

# ارائه روشی ابتکاری برای بهینه‌سازی مسائل چندپاسخه‌ی آماری با استفاده از الگوریتم ژنتیک (مطالعه‌ی موردی: تولید کارتن دایکاتی)

مقصود امیری (استادیار)

دانشکده‌ی مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی

سعید فلاح جمشیدی (کارشناس ارشد)

دانشکده مهندسی صنایع و مکانیک، دانشگاه آزاد قزوین

جمشید صالحی صدقیانی (دانشیار)

دانشکده‌ی مدیریت و حسابداری، دانشگاه علامه طباطبائی

قالب دایکات یکی از عوامل مهم و تأثیرگذار در فرایند تولید کارتن دایکاتی است. این عامل به دلیل هزینه‌ی ساخت بالا و تأثیر مستقیم در کیفیت محصول، از اهمیت بالایی در صنعت کارتن‌سازی برخوردار است. در این نوشتار ضمن تجزیه و تحلیل فرایند دایکات ورق‌های برش شده، برای شناسایی عوامل مؤثر بر متغیرهای پاسخ مورد نظر با استفاده از طراحی آزمایشات، سعی بر آن داریم که فرایند را به کمک طرح مرکب مرکزی (یکی از طرح‌های متداول در روش رویه‌ی سطح پاسخ) مدل‌سازی و با استفاده از الگوریتم ژنتیک متغیرهای ورودی تأثیرگذار بر کیفیت محصولات را در حین تولید بهینه کنیم. در انتها ضمن مقایسه‌ی نتایج حاصل از الگوریتم ژنتیک پیشنهادی و دو روش ابتکاری دیگر، به رتبه‌بندی نتایج مذکور توسط روش <sup>۱</sup> TOPSIS می‌پردازیم.

واژگان کلیدی: الگوریتم ژنتیک، رویه‌ی سطح پاسخ، طراحی آزمایشات، طرح مرکب مرکزی، بهینه‌سازی فرایند، روش TOPSIS.

mg\_miri@yahoo.com  
sfjamshidi@yahoo.com  
salehisadaghiyani@yahoo.com

## ۱. مقدمه

امروزه در بحث کنترل کیفیت، بازرسی محصول نهایی و تعیین محصولات سالم و معیوب، جای خود را به کنترل فرایند آماری داده است. در واقع تفکر حاکم بر مؤسسات پیشرو صنعتی عبارت است از کنترل حین فرایند به کمک روش‌ها و علوم آماری. روش‌های طراحی آزمایشات می‌توانند طراحی و توسعه‌ی محصولات و فعالیت‌های مرتبط با حل مشکلات را به میزان قابل توجهی بهبود ببخشند. ناحیه‌ی بهینه برای اجرای یک فرایند معمولاً پس از انجام تعدادی آزمایش و به دست آوردن یک سری مدل تجربی تعیین می‌شود. از دیدگاه ریاضی، هدف پیدا کردن شرایط عملیاتی یا سطح عامل  $(X_1, X_2, \dots, X_k)$  است، تا  $r$  متغیر پاسخ  $(Y_1, Y_2, \dots, Y_r)$  بسته به نوع مسئله کمینه یا بیشینه شوند. بسیاری از مسائل بهینه‌سازی در نظام‌های ساخت واقعاً پیچیده‌اند و به دست آوردن پاسخ برای آنها با استفاده از روش‌های بهینه‌سازی معمولی، کاری بس دشوار است. اخیراً با توجه به پتانسیل روش‌های ابتکاری به عنوان روش‌های بهینه‌سازی مسائل پیچیده، به این روش‌ها توجه خاصی شده و به کارگیری آنها نیز با موفقیت‌هایی همراه بوده است.

در این نوشتار، در بخش ۲ به مرور پیشینه و ادبیات تحقیق، در بخش ۳ به

## ۲. مرور ادبیات

از جمله تحقیقات انجام گرفته در خصوص مسائل بهینه‌سازی با رویکردهای مختلف، می‌توان اشاره کرد به: نوشتاری که در آن اثرات پارامترهای فرایند بر پوشش پلاستیکی با استفاده از طراحی آزمایشات و سری متعامد تاگوچی مشخص شده، و با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک درصد کمینه‌سازی میزان تغییر شکل پوشش پلاستیکی برآمده است.<sup>[۱]</sup> همچنین در نوشتاری دیگر روشی برای تحلیل چند مشخصه‌ی کیفی، هم‌زمان با استفاده از معیار میانگین مربعات خطا ارائه شده و با توجه به مشکل بودن حل مسائل با توابع هدف غیرخطی مرتبه بالا یا چندبعدی، از الگوریتم ژنتیک به منظور حل مسئله‌ی چندپاسخه استفاده شده است.<sup>[۲]</sup>

