضریب سایش با افزایش زمان پرکردن کم می‌شود. در شکل ۲ نیز با افزایش فاکتور کیفی دمای ذوب، مقدار نسبت S/N شاخص کیفیتی سختی سطح افزایش، و با افزایش فاکتور



شکل ۲. نمودار تأثیر عامل‌های اصلی بر شاخصه سختی سطح

شکل ۱. تأثیر عامل‌های اصلی بر شاخصه ضریب سایش

جدول ۴. نتایج محاسبه DEA قطعی و غیرقطعی

DMU	DEA خاکستری		DEA	DMU	DEA خاکستری		DEA	DMU	DEA خاکستری		DEA
	حد بالا	حد پایین			حد بالا	حد پایین			حد بالا	حد پایین	
۱	۰/۸۴۴	۰/۸۶۱	۰/۸۴	۲۸	۰/۸۰۸	۱/۰۰۵	۰/۹۷	۵۵	۰/۸۱۰	۱/۲۱۹	۱
۲	۰/۸۶۸	۰/۸۸۶	۰/۸۸	۲۹	۰/۸۰۲	۱/۰۱۱	۰/۸۳	۵۶	۰/۸۱۰	۱/۲۴۵	۱
۳	۰/۸۶۹	۰/۹۰۴	۰/۸۹	۳۰	۰/۸۰۶	۱/۰۱۷	۰/۸۳	۵۷	۰/۸۰۹	۱/۱۷۳	۰/۹۳
۴	۰/۸۶۸	۰/۸۸۶	۰/۸۸	۳۱	۰/۸۱۱	۱/۰۰۲	۰/۸۵	۵۸	۰/۸۲۳	۱/۲۷۶	۱
۵	۰/۸۴۴	۰/۸۶۱	۰/۸۶	۳۲	۰/۸۰۶	۱/۰۰۲	۰/۸۳	۵۹	۰/۸۲۷	۰/۹۷۵	۰/۹۶
۶	۰/۷۷۱	۰/۷۸۷	۰/۸۳	۳۳	۰/۸۰۶	۱/۰۶۸	۰/۸۴	۶۰	۰/۸۴۵	۰/۹۶۴	۰/۹۵
۷	۰/۹۵۰	۰/۹۶۹	۰/۹۶	۳۴	۰/۸۲۲	۱/۲۴۴	۱	۶۱	۰/۸۱۰	۱/۱۵۹	۰/۹۵
۸	۰/۹۷۹	۱	۱	۳۵	۰/۸۴۶	۱/۰۱۴	۰/۹۷	۶۲	۰/۸۱۶	۱/۱۸۷	۰/۹۹
۹	۰/۷۷۱	۰/۷۸۷	۰/۸۳	۳۶	۰/۸۶۳	۰/۹۸۸	۰/۹۷	۶۳	۰/۸۳۶	۰/۹۸۱	۰/۹۶
۱۰	۰/۸۰۶	۰/۹۹۵	۰/۸۴	۳۷	۰/۸۱۰	۱/۲۷۹	۱	۶۴	۰/۸۰۵	۱/۰۵۱	۰/۹۶
