

ارائه یک مدل تلفیقی از الگوریتم های شبیه سازی تبرید^۱

و الگوریتم ژنتیک^۲ برای بهینه سازی فرآیند تولید خوراک دام

مقصود امیری*

** سارا حاتمی

*** سید مصطفی موسوی

چکیده

تحقیق حاضر به تعیین ترکیب بهینه عوامل مؤثر در تولید خوراک دام پرداخته است. خوراک دام ارتباط کاملاً مستقیمی با سلامت دام دارد. با توجه به اینکه در این تحقیق از اطلاعات مسئله ای واقعی استفاده شده است، نتایج آن می تواند قابل ملاحظه باشد. متدلورژی سطح پاسخ و فرآیند طراحی آزمایشات به کمک هم می توانند بطور مؤثر در مدل سازی و بهبود سیستم تولید خوراک دام که بیش از یک عامل تاثیر گذار دارد، به کار روند. بعد از شناسایی عوامل مؤثر، طراحی آزمایشات به کمک طرح مرکب مرکزی انجام می شود. اثر متقابل عوامل مؤثر و مستقل با روش پیشرو بررسی و یک مدل نهایی از عوامل مستقل ارائه می شود. با توجه به پیوسته بودن فضای مسئله و مشکل بودن حل مسائل با توابع هدف غیرخطی

1- Simulated Annealing (SA)

2- Genetic Algorithm (GA)

* عضو هیات علمی دانشگاه علامه طباطبایی، mg_amiri@yahoo.com

** دانش آموزانه کارشناسی ارشد مهندسی صنایع، دانشگاه آزاد اسلامی قزوین، sara.hatami83@gmail.com

مرتب بالا، متاهیورستیک با نام "ترکیب تبرید ژنتیک" برای حل مسئله پیشنهاد می‌شود. الگوریتم پیشنهادی به صورت موازی فضای حل را جستجو می‌کند. در ادامه برای مقایسه کارایی عملکرد الگوریتم پیشنهادی، الگوریتم دیگری با نام شبیه سازی تبرید که به صورت نقطه‌ای فضای حل را جستجو می‌کند، ارائه می‌شود. در انتها بین نتایج نهایی دو الگوریتم مقایساتی با توجه به درصد بهبود در نتایج نهایی نسبت به حل‌های اولیه انجام شده است.

واژه‌های کلیدی: طرح مرکب مرکزی، روش پیشرو، الگوریتم شبیه سازی تبرید، الگوریتم ترکیبی تبرید ژنتیک

مقدمه

متدولوژی سطح پاسخ (RSM)^۱، یک روش آماری است که بر پایه مدل غیر خطی چند متغیره بنا نهاده شده است (موندرا و همکاران، ۲۰۰۶). این روش مجموعه‌ای از تکنیک‌های آماری و ریاضی مفید است که برای توسعه، بهبود و بهینه سازی فرآیندها به کار می‌رود. از کاربردهای مهم این روش می‌توان طراحی، توسعه، تنظیم و فرمول‌بندی محصولات جدید، به نحوی که در طراحی محصولات جدید بهبود حاصل گردد، را نام برد (مایرز و مونتگومری، ۱۹۹۵).

گسترده ترین کاربرد متدولوژی سطح پاسخ در صنعت، زمانی است که چندین متغیر ورودی بالقوه وجود دارد که بر ارزش‌های کارایی و مشخصه‌های کیفی محصول تاثیر می‌گذارند. ارزش کارایی یا مشخصه‌های کیفی محصول، متغیر پاسخ نامیده می‌شود و در اکثر مسائل منطبق با واقعیت، بیش از یک متغیر پاسخ وجود دارد. متغیرهای ورودی همان متغیرهای مستقل مسئله تحت بررسی می‌باشند که با توجه به پاسخ تعیین می‌شوند (مایرز و مونتگومری، ۱۹۹۵).

در بسیاری از تحقیقات مرتبط با صنعت، از متدولوژی سطح پاسخ برای تعیین ترکیب بهینه متغیرهای ورودی جهت رسیدن به مقادیر ایده‌آل متغیرهای پاسخ استفاده شده است. از جمله صنایع و مواردی که از متدولوژی سطح پاسخ برای تعیین ترکیب بهینه