در تحقیقی دیگر، محققین روش جست‌وجوی سیمپلکس *Nelder - Mead* را به ترتیب با الگوریتم ژنتیک و  $PSO^2$  برای مکان‌یابی جواب‌های بهینه‌ی عمومی، با تمرکز ویژه بر متدولوژی سطح پاسخ ترکیب کردند. هر دو الگوریتم  $NMGA^3$  و  $NMPSO^4$  در عمل به سهولت اجرا می‌شوند و نیازی به محاسبه‌ی مشتق ندارند.<sup>[۲]</sup> پس از آن در تحقیقی دیگر نیز توسعه‌ی یک متدولوژی مؤثر برای تعیین شرایط برش بهینه‌ی بی که منجر به کم‌ترین ناهمواری سطح در فرزکاری سطح ریخته‌گری شود، با استفاده از روش سطح پاسخ و توسعه‌ی الگوریتم ژنتیک مورد بررسی قرار گرفت.<sup>[۴]</sup> پیش از این در سال ۲۰۰۵ محققین در پژوهشی یک روش نظام‌مند برای مدل‌سازی عملی و بهینه‌سازی فرایند تراش فلزات ارائه کردند.<sup>[۵]</sup> طرح عوامل تراش براساس روش سطح پاسخ بوده که در روش مدل‌سازی رگرسیون برای برازش یک مدل آزمایشی، مورد استفاده قرار گرفته است. این مدل تک‌هدفه با استفاده از برنامه‌ریزی غیرخطی بهینه‌سازی شد. در این سال همچنین اثر کاهش تغییر شکل روی پوشش پلاستیکی نازک با استفاده از ترکیب روش طرح آزمایش آماری با روش سطح پاسخ و الگوریتم ژنتیک مورد مطالعه قرار گرفته است.<sup>[۶]</sup> در مورد ایجاد مدل‌های سطح پاسخ و به‌کارگیری روش‌های برنامه‌ریزی غیرخطی، محققین دیگری شرایط بهینه برای فرایند فرآورده‌های لبنی ژاپنی (*tofu*) را بررسی، و نتایج خود را در نوشتاری ارائه کرده‌اند.<sup>[۷]</sup> این در حالی است که در سال ۲۰۰۲ مدل پیش‌بینی زبری سطح برای ماشین‌کاری با استفاده از روش سطح پاسخ مورد بررسی قرار گرفت، به طوری که از ابزار برش کاربید تنگستن با روکش حلیبی برای ماشین‌کاری قطعه‌ی از جنس فولاد نرم استفاده شد. در واقع یک مدل مرتبه دوم برحسب پارامترهای ماشین‌کاری برای پیش‌بینی زبری سطح با استفاده از  $RSM$  توسعه داده شد و از الگوریتم ژنتیک برای بهینه‌سازی تابع هدف استفاده شد.<sup>[۸]</sup> اخیراً نیز با ترکیب تابع مطلوبیت و شبیه‌سازی برگرفته از الگوریتم ژنتیک، روشی جدید برای بهینه‌سازی مسائل آماری چندپاسخه ارائه شده است.<sup>[۹]</sup>

### ۳. تعریف مسئله

کارتن‌های دایکاتی، کارتن‌هایی با ابعاد بسیار دقیق و صادراتی‌اند که برای تولید آنها از دستگاهی به نام ماشین دایکات و قالب دایکات استفاده می‌شود. از آنجا که ابعاد کارتن‌های معمولی دارای تولرانس  $\pm 1/5$  میلی‌متر است اما در کارتن‌های دایکاتی این تولرانس به  $\pm 0/1$  میلی‌متر کاهش می‌یابد، میزان حساسیت و دقت در فرایند تولید این کارتن قابل پیش‌بینی است.

هدف از انجام این تحقیق، تجزیه و تحلیل فرایند دایکات ورق‌های بریده شده و بهینه‌سازی آنها به منظور تنظیم متغیرهای ورودی تأثیرگذار بر کیفیت محصولات این فرایند در حین تولید است. مهندسين فرایند عمده‌ترین عامل مؤثر بر کیفیت کارتن دایکاتی را قالب دایکات این محصول می‌دانند و از نظر آنها تحت شرایط تعریف شده، عملکرد مناسب قالب به پارامترهای ورودی - نظیر جنس تیغه‌های برش، جنس تیغه‌های خط تا، و نوع چوب کاربردی به عنوان سینی در قالب - بستگی دارد.

مسئله‌ی بررسی قالب دایکات از نظر اقتصادی نیز از اهمیت خاصی برخوردار است. در این نوشتار درصدد تعیین عوامل مؤثر بر عملکرد قالب دایکات و نیز تشخیص رابطه بین متغیرهای ورودی با متغیرهای وابسته (خروجی) و در نهایت تعیین سطوح مقداری متغیرهای مستقل (ورودی) با استفاده از الگوریتم ژنتیک هستیم، به نحوی که تعداد ورق‌های دایکاتی سالم تولیدشده توسط قالب و همچنین عمر قالب بیشینه و هزینه‌ی تولید قالب حتی‌المقدور کمیته شود. نتایج به دست آمده

از طریق حل مسئله با استفاده از الگوریتم ژنتیک با روش‌های شبیه‌سازی تریید و جست‌وجوی مستقیم مقایسه خواهد شد.

### ۴. مدل‌سازی مسئله

#### ۴.۱. انتخاب عوامل و تعیین سطوح آنها

با توجه به نظرات کارشناسان سه عامل مؤثر در کیفیت کارتن‌های دایکاتی تولید شده توسط قالب و نیز عمر قالب عبارت‌اند از:

۱. نوع چوب سینی به‌کار رفته در قالب ( $x_1$ );
۲. نوع و جنس تیغه‌های برش به‌کار برده شده در قالب ( $x_2$ );
۳. نوع و جنس تیغه‌های خط تا ( $x_3$ ).

نوع چوب قالب، در عین استحکام باید در برابر فشارهای مختلف، مقاومت و انعطاف‌پذیری لازمه را داشته باشد تا به هنگام عبور قالب از بین سیلندرهای ماشین دایکات، ترک نخورند. از آنجا که ضخامت سینی در دو نوع ۱۶ و ۱۸ میلی‌متری مطرح است، عامل جنس سینی قالب با دو سطح، در مطالعه مطرح می‌شود.

جنس تیغه‌ها نیز به دلیل مؤثر بودن در دقت ابعاد برش در جهات مختلف ورق از اهمیت بالایی برخوردار است. به دلیل اقتصادی نبودن تعویض تیغه‌ها، تنها دو سطح برای این عامل در نظر گرفته می‌شود که با توجه به نظرات و تجربیات کارشناسان و دانش فنی موجود این دو سطح برابر ۳ پتنت و ۴ پتنت هستند.

جنس تیغه‌های خط تا نیز در صورت نداشتن کیفیت مناسب، نمی‌توانند خطوطی با فشار مناسب در ورق ایجاد کنند. از سوی دیگر این تیغه‌ها باید با تیغه‌های برش، از لحاظ ارتفاع هماهنگ باشند که معمولاً  $1\text{mm}$  نسبت به تیغه‌های برش کوتاه‌ترند. همچنین به لحاظ هزینه‌ی تعویض بالا، دقت کافی در انتخاب نوع و جنس تیغه‌های خط تا ضروری است. بنابر نظر کارشناسان، دو سطح (تیغه‌های ۲ پتنت و ۳ پتنت) برای این عامل در نظر گرفته می‌شود.