۱۱	۰/۸۵۶	۱/۹۹۴	۰/۹۰	۳۸	۰/۸۰۹	۱/۰۳۷	۰/۸۶	۶۵	۰/۸۰۶	۱/۱۹۵	۰/۹۷
۱۲	۰/۸۱۰	۱/۲۲۹	۰/۹۹	۳۹	۰/۸۱۳	۱/۰۴۵	۰/۹۹	۶۶	۰/۸۲۷	۱/۲۱۰	۰/۹۸
۱۳	۰/۸۰۶	۱/۰۶۳	۰/۸۶	۴۰	۰/۸۱۰	۱/۲۶۰	۰/۹۹	۶۷	۰/۸۲۶	۱/۲۰۶	۰/۹۸
۱۴	۰/۸۰۶	۱/۰۷۱	۰/۸۵	۴۱	۰/۸۰۸	۱/۱۹۱	۰/۹۹	۶۸	۰/۸۲۳	۱/۱۸۵	۰/۹۶
۱۵	۰/۸۱۲	۱/۱۸۳	۰/۹۶	۴۲	۰/۸۴۶	۰/۹۸۰	۰/۹۶	۶۹	۰/۸۶۳	۱/۰۹۳	۰/۹۷
۱۶	۰/۸۰۶	۱/۰۷۹	۰/۸۶	۴۳	۰/۸۷۳	۱/۰۶۰	۰/۹۷	۷۰	۰/۸۷۱	۱/۲۰۷	۰/۹۸
۱۷	۰/۸۰۶	۱/۰۸۶	۰/۸۶	۴۴	۰/۸۷۷	۱/۰۷۵	۰/۹۷	۷۱	۰/۹۴۲	۱/۱۶۳	۰/۹۴
۱۸	۰/۸۰۸	۱/۰۱۲	۰/۸۳	۴۵	۰/۸۵۴	۱/۲۱۹	۰/۹۹	۷۲	۰/۸۱۶	۱/۲۸۶	۰/۹۵
۱۹	۰/۸۳۵	۱/۰۵۸	۰/۸۶	۴۶	۰/۸۲۵	۱/۱۰۷	۰/۸۸	۷۳	۰/۸۵۷	۱/۲۴۷	۰/۹۸
۲۰	۰/۸۶۲	۱/۰۰۱	۰/۹۶	۴۷	۰/۸۶۸	۱/۰۹۵	۰/۹۵	۷۴	۰/۸۲۲	۱/۲۳۰	۰/۹۹
۲۱	۰/۸۰۶	۱/۰۹۹	۰/۸۳	۴۸	۰/۸۰۹	۱/۲۲۰	۱	۷۵	۰/۸۱۶	۱/۲۴۱	۰/۹۹
۲۲	۰/۸۰۷	۱/۲۴۵	۰/۸۶	۴۹	۰/۸۰۲	۱/۲۴۸	۱	۷۶	۰/۸۱۶	۱/۲۶۶	۰/۹۹
۲۳	۰/۸۱۰	۱/۰۹۷	۰/۹۹	۵۰	۰/۸۱۲	۰/۹۸۴	۰/۹۶	۷۷	۰/۸۲۳	۱/۰۸۹	۰/۹۵
۲۴	۰/۸۰۶	۱/۱۰۷	۰/۸۶	۵۱	۰/۸۹۴	۱/۰۱۷	۰/۹۶	۷۸	۰/۸۲۰	۱/۲۰۶	۰/۹۷
۲۵	۰/۸۰۶	۱/۰۰۷	۰/۸۶	۵۲	۰/۸۱۲	۰/۹۹۴	۰/۸۴	۷۹	۰/۸۴۵	۱/۱۷۰	۰/۹۴
۲۶	۰/۸۰۶	۱/۰۱۶	۰/۸۴	۵۳	۰/۸۷۵	۱/۰۸۰	۰/۹۴	۸۰	۰/۸۷۹	۱/۰۹۴	۰/۹۴
۲۷	۰/۷۹۸	۱/۰۳۳	۰/۹۴	۵۴	۰/۸۸۵	۱/۰۸۰	۰/۹۶	۸۱	۰/۸۷۶	۱/۰۸۶	۰/۹۸