اجزای سازنده ترکیب استفاده شده می توان به موارد زیر اشاره نمود: صنایع غذایی (لی و همکاران، ۲۰۰۶، سین و همکاران، ۲۰۰۶، وونگ و همکاران، ۲۰۰۳، یوسف و همکاران، ۱۹۸۸) که برای بهینه سازی فرآیند تولید آب میوه از این روش استفاده شده است. از کاربردهای این روش در صنایع تولید ساختمانی می توان به تولید سیمان (پیستا و گراییک، ۲۰۰۴) برای بررسی تاثیر فاکتورهای نسبت آب به سیمان، (کومس و کورتویس، ۲۰۰۳) میزان سختی پذیری و تقویت سیمان، (اوکتما و ارزورملو، ۲۰۰۵) توسعه یک متدولوژی مؤثر برای تعیین شرایط برش بهینه که منجر به کمترین ناهمواری سطح در فرز کاری سطح ریخته گری شود و بسیاری از کاربردهای مؤثر دیگر اشاره نمود.

از جمله تحقیقاتی که در خصوص مسائل بهینه سازی با رویکردهای مختلف انجام گرفته، می توان به موارد ذیل اشاره نمود: اوزکلیک و ارزورملو (۲۰۰۶) طی مقاله ای اثرات پارامترهای فرآیند را روی پوشش پلاستیکی با استفاده از طراحی آزمایشات و سری متعامد تاگوچی مشخص و با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی و ترکیب آن با الگوریتم ژنتیک سعی در کمینه نمودن مقدار تغییر شکل پوشش پلاستیکی داشته اند. ککسوی و یالسینوز (۲۰۰۶) طی مقاله ای روشی برای تحلیل چند مشخصه کیفی به صورت همزمان با استفاده از معیار میانگین مربعات خطا ارائه نموده اند و با توجه به مشکل بودن حل مسائل با توابع هدف غیرخطی مرتبه بالا یا چند بعدی، الگوریتم ژنتیک را جهت حل مسئله چند پاسخ بکار گرفته اند. شوکای و همکاران (۲۰۰۶) طی مقاله ای روش جستجوی سیمپلکس Nelder-Mead را به ترتیب با الگوریتم ژنتیک و PSO^۱ جهت مکان یابی جواب های بهینه عمومی، با تمرکز ویژه بر متدولوژی سطح پاسخ ترکیب نمودند. هر دو الگوریتم NM-GA^۲ و NM-PSO^۳ به سهولت در عمل اجرا شده و نیازی به محاسبه مشتق ندارند.

اوکتما و ارزورملو (۲۰۰۵) در مقاله ای بر روی توسعه یک متدولوژی مؤثر برای تعیین شرایط برش بهینه که منجر به کمترین ناهمواری سطح در فرز کاری سطح

ریخته گری شود، با استفاده از روش سطح پاسخ و توسعه الگوریتم ژنتیک تمرکز نمودند. کراجنیک (۲۰۰۵) در مقاله خود یک روش سیستماتیک برای مدل سازی عملی و بهینه سازی فرآیند تراش فلزات ارائه کرده است. طرح عوامل تراش بر اساس متدولوژی سطح پاسخ بوده که تکنیک مدل سازی رگرسیون برای برازش یک مدل آزمایشی، مورد استفاده قرار گرفته است. بهینه سازی این مدل تک هدفه با استفاده از برنامه ریزی غیرخطی صورت یافته است.

از کلیک و ارزورملو (۲۰۰۵) اثر کاهش تغییر شکل روی پوشش پلاستیکی نازک را با استفاده از ترکیب روش طرح آزمایش آماری با متدولوژی سطح پاسخ و الگوریتم ژنتیک مورد مطالعه قرار داده اند. چن (۲۰۰۵) در مورد ایجاد مدل های سطح پاسخ و بکارگیری روش های برنامه ریزی غیرخطی ترتیبی برای به دست آوردن شرایط فرآیند بهینه برای توفو^۱ (فرآورده لبنی ژاپنی)، بررسی و نتایج خود را در مقاله ای ارائه نموده است. سورش (۲۰۰۲)، مطالعه ای روی مدل پیش بینی زبری سطح برای ماشین کاری با استفاده از رویه سطح پاسخ انجام داده، بطوری که از ابزار برش کاربرد تنگستن با روکش حلبی برای ماشین کاری قطعه ای از جنس فولاد نرم استفاده نموده است. در واقع یک مدل مرتبه دوم برحسب پارامترهای ماشین کاری را برای پیش بینی زبری سطح با استفاده از متدولوژی سطح پاسخ توسعه داده و از الگوریتم ژنتیک برای بهینه سازی تابع هدف استفاده نموده است. پسندیده و اخوان نیکی (۲۰۰۶) با ترکیب تابع مطلوبیت و شبیه سازی برگرفته از یک الگوریتم ژنتیک، روشی جدید برای بهینه سازی مسائل آماری چند پاسخی ارائه نمودند.