#### ۴.۲. انتخاب متغیر پاسخ

از آنجا که متغیر پاسخ باید به گونه‌ی تعریف شود که اطلاعات و خصوصیات مهمی از فرایند مورد بررسی را شامل شود. بنابراین در این مطالعه با توجه به تعریف مسئله، متغیرهای پاسخ را چنین معرفی می‌کنیم:

۱) تعداد کارتن دایکاتی سالم تولیدشده از قالب (یعنی داخل و خارج کارتن فاقد ترک بوده، و ضمن کافی بودن فشار خط تا، در نقاط کلیدی کارتن پلیسه وجود نداشته باشد).

۲) عمر قالب دایکات برحسب روز؛

۳) هزینه‌ی ساخت قالب (به تومان).

#### ۴.۳. انتخاب طرح آزمایش

با توجه به نکاتی که در بخش‌های قبلی مطرح شد، یک طرح عاملی  $2^3$  برای انجام آزمایش مناسب به نظر می‌رسد. عوامل و سطوح آنها خلاصه‌وار در جدول ۱ ارائه شده است.

یادآور می‌شود که تمامی آزمایش‌ها روی ورق خاصی برای قالب‌های مختلف (جداول ۲ و ۳) انجام شده، یا براساس ترکیب سطوح عوامل فوق، آزمایش‌های صورت گرفته و نتایج به دست آمده برای متغیرهای پاسخ در جدول ۴ خلاصه شده‌اند. باید

جدول ۴. نتایج اجرای طرح عاملی برای تعیین بهترین قالب.

ردیف	مقادیر کدبندی شده عوامل مؤثر			مقادیر متغیرهای اصلی پس از اجرای آزمایشات طرح مرکب مرکزی		
	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$
۱	-۱	-۱	-۱	۱۵۰۰۰۰	۷۱	۱۱۰۴۰۵
۲	-۱	-۱	۱	۱۶۰۰۰۰	۷۳	۱۰۲۱۵۴
۳	-۱	۱	-۱	۱۹۰۰۰۰	۷۲	۱۰۱۸۰۰
۴	-۱	۱	۱	۲۲۰۰۰۰	۷۲	۱۱۰۰۱۵
۵	۱	-۱	-۱	۲۷۰۰۰۰	۷۳	۱۱۲۵۰۰
۶	۱	-۱	۱	۳۰۰۰۰۰	۷۵	۱۱۰۲۳۱
۷	۱	۱	-۱	۳۵۰۰۰۰	۸۰	۱۲۰۵۳۰
۸	۱	۱	۱	۳۸۰۰۰۰	۸۳	۱۴۷۸۷۰
۹	-۱,۶۸۱۷۹	۰	۰	۱۹۰۰۰۰	۷۶	۱۰۸۱۱۰
۱۰	۱,۶۸۱۷۹۳	۰	۰	۳۵۰۰۰۰	۸۲	۱۴۱۷۵۴
۱۱	-۱,۶۸۱۷۹	۰	۰	۲۵۰۰۰۰	۷۵	۱۱۲۴۵۰
۱۲	۱,۶۸۱۷۹۳	۰	۰	۲۸۰۰۰۰	۸۳	۱۲۵۲۴۰
۱۳	-۱,۶۸۱۷۹	۰	۰	۲۲۰۰۰۰	۷۳	۱۰۵۷۵۰
۱۴	۱,۶۸۱۷۹۳	۰	۰	۲۸۰۰۰۰	۸۵	۱۲۳۴۵۰
۱۵	۰	۰	۰	۲۷۰۰۰۰	۷۶	۱۱۹۸۳۴
۱۶	۰	۰	۰	۲۷۰۰۰۰	۸۰	۱۱۸۲۵۶
۱۷	۰	۰	۰	۲۷۰۰۰۰	۷۹	۱۱۳۵۶۲

تعیین مقدار  $\alpha$  به مشخصات معین و مطلوب برای طرح و به تعداد عوامل مورد بحث بستگی دارد. به همین ترتیب، تعداد اجراهای نقطه‌ی مرکزی که طرح شامل آنهاست نیز به مشخصات معین مورد نیاز برای طرح بستگی دارد. با استفاده از قالب‌های فوق‌الیه‌ی آزمایش‌ها در مدت زمانی حدود ۳ ماه انجام شد. متناسب با متغیرهای پاسخ نتایجی حاصل شد که در جدول ۴ ارائه شده است.

#### ۴.۶. الگوریتم پیشرو [۱۱]

در بسیاری از مسائل رگرسیون چندگانه، متغیر یا مجموعه‌ی متغیرها که باید وارد مدل رگرسیون شوند از قبل مشخص نیستند. آنگاه که نظریه‌ی خاصی درباره‌ی متغیرها وجود ندارد، گزینش متغیرها مهم است. گام اول: تمام الگوهای شامل یک متغیر مستقل را برآزش کنید.

$$F_k = \frac{MSR(X_k)}{MSE(X_k)} \quad k = 1, 2, \dots, p-1 \quad (1)$$

اگر بزرگ‌ترین آنها از یک مقدار از پیش تعیین‌شده  $F_{in}$  (حد بالا برای مقایسه با متغیرهای ورودی) بزرگ‌تر باشد، آنگاه متغیری که دارای بزرگ‌ترین  $F_k$  بوده به مدل اضافه می‌شود. در غیر این صورت برنامه بدون هیچ متغیر مستقلی به پایان می‌رسد. گام دوم: فرض کنید  $x_s$  متغیر انتخاب‌شده در مرحله‌ی اول باشد؛ تمام الگوهای

جدول ۱. عوامل مؤثر بر قالب و سطوح آنها.

ردیف	عامل	اولین سطح	دومین سطح
۱	نوع تیغه‌ی برش	۳ پَنت	۴ پَنت
۲	نوع سینی قالب	۱۶mm	۱۸mm
۳	نوع تیغه‌ی خط تا	۲ پَنت	۳ پَنت

جدول ۲. ترکیب‌های تیماری قالب‌های مختلف.

A	تیغه‌ی برش ۳ پَنت		تیغه‌ی برش ۴ پَنت	
	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا
B	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا	تیغه‌ی خط تا
C	۲ پَنت	۳ پَنت	۲ پَنت	۳ پَنت
تخته‌ی قالب ۱۶mm	(۱)	b	a	ab
تخته‌ی قالب ۱۸mm	C	bc	ac	abc

جدول ۳. نحوه طراحی قالب‌ها براساس ترکیب‌های تیماری.