نتیجه‌گیری

در این پژوهش، با استفاده از روش تاگوچی و تحلیل پوششی داده‌ها به بهینه‌سازی شاخصه‌های کیفیتی ضریب سایش و سختی سطح در ماده قالب‌ریزی PBT پرداخته شد. هدف این مقاله، بررسی اثر اصلی فاکتورهای زمان پرکردن، سرعت کوبه، دمای ذوب و دمای قالب‌ریزی برای دستیابی به بهترین حالت پارامترهای ضریب سایش و سختی سطح بود. به همین منظور، ابتدا برای کاهش تعداد آزمایش‌ها و برای صرفه‌جویی در هزینه و زمان در شرایط واقعی، از روش تاگوچی (از روش‌های طراحی آزمایش) استفاده شد. پس از انجام آزمایش‌ها، نتایج بقیه آزمایش‌ها با استفاده از شبکه عصبی BP تخمین زده شد. برای رتبه‌بندی و انتخاب بهترین ترکیب بهینه پارامترها، از مدل DEA بدون ورودی استفاده شد. از آنجا که نتایج به‌دست‌آمده

از شبکه عصبی با عدم قطعیت همراه بود، برای رتبه‌بندی و انتخاب کاراترین آزمایش‌ها، مدل DEA با اعداد خاکستری بازه‌ای کاربرد داشت. البته نتایج مدل در هر دو حالت بررسی شد. تعیین اعداد حد بالا و پایین در روش خاکستری یکی از مهم‌ترین موضوعات در این روش است. با توجه به استفاده از شبکه عصبی می‌توان گفت تعیین دقیق این حدود با خطا روبه‌روست که در این پژوهش با تخمین‌های بسیاری از شبکه عصبی این خطا کمتر شد. همچنین پاسخ تاگوچی به‌صورت جداگانه برای هر شاخصه کیفیتی محاسبه شد که این مقدار برای سختی سطح و ضریب سایش به ترتیب ۷/۳۵ و ۱۳/۹۷ است. پیشنهاد می‌شود برای بهینه‌سازی مسائل بخش صنعت، روش تاگوچی با دیگر ابزارهای تصمیم‌گیری و استوار سازی تلفیق شود تا این روش توسعه یابد.

منابع

1. Charnes, A., Cooper, W. W., and Rhodes, E. (1979). "Measuring the Efficiency of Decision Making Units", *European Journal of Operational Research*, Vol. 2, No. 6, PP. 429-444.
2. Fung, C. P., and Kang, P. C. (2005). "Multi-Response Optimization in Friction Properties of PBT Composites Using Taguchi Method and Principle Component Analysis", *Journal of Materials Processing Technology*, Vol. 170, No. 3, PP. 602-610.
3. Taguchi, G. (1978). "Off-Line and on-Line Quality Control Systems", *Proceeding of International Conference on Quality Control*. Tokyo, Japan.
4. Hsieh, K. L., and Tong, L. I. (2001). "Optimization of Multiple Quality Responses Involving Qualitative and Quantitative Characteristics in IC Manufacturing Using Neural Networks", *Computers in Industry*, Vol. 46, No. 1, PP. 1-12.
5. Karabulut, S. (2015). Optimization of Surface Roughness and Cutting Force During AA7039/Al2O3 Metal Matrix Composites Milling Using Neural Networks and Taguchi Method. *Measurement*, 66, PP. 139-149.
6. Antony, J. (2001). "Simultaneous Optimisation of Multiple Quality Characteristics in Manufacturing Processes Using Taguchi's Quality Loss Function", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 17, No. 2, PP. 134-138.
7. Reddy, P. B. S., Nishina, K., and Babu, A. S. (1997). "Unification of Robust Design And Goal Programming for Multiresponse Optimization—A Case Study", *Quality and Reliability Engineering International*, Vol. 13, No. 6, PP. 371-383.
8. Su, C. T., and Tong, L. I. (1997). "Multi-Response Robust Design by Principal Component Analysis", *Total Quality Management*, Vol. 8, No. 6, PP. 409-416.
9. Tarng, Y. S., Yang, W. H., and Juang, S. C. (2000). "The Use of Fuzzy Logic in the Taguchi Method for the Optimisation of the Submerged Arc Welding Process", *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, Vol. 16, No. 9, PP. 688-694.
10. Caporaletti, L. E., Dulá, J. H., and Womer, N. K. (1999). "Performance Evaluation Based on Multiple Attributes With Nonparametric Frontiers", *Omega*, Vol. 27, No. 6, PP. 637-645.
11. Liao, H. C., and Chen, Y. K. (2002). "Optimizing Multi-Response Problem in the Taguchi Method by DEA Based Ranking Method", *International Journal of Quality and Reliability Management*, Vol. 19, No. 7, PP. 825-837.
12. Liao, H. C. (2004). "A Data Envelopment Analysis Method for Optimizing Multi-Response Problem with Censored Data in the Taguchi Method", *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 46, No. 4, PP. 817-835.