در این تحقیق سعی شده تا به بررسی تولید خوراک دام از تفاله پرتقال و بهینه سازی ترکیب تولید خوراک دام با متدولوژی سطح پاسخ پرداخته شود. مقاله به صورت زیر سازماندهی شده است:

در بخش دوم ابتدا به تشریح مساله از جمله متغیرهای مؤثر در تولید مساله و سطوح مورد بررسی پرداخته و سپس روش طراحی آزمایشات و روش انتخاب متغیرهای مستقل بیان می شود. در بخش سوم به معرفی الگوریتم های متاهیورستیک با نام

شبیه سازی تبرید و تبرید ژنتیک که تلفیق جدیدی از دو الگوریتم ژنتیک و شبیه سازی تبرید است، پرداخته شده است. در بخش چهارم تجزیه و تحلیل حاصل از الگوریتم های پیشنهادی برای حل مسئله نشان داده شده است و در بخش پنجم نتایج و پیشنهادات آتی ذکر می شود.

طراحی آزمایشات و ارائه مدلی از متغیرهای مستقل

معرفی عوامل مؤثر

هدف از انجام این پروژه، مطالعه، بررسی و تجزیه و تحلیل فرآیند تولید خوراک دام از تفاله پرتقال به منظور تنظیم متغیرهای ورودی تأثیرگذار بر کیفیت محصولات این فرآیند در حین تولید است. بررسی عوامل مؤثر بر تولید خوراک دام از نظر اقتصادی اهمیت زیادی خواهد داشت. در نتیجه تعیین میزان دقیق آنها در تولید بسیار مهم است و هرگونه کوتاهی و عدم دقت در میزان عوامل مؤثر در تولید اثر مستقیمی در کیفیت محصول داشته و منجر به کیفیت نامرغوب محصول تولیدی شده و باعث ضرر اقتصادی می شود.

متغیرهای ورودی تأثیرگذار بر کیفیت محصولات، با توجه به نظر سنجی به عمل آمده از مهندسين فرآیند شامل موارد زیر است:

- رطوبت تفاله ورودی (X1)
- دمای خشک کن (X2)
- درصد آهک اضافه شده (X3)

رطوبت تفاله

رطوبت تفاله ورودی که اغلب اوقات حدود ۸۰٪ است، نتیجه آبرگیری مناسب پرتقال می باشد که این رطوبت گاهی اوقات بیشتر و یا کمتر از ۸۰٪ می شود. افزایش بیش از حد رطوبت تفاله ورودی باعث عدم کارایی خشک کن، رطوبت بالای خروجی محصول تولید شده و سیاه شدن سطحی تفاله به علت سوختن سریع آن در مقابل رطوبت بالا می شود و رطوبت پایین نیز موجب سوختن تفاله و از دست دادن

مواد مغذی خوراک می گردد.

دمای خشک کن

دمای خشک کن باید در حد معقولی باشد. دمای بسیار زیاد منجر به سوختن تفاله‌ها و مواد مغذی خوراک می‌شود و دمای پایین موجب می‌شود تا رطوبت خروجی در خوراک تولید شده بیش از حد معمول شود و موجب افزایش رشد قارچ یا باکتری در خوراک گردد.

درصد آهک اضافه شده

میزان مناسب آهک هیدراته ($\text{Ca(OH}_2\text{)}$) اضافه شده به تفاله‌ها موجب می‌شود تا رطوبت پخش شده در تمام تفاله تا اندازه‌ای به وسیله آهک گرفته شود و در حقیقت نقش کاهنده رطوبت تفاله‌ها و انتقال آنها به سطح را دارد.

معرفی متغیر پاسخ

متغیر پاسخ باید بگونه‌ای تعریف شود که اطلاعات و خصوصیات مهمی از فرآیند مورد بررسی را در بر گیرد، بنابراین در این تحقیق با توجه به تعریف مسئله، متغیرهای پاسخ به صورت زیر معرفی می‌شوند:

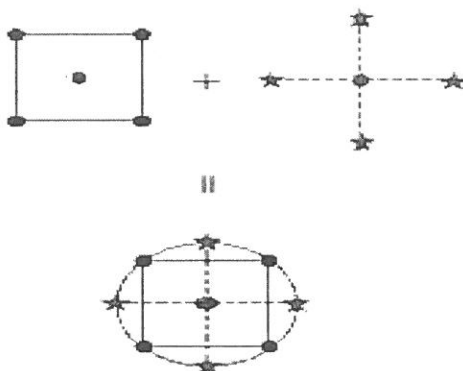
رطوبت خوراک دام تولیدی (y_1)