عوامل	تخته‌ی قالب ۱۶mm	تخته‌ی قالب ۱۸mm
	خط تا	قالب
تیغه‌ی برش ۲ پَنت	شماره ۱	شماره ۲
خط تا	قالب	قالب
تیغه‌ی برش ۳ پَنت	شماره ۳	شماره ۴
خط تا	قالب	قالب
تیغه‌ی برش ۲ پَنت	شماره ۵	شماره ۶
خط تا	قالب	قالب
تیغه‌ی برش ۴ پَنت	شماره ۷	شماره ۸

توجه داشت که به دلیل بالا بودن هزینه‌ی قالب‌ها، تنها یک تکرار از طرح فوق قابل اجرا است و به همین دلیل از یک طرح عاملی ۲۳ بدون تکرار استفاده می‌کنیم.

#### ۴.۴. انجام آزمایش

برای انجام آزمایش ابتدا باید ۸ نوع قالب مطابق جدول ۲ تهیه کرد (با توجه به این که هر سه عامل مربوط به جنس قالب از ابعاد مختلف‌اند، برای انجام آزمایش این قالب‌ها تهیه شدند).

#### ۴.۵. طرح‌های مرکب مرکزی باکس-ویلسون [۱۰]

یک طرح مرکب مرکزی به نام «طرح مرکب مرکزی باکس-ویلسون»، که شامل طرح عاملی یا عاملی کسری است و مندرج با نقاط مرکزی است، با گروهی از نقاط ستاره‌ی که اجازه‌ی تخمین انحناء را می‌دهند، انجام می‌شود. اگر فاصله از مرکز فضای طرح برای یک نقطه‌ی عاملی برابر  $\pm 1$  واحد برای هر عامل باشد، فاصله از مرکز فضای طرح برای یک نقطه ستاره‌ی  $\pm \alpha$  است، به طوری که  $|\alpha| > 1$  است.

جدول ۵. تحلیل همبستگی متغیرهای اصلی (پاسخ).

همبستگی	$y_1$	$y_2$	$y_3$
$y_1$	۱٫۰۰۰۰۰	۰٫۷۸۸۱۹	۰٫۸۲۵۲۸
		۰٫۰۰۰۰۲	۰٫۰۰۰۰۱
$y_2$	۰٫۷۸۸۱۹	۱٫۰۰۰۰۰	۰٫۷۳۸۹۲
	۰٫۰۰۰۰۲		۰٫۰۰۰۰۷
$y_3$	۰٫۸۲۵۲۸	۰٫۷۳۸۹۲	۱٫۰۰۰۰۰
	۰٫۰۰۰۰۱	۰٫۰۰۰۰۷	

جدول ۶. نظر مدیر درباره میزان ارجحیت هر یک از اهداف بردیگری.

i	j	تعداد کارتن تولیدی	عمر قالب	هزینه قالب
تعداد کارتن تولیدی	۱	۱	۲	۲
عمر قالب	۱٫۲	۱	۱	۱
هزینه قالب	۱٫۲	۱	۱	۱

جدول ۷. وزن هر یک از اهداف براساس میزان ارجحیت.

هزینه قالب = $y_3$	عمر قالب = $y_2$	تعداد کارتن تولیدی = $y_1$
$W_3 = ۰٫۲۵$	$W_2 = ۰٫۲۵$	$W_1 = ۰٫۵$

است. با توجه به ماهیت مختلف عوامل، برای تبدیل آنها به یک ماهیت از روش‌های بی‌مقیاس‌سازی که در رابطه‌ی ۷ نشان داده شده، استفاده شده است:

$$r_{ij} = \frac{X_{ij}}{\sum X_{ij}} \quad j = 1, 2, 3 \quad i = 1, 2, 3 \quad (7)$$

پس از بی‌مقیاس‌سازی با استفاده از رابطه‌ی ۷ و محاسبه‌ی متوسط سطری از رابطه‌ی ۸، اوزان به صورت جدول ۷ درمی‌آیند:

$$W_i = \frac{\sum_{j=1}^{n_j} X_{ij}}{n_j} \quad (8)$$

حال با توجه به اوزان به دست آمده به دنبال بیشینه‌سازی تابع هدف ۹ خواهیم بود:

$$Max : Z = \frac{۰٫۵ \times Y_1 + ۰٫۲۵ \times Y_2 - ۰٫۲۵ \times Y_3}{\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2 + Y_3^2}} \quad (9)$$

## ۵. ارائه‌ی الگوریتم ژنتیک پیشنهادی برای بهینه‌سازی

### ۱.۵. تنظیم عملگرهای ژنتیکی

برای استفاده‌ی مفید از الگوریتم ژنتیک ابتدا عملگرهای ژنتیکی را با استفاده از این روش پیشنهادی تنظیم می‌کنیم:

۱. برای هر کدام از عملگرهای تولید مجدد، تقاطع و جهش (جست‌وجو در همسایگی) به صورت تجربی سه سطح مطابق جدول ۸ در نظر گرفته شد.

۲. با توجه به استفاده از یک طرح مرکب مرکزی برای شبیه‌سازی رفتار کروموزوم‌ها، هر تیمار پنج بار اجرا و میانگین آنها به عنوان پاسخ در نظر گرفته شدند (جدول ۹).

شامل دو متغیر مستقل که یکی از آنها  $x_s$  است را برازش کنید و برای هر یک آماره‌ی ۲ را به دست آورید.

$$F_k = \frac{MSR(X_k|X_s)}{MSE(X_k, X_s)} \quad k \neq s \quad (2)$$

متغیر مستقلی که دارای بزرگ‌ترین  $F_k$  باشد، کاندیدای اضافه‌شدن به الگوست؛ اگر مقدار  $F_k$  آن از مقدار از پیش تعیین‌شده‌ی  $F_{in}$  بزرگ‌تر باشد، متغیر بعدی اضافه و در غیر این صورت برنامه به پایان می‌رسد.