13. Gutiérrez, E., and Lozano, S. (2010). "Data Envelopment Analysis of Multiple Response Experiments", *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 34, No. 5, PP. 1139-1148.
14. Ajali, M., and Safari, H. (2011). "Performance Evaluation of Decision Making Units Using the Combined Model of Neural Network Predictive Performance and Data Envelopment Analysis (Case Study: National Iranian Gas Company)", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 45, No. 1, PP. 13-29.
15. Rezaiean, J., and Asgari Nezhad, A. (2014). "Performance Evaluation of Water and Sewage Companies in Mazandaran Province by Using the Model of Data Envelopment Analysis and Artificial Neural Networks", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 48, No. 2, PP. 201-213.
16. Bashiri, M., Kazemzadeh, R.B., Atkinson, A.C., and Karimi, H. (2011). "Metaheuristic Based Multiple Response Process Optimization", *Journal of Industrial Engineering*, Vol. 45, No. 3, PP. 13-23.
17. Chen, M. F., and Tzeng, G. H. (2004). "Combining Grey Relation and TOPSIS Concepts for Selecting an Expatriate Host Country", *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 40, No. 13, PP. 1473-1490.
18. Kuo, Y., Yang, T., and Huang, G. W. (2008). "The Use of Grey Relational Analysis in Solving Multiple Attribute Decision-Making Problems", *Computers and Industrial Engineering*, Vol. 55, No. 1, PP. 80-93.
19. Huang, Y. P., and Yang, H. P. (2004). "Using Hybrid Grey Model to Achieve Revenue Assurance of Telecommunication Companies", *Journal of Grey System*, Vol. 7, No. 1, PP. 38-49.
20. Montgomery, D. C. (2013). *Introduction to Statistical Quality Control*. Hoboken, NJ: Wiley.
21. Menhaj, M. B. (2013). *Fundamentals of Neural Networks*. Amir Kabir University of Technology Publication.
22. Ng, D. K. (1994). "Grey System and Grey Relational Model", *ACM SIGICE Bulletin*, Vol. 20, No. 2, PP. 2-9.
23. Liu, S., and Lin, Y. (2006). "Grey Information: Theory and Practical Applications", Springer Science and Business Media.
24. Li, G. D., Yamaguchi, D., and Nagai, M. (2007). "A Grey-Based Decision-Making Approach to the Supplier Selection Problem", *Mathematical and Computer Modelling*, Vol. 46, No. 3, PP. 573-581.
25. Sengupta, J. K. (2000). "Efficiency Analysis by Stochastic Data Envelopment Analysis", *Applied Economics Letters*, Vol. 7, No. 6, PP. 379-383.
26. Yang, Y. S., Li, L., and Gao, H. L. (1993). "DEA Model for Grey Systems and Its Application", *In Proceedings Intern. AMSE Conference Modeling, Simulation and Control (USTC Press, Hefei, China, 1993)* (PP. 1577-1587).
27. Huang, G. H., Baetz, B. W., and Patry, G. G. (1994). "Grey Dynamic Programming for Waste-Management Planning Under Uncertainty", *Journal of Urban Planning and Development*, Vol. 120, No. 3, PP. 132-156.

واژه‌های انگلیسی به ترتیب استفاده در متن

1. Genichi Taguchi
2. Signal to Noise
3. Data Envelopment Analysis
4. Neuront
5. Analytical Hierarchical Process
6. Principal Component Analysis
7. Artificial Neural Network
8. Back Propagation
9. Multiple Criteria Decision Making
10. Mean Square Error