گام سوم: فرض کنید در مرحله‌ی دوم  $x_t$  انتخاب شده باشد. حال روش پیشرو به دنبال این است که آیا هر یک از متغیرهای موجود، به غیر از  $x_t$ ، را می‌توان از الگو حذف کرد یا خیر؟ برای هر یک از متغیرها به جز  $x_t$ ، مقدار آماره‌ی ۳ را محاسبه کنید که کوچک‌ترین آنها کاندیدای حذف‌شدن از الگو خواهد بود. اگر این مقدار کوچک‌تر از  $F_{out}$  (حد پایین برای مقایسه با متغیرهای خروجی) باشد، آن متغیر از الگو حذف می‌شود؛ و در غیر این صورت در الگو باقی خواهد ماند.

$$F_k = \frac{MSR(X_k|X_t)}{MSE(X_k, X_t)} \quad t \neq s \quad (3)$$

گام چهارم: این کار تا جایی ادامه دارد که هیچ‌یک از متغیرهای مستقل نه امکان اضافه‌شدن داشته باشند و نه امکان حذف‌شدن. باید توجه داشت که:

۱. متغیر را می‌توان در یک مرحله به الگو اضافه، و در مراحل بعدی حذف کرد.

۲. ترتیب ورود متغیرها به هیچ وجه نشان‌گر اهمیت آنها نیست.

پس از تشکیل مدل با استفاده از روش مرکب مرکزی، به کمک الگوریتم پیشرو برای کسب مدل‌های بهتر با میانگین مربعات خطای کم‌تر اصلاح‌شده، نتیجه چنین به دست می‌آید:

$$y_1 = ۱۱۶۸۲۲ + ۹۰۳۱٫۳۰۷۷۶ * x_1 + ۴۸۶۴٫۶۰۲۱۸ * x_2 + ۴۰۱۲٫۸۴۱۱۹ * x_3 + ۵۸۰۱٫۶۲۵۰۰ * x_1 * x_2 + ۳۱۳۸٫۳۷۵۰۰ * x_1 * x_3 + ۵۷۵۹٫۳۷۵۰۰ * x_2 * x_3 + ۱۷۵۰٫۸۹۹۶۹ * x_1^2 - ۱۹۰۲۰۱۶۷۷ * x_2^2 \quad (4)$$

$$y_2 = ۷۷٫۲۴۲۲۶ + ۲٫۴۲۳۰۲ * x_1 + ۲٫۰۸۳۵۲ * x_2 + ۱٫۹۹۰۳۲ * x_3 + ۱٫۸۷۵۰۰ * x_1 * x_2 - ۰٫۳۷۴۷۸ * x_1 * x_3 \quad (5)$$

$$y_3 = ۲۶۵۰۲۰ + ۶۲۱۷۳ * x_1 + ۲۲۷۳۲ * x_2 + ۱۴۷۱۱ * x_3 + ۷۵۰۰ * x_1 * x_2 - ۷۷۱۳٫۷۸۴۴۹ * x_2^2 \quad (6)$$

## ۷.۴. تحلیل سلسله‌مراتبی برای تعیین ارجحیت پاسخ‌ها [۱۳، ۱۲]

یکی از کارآمدترین روش‌های تصمیم‌گیری فرایند تحلیل سلسله‌مراتبی است که بر پایه‌ی مقایسه‌های زوجی بنا نهاده شده، و امکان بررسی سناریوهای مختلف را به مدیران می‌دهد. در روش تحلیل سلسله‌مراتبی، مقایسات زوجی به‌ازاء یک تصمیم‌گیرنده انجام می‌پذیرد. شرط لازم برای استفاده از روش سلسله‌مراتبی به‌منظور تعیین وزن، مستقل بودن متغیرهای مورد مقایسه به صورت دو به دو نسبت به هم است. لذا برای برقراری شرط یادشده، با استفاده از نرم‌افزار SAS همبستگی متغیرها را بررسی کرده و نتایج حاصله در جدول ۵ ارائه شده است. چنان که مشاهده می‌شود تحت  $\alpha = ۰٫۰۵$  تمام پاسخ‌ها از هم مستقل‌اند. برای تعیین میزان ارجحیت هر یک از اهداف بر دیگری، نظر مدیر شرکت به صورت مضمون جدول ۶ خلاصه شده

جدول ۸. عوامل مؤثر بر عملکرد الگوریتم پیشنهادی و سطوح آنها.

عملگرها	سطوح	پایین	وسط	بالا
$(X_1)$ تولید مجدد		۰/۱۵	۰/۲۰	۰/۲۵
$(X_2)$ تقاطع		۰/۵	۰/۶	۰/۷
$(X_3)$ جست‌وجو در همسایگی		۰	۰/۰۵	۰/۱

جدول ۱۰. تنظیم عملگرهای ژنتیکی.

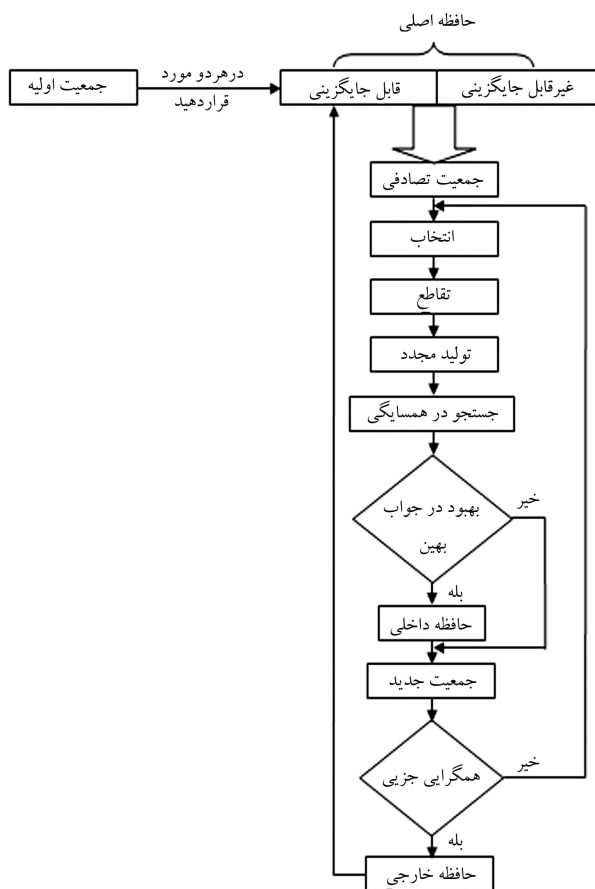
تولید مجدد	تقاطع	جست‌وجو در همسایگی
-۱	۰/۴۲ ≈ ۰	۰/۳۹ ≈ ۰

### ۲.۵. الگوریتم پیشنهادی

مطابق شکل ۱، ابتدا جمعیت اولیه‌ی را به صورت تصادفی ایجاد می‌کنیم. حافظه‌ی اصلی که خود به دو قسمت «غیرقابل جایگزینی» و «قابل جایگزینی» تقسیم می‌شود، از این جمعیت تغذیه می‌شود. بخش غیرقابل جایگزینی حافظه که تحت هیچ شرایطی در طول اجرا تغییر نمی‌کند، برای ایجاد و حفظ پراکندگی لازم در الگوریتم در نظر گرفته می‌شود. در این روش، جمعیت اولیه در شروع هر دوره با احتمال مشخصی از هر دو بخش حافظه انتخاب می‌شود. در طول هر دوره، این روش تحت تأثیر عملکرد عملگرهای ژنتیکی است: روش انتخاب *Tournament*، تقاطع دوقطه‌یی، تولید مجدد و جست‌وجو در همسایگی (جست‌وجو در همسایگی بهترین جواب موجود تا به حال). جست‌وجو در همسایگی باعث تسریع در رسیدن به جواب بهینه خواهد شد. بر این اساس، مجموعه‌یی از نقاط حول نقطه‌ی فعلی را جست‌وجو کرده و نقطه‌یی را می‌یابد که مقدار تابع هدف در آن بیشتر از مقدار نقطه‌ی فعلی است. پس از اتمام هر دوره (یعنی پس از هم‌گرایی ظاهری ایجاد شده) دو کروموزوم غیر غالب (اولی و آخری) را انتخاب و آنها را با محتویات حافظه‌ی خارجی مقایسه می‌کنیم (این حافظه در مرحله‌ی اول خالی است). اگر هر کدام از

جدول ۹. نتایج اجرای آزمایشات طرح مرکب مرکزی.

ردیف	مقادیر کدبندی شده			مقادیر متغیرهای اصلی			مقدار نرمال شده متغیرهای اصلی
	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	
۱	-۱	-۱	-۱	۱۱۳۴۶۰	۷۲,۲۴۵۶	۱۶۵۱۹۰	۰/۲۱۸۶
۲	-۱	-۱	-۱	۱۰۳۶۹۰	۷۶,۲۲۶۳	۱۹۴۶۱۰	۰/۱۳۲۱
۳	-۱	۱	-۱	۱۰۰۰۷۰	۷۲,۶۶۲۷	۱۹۵۶۵۰	۰/۱۱۹۰
۴	-۱	۱	-۱	۱۱۳۳۴۰	۷۶,۶۴۳۳	۲۲۵۰۸۰	۰/۱۱۴۱
۵	۱	-۱	-۱	۱۱۳۶۴۰	۷۳,۳۴۱۷	۲۷۴۵۴۰	۰/۰۵۵۹
۶	۱	-۱	۱	۱۱۶۴۳۰	۷۷,۳۲۲۳	۳۰۳۹۶۰	۰/۰۳۴۹
۷	۱	۱	-۱	۱۲۳۴۶۰	۸۱,۲۵۸۷	۳۳۵۰۰۰	۰/۰۲۴۸
۸	۱	۱	۱	۱۴۹۲۸۰	۸۵,۲۳۹۳	۳۶۴۴۲۰	۰/۰۵۳۰
۹	-۱/۶۸	۰	۰	۱۰۶۵۹۰	۷۲,۱۰۷۲	۱۶۰۴۶۰	۰/۰۲۰۶۸
۱۰	۱/۶۸	۰	۰	۱۳۶۹۶۰	۸۰,۲۵۷۲	۳۶۹۵۸۰	۰/۰۲۶۳
۱۱	۰	-۱/۶۸	۰	۱۰۸۶۴۰	۷۳,۷۳۸۲	۲۲۶۷۹۰	۰/۰۹۸۶
۱۲	۰	۱/۶۸	۰	۱۲۵۰۰۰	۸۰,۷۴۶۳	۳۰۳۲۵۰	۰/۰۵۴۸
۱۳	۰	۰	-۱/۶۸	۱۰۴۶۹۰	۷۳,۸۹۵۰	۲۱۸۴۶۰	۰/۰۹۸۸
۱۴	۰	۰	۱/۶۸	۱۱۸۱۹۰	۸۰,۵۸۹۶	۲۶۷۹۴۰	۰/۰۷۴۰
۱۵	۰	۰	۰	۱۱۱۵۲۶	۷۲,۶۸۵۴	۱۷۲۷۲۱	۰/۱۹۶۹
۱۶	۰	۰	۰	۱۱۲۶۷۶	۷۲,۶۸۵۴	۱۷۲۷۲۱	۰/۰۲۰۰۵
۱۷	۰	۰	۰	۱۱۰۹۳۰	۷۳,۰۸۳۴	۱۷۷۲۰۶	۰/۱۸۶۱



شکل ۱. فلوچارت الگوریتم پیشنهادی.

به کمک نرم‌افزار *SAS* و داده‌های به دست آمده از شبیه‌سازی جدول ۹، رابطه‌ی بین متغیرهای مستقل و پاسخ به صورت رابطه‌ی ۱۰ است:

$$\begin{aligned}
 & 3852 - 0.082134 * X_1 - 0.02215 * X_2 - \\
 & 0.011663 * X_3 - 0.041984 * X_1 * X_2 + 0.014678 * X_1 * X_3 + \\
 & 0.016359 * X_2 * X_3 - 0.055595 * X_1 * X_2 + 0.025529 * X_1 * X_3 - \\
 & 0.049429 * X_2 * X_3 - 1 \leq X_i \leq 1 \quad i = 1, 2, 3 \quad (10)
 \end{aligned}$$

با استفاده از روش شیب توأم، و با توجه به محدودیت‌های موجود، جواب مدل مذکور به صورتی است که در جدول ۱۰ ارائه شده است.

جدول ۱۱. نتایج به دست آمده از اجرای الگوریتم‌های مختلف.

	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$X_1$	$X_2$	$X_3$
الگوریتم ژنتیک	۱۱۳۴۶۱/۵۱	۷۲/۲۵	۱۶۵۱۹۰/۲۲	-۱	-۱	-۱
الگوریتم جستجوی مستقیم	۱۰۳۶۹۰	۷۶/۲۲۶۳	۱۹۴۶۱۰	-۱	-۱	-۱
شبیه‌سازی تبرید <i>simulated annealing*</i>	۱۰۶۷۷۰	۷۲/۴۵۴۱	۱۸۰۴۲۰	-۱	۰	-۱

جدول ۱۲. تصمیم‌گیری برای روش Topsis.

اوزان	$W_1 = 0.5$	$W_2 = 0.25$	$W_3 = 0.25$	
پاسخ‌ها	$Y_1$	$Y_2$	$Y_3$	$cli^+$
روش‌ها				
GA	۱۱۳۴۶۱/۵۱	۷۲/۲۵	۱۶۵۱۹۰/۲۲	۰/۱۸
SA	۱۰۶۷۷۰	۷۲/۴۵۴۱	۱۸۰۴۲۰	۰/۶۶
الگوریتم جستجوی مستقیم	۱۰۳۶۹۰	۷۶/۲۲۶۳	۱۹۴۶۱۰	۰/۸۱

### ۵.۲.۵. تابع برازندگی

تابع برازندگی برای مسئله‌ی یادشده، با توجه به مدل‌ها و اوزان به دست آمده، به صورت فرمول ۱۳ خواهد بود:

$$Max : Z = \frac{0.5 \times Y_1 + 0.25 \times Y_2 + 0.25 \times Y_3}{\sqrt{Y_1^2 + Y_2^2 + Y_3^2}}$$

s.t. :

$$-1 < x_i < 1 \quad i = 1, 2, 3 \quad (13)$$

به طوری که  $Y_i$  ها طبق معادلات ۴، ۵ و ۶ خواهند بود. لازم به ذکر است که در اینجا شرط توقف الگوریتم، گذشت زمانی به مدت ۱ دقیقه در نظر گرفته شده است. برای ارزیابی و مقایسه‌ی نتایج ارائه شده توسط الگوریتم پیشنهادی، نتایج حاصل از حل این مسئله با دو روش ابتکاری دیگر به شرح جدول ۱۱ ارائه شده است. تصمیم‌گیری برای انتخاب بهترین جواب از طریق روش Topsis صورت گرفت که نتیجه به صورت جدول ۱۲ خواهد بود.

### ۶. نتیجه‌گیری

در این نوشتار پس از تعیین رابطه‌ی متغیرهای مستقل و وابسته، و نیز تعیین سطوح مطلوب عوامل مؤثر بر تعداد کارتن تولیدی سالم، عمر قالب و هزینه به عنوان متغیرهای مستقل، بین الگوریتم GA پیشنهادی با دو روش شبیه‌سازی تبرید و جست‌وجوی مستقیم مقایسه‌ی انجام شد. جست‌وجو براساس تابع هدف (رابطه‌ی ۱۰) صورت گرفت. بدین ترتیب، با توجه به نتایج درج شده در جدول ۱۲ پاسخ ارائه شده توسط الگوریتم ژنتیک پیشنهادی مورد قبول است. در نهایت طبق مراحل طی شده حالت بهینه‌ی فرایند - یا بهترین ترکیب عوامل - حالتی است که در آن از تیغی برش ۳ پنبه و تیغی خط نای ۲ پنبه و سینی ۱۶ میلی‌متری استفاده کنیم. همچنین می‌توان دریافت که الگوریتم ژنتیک یکی از ابزارهای مناسب در بهینه‌سازی فرایندهای آزمایشی است، هنگامی که آزمایش‌گر برای فرایند مدلی در نظر نمی‌گیرد. به هر حال بهینه‌سازی الگوریتم ژنتیک نیازمند انتخاب مناسب پارامترهایی همچون «اندازه

آنها (با هر دو) در مقایسه با کروموزوم‌های حافظه‌ی خارجی غیرغالب بودند، آنها را در حافظه‌ی خارجی قرار داده و همی بردارهای غالب را از حافظه‌ی خارجی حذف می‌کنیم. این دو بردار همچنین با محتویات بخش قابل جایگزینی از حافظه‌ی اصلی مقایسه می‌شوند. چنانچه هر یک از این کروموزوم‌ها بر هر یک از کروموزوم‌های موجود در حافظه‌ی اصلی غلبه کند، جایگزین آن خواهد شد. در الگوریتم ارائه شده، بردارهای غیر غالبی که در هر دوره تولید شده ذخیره می‌شود؛ این امر باعث هدر رفتن اطلاعات ارزشمند حاصل از فرایند تکاملی می‌شود. نکته‌ی قابل توجه این‌که، اگر حافظه‌ی اصلی را با جواب‌های کم‌اهمیت (یعنی بهترین جواب‌های به دست آمده از هم‌گرایی ظاهری) جایگزین کنیم، به تدریج در جواب هم‌گرایی خواهیم داشت، زیرا تقاطع و جهش احتمال زیادی برای رسیدن به پارتوی درست، در مسائلی با زمان بالا دارند.<sup>[۱۲]</sup>

### ۱.۲.۵. کدگذاری

از آنجا که درصدد یافتن سطوح بهینه هستیم، کدگذاری کروموزوم‌ها طبق جدول ۴ خواهد بود. در این صورت هر کروموزوم شامل اعداد صفر، ۱ یا -۱ خواهد بود.

### ۲.۲.۵. تکامل

فرایند تکامل تدریجی برازندگی کروموزوم شامل سه مرحله است:

۱. تبدیل ژنوتایپ کروموزوم به فنوتایپ (تبدیل رشته‌ها به مقادیر حقیقی)؛

$$x^k = (x_1^k, x_2^k, x_3^k) \quad k = 1, 2, \dots, pop - size \quad (11)$$

۲. ارزیابی تابع هدف؛

$$eval(v_k) = f(x^k) = (x_1^k, x_2^k, x_3^k) \quad k = 1, 2, \dots, pop - size \quad (12)$$

۳. تبدیل مقدار تابع هدف به مقدار برازندگی. برای پیشینه‌کردن مسئله، مقدار برازندگی همان مقدار تابع هدف خواهد بود.

تابع ارزیابی نقش محیط پیرامون را بازی می‌کند و کروموزوم‌ها را برحسب برازندگی‌شان می‌سنجد و ارزیابی می‌کند.

### ۳.۲.۵. انتخاب<sup>[۱۵]</sup>

روش Tournament شبیه روش رتبه‌بندی است اما به لحاظ محاسباتی، کارایی آن برای پیاده‌سازی بیشتر و ساده‌تر است. در این روش ابتدا دو کروموزوم از جمعیت به صورت تصادفی انتخاب شده، سپس یک عدد تصادفی بین صفر و یک ( $r$ ) تولید می‌شود. اگر  $r < k$  باشد ( $k$  را پارامتری مثلاً برابر ۰/۷۵ در نظر بگیرد) کروموزومی که دارای برازندگی بیشتری است انتخاب می‌شود، در غیر این صورت کروموزوم دیگری انتخاب خواهد شد. در ادامه هر دو کروموزوم را به مکان خود در جمعیت برمی‌گردانند؛ به عبارت دیگر از جمعیت حذف نمی‌شود و انتخاب مجدد آن محتمل است. این روش توسط گلدبرگ و در سال ۱۹۹۱ ارائه شد.<sup>[۱۶]</sup>

### ۴.۲.۵. تقاطع و جست‌وجو در همسایگی

تقاطع و جهش دو عملگر مهم در میزان کارایی الگوریتم ژنتیک هستند. نوع و اجرای عملگرها به کدگذاری و همچنین نوع مسئله بستگی دارد. در الگوریتم ارائه شده به جای عملگر جهش از عملگر جست‌وجو در همسایگی، و برای تقاطع از روش دوقطبی استفاده شده است. برای جست‌وجو در همسایگی، ژنی را به صورت تصادفی انتخاب و با یکی از دو حالت دیگر (۱، ۰، -۱) تعویض می‌کند.

آزمایش ناقصی وجود داشته باشد از آنجا که مقادیر پاسخ ناکامل می‌ماند مدل به‌طور کامل نمی‌تواند برآورد شود. مزیت بزرگ الگوریتم ژنتیک بر روش سطح پاسخ بی‌نیازی آن از برآورد مدل‌های آزمایشی است. از این رو نتایج حاصل از روش الگوریتم ژنتیک نسبت به روش سطح پاسخ (در نواحی بی‌قاعده) بهتر است.

جمعیت»، «تعداد نسل‌های تولیدی» و... است؛ در غیر این صورت فضای جست‌وجو به‌طور کامل بررسی نخواهد شد. مشکل روش‌های سطح پاسخ در نواحی بی‌قاعده این است که توانایی آنها در به‌دست آوردن نقاط بهینه به‌شدت به برآورد مدل‌های رگرسیونی مناسب برای متغیرهای پاسخ وابسته است. اگر از نظر عملکرد نقاط

### پانویس

1. technique for order preference by similarity to ideal solution
2. particle swarm optimization
3. nelder mead genetic algorithm
4. nelder mead particle swarm optimization

### منابع

1. Ozcelik, B., and Erzurumlu, T. "Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm", *Journal of Materials Processing Technology*, **171**, pp. 437-445 (2006).
2. Koksoy, O., and Yalcinoz, T. "Mean square error criteria to multiresponse process optimization by a new genetic algorithm", *Applied Mathematics and Computation*, **175**, pp. 1657-1674 (2006).
3. Shu-Kai, S., and Yun-Chia Liang, F. "A genetic algorithm and a particle swarm optimizer hybridized with Nelder-Mead simplex search", *Computers & Industrial Engineering*, **50**, pp. 401-425 (2006).
4. Oktem, H., and Erzurumlu, T. "Application of response surface methodology in the optimization of cutting conditions for surface roughness", *Journal of Materials Processing Technology*, **170**, pp. 11-16 (2005).
5. Krajnik, P. "Design of grinding factors based on response surface methodology", *Journal of Materials Processing Technology*, **162-163**, pp. 629-636 (2005).
6. Ozcelikt, B., and Erzurumlu, T. "Determination of effecting dimensional parameters on warpage of thin shell plastic parts using integrated response surface method and genetic algorithm", *International Communications in Heat and Mass Transfer*, **32**, pp. 1085-1094 (2005).
7. Ming-Ju Chen. "Optimization on response surface models for the optimal manufacturing conditions of dairy tofu", *Journal of Food Engineering*, **68**, pp. 471-480 (2005).
8. Suresh, P. V. S., and Venkateswara Rao, P. "A genetic algorithmic approach for optimization of surface roughness prediction model", *International Journal of Machine Tools & Manufacture*, **42**, pp. 675-680 (2002).
9. Pasandideh, H.R., and Akhavan Niaki, T. "Multi-response simulation optimization using genetic algorithm within desirability function framework", *Applied Mathematics and Computation*, **175**, (1), pp.366-382 (2006).
10. Myers, R.H., and Montgomery, D.C. *Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments*, John Wiley & it Sons, New York, NY (1995).
11. Hocking, R.R. "The analysis and selection of variables in linear regression", *Biometrics*, **32**, pp. 1-50 (1976).
12. Liu, D.; Duan, G.; Lei, N., and Wang, J.S. "Analytic hierarchy process based decision modeling in CAPP development tools", *Advanced Manufacturing Technology*, (1999).
13. Barbarosoglu, G., and Yazgac, T. "An application of the analytic hierarchy process to the supplier selection problem", *Production and Inventory Management Journal 1st quarter*, PP. 14-21 (1997).
14. Goldberg, D.E. *Sizing populations for serial and parallel genetic algorithms*, J. David Schaffer (ed.), *Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms* (pp. 70-79), San Mateo, California, Morgan Kaufmann Publishers, (1989).
15. Melanie, M. *An Introduction to Genetic Algorithms*, A Bradford Book the MIT Press, ISBN 0-262-13316-4 (HB) (1996).
16. Goldberg, D.E., and Deb, K. "A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms", In G. Rawlins, *Foundations of Genetic Algorithms*, Morgan Kaufmann, (1991).