وزن خوراک دام تولید شده (y_2)

طراحی آزمایشات

برای طراحی آزمایشات از طرح مرکب مرکزی باکس - ویلسون (مایرز و مونتگومری، ۱۹۹۵) استفاده شده است. این طرح شامل طرح عاملی یا عاملی کسری مندرج با نقاط مرکزی است. یعنی افزایش با گروهی از نقاط ستاره‌ای که اجازه تخمین انحناء را می‌دهند. اگر فاصله از مرکز فضای طرح برای یک نقطه عاملی ± 1 واحد برای هر عامل باشد، فاصله از مرکز فضای طرح برای یک نقطه ستاره‌ای $\pm \alpha$ است، بطوری که $|\alpha| > 1$ باشد. تعیین مقدار α به مشخصات معین مطلوب برای طرح و تعداد عوامل مورد بحث بستگی دارد. بطور مشابه، تعداد اجراهای نقطه مرکزی

که طرح شامل آنهاست نیز به مشخصات معین مورد نیاز برای طرح بستگی دارد. شکل ۱ یک طرح مرکب مرکزی با دو عامل را نشان می دهد.



شکل ۱. ایجاد یک طرح مرکب مرکزی برای دو عامل

یک طرح مرکب مرکزی همیشه شامل دو برابر نقاط ستاره ای بیشتر از عوامل موجود در طرح است. نقاط ستاره ای مقادیر کراندار جدید (پایین و بالا) برای هر عامل در طرح را نشان می دهند. با توجه به اینکه طرح عاملی در نظر گرفته شده یک طرح کامل است، مقادیر α به عنوان تابعی از تعداد عوامل به صورت زیر محاسبه می شود:

$$\alpha = [2^k]^{1/4} \quad (1)$$

در این رابطه k تعداد عوامل است، لذا مقدار α برای مسئله تحت بررسی برابر با ۱,۶۸۱۷ می شود. در جدول ۱، عوامل و سطوح مورد نظر نشان داده شده است و آزمایشات برای ترکیب عوامل و سطوح گوناگون با استفاده از طرح مرکب مرکزی در جدول ۲ آمده است.

جدول ۱. سطوح عوامل

ردیف	عامل	سطح اول	سطح دوم
۱	رطوبت تفاله ورودی	۷۶٪	۹۰٪
۲	دمای خشک کن	۴۸۰°C	۶۰۰°C
۳	درصد آهک اضافه شده	۰,۷٪	۱,۵٪

جدول ۲. اندازه های کد شده و کد نشده متغیر های آزمایشی

عامل	مقدار کد شده				
	-1.6817	-1	0	1	1.6817
رطوبت تفاله ورودی (%)	71.22	76	83	90	94.77
دمای خشک کن (Co)	439.098	480	540	600	640.902
درصد آهک اضافه شده (%)	0.4273	0.7	1.1	1.5	1.7727

مطابق آنچه که در جدول ۲ مشاهده می شود، فاصله از مرکز فضای طرح برای یک نقطه ستاره ای ± 1.6817 در نظر گرفته شده است و مقادیر اصلی عوامل که متناسب با این نقطه ستاره ای می باشند، از فرمول زیر تعیین شده است.

$$x_i = \frac{X_i - \left(\frac{UB + LB}{2}\right)}{\left(\frac{UB - LB}{2}\right)} \quad (2)$$

در این رابطه UB و LB به ترتیب حد بالا و حد پایین عوامل است که با توجه به جدول ۱ تعیین می شوند و x_i مقدار کد شده معادل با سطوح عوامل است که در اینجا شامل اعداد مجموعه $\{\pm 1.6817, \pm 1, 0\}$ می باشند. مقادیر واقعی سطوح عوامل نیز با X_i نشان داده می شود که با توجه به هر مقدار از x_i به دست می آید. ارزش خروجی ها (متغیر های پاسخ) با اجرای آزمایشات برای حالت های ترکیبی سطوح عوامل در جدول ۳ نشان داده شده است.

تعیین متغیر های مستقل

برای تعیین متغیر های مستقل از بین متغیر های موجود در مدل از روش های متعددی

استفاده می شود. از آن جمله می توان روش های زیر را نام برد:

- روش MSE
- روش R^2
- روش پیشرو (Forward)

جدول ۳. سطح پاسخ طرح مرکب مرکزی و داده های تجربی

RUN	X1	X2	X3	Y1	Y2
1	-1	-1	-1	6.8	9.1
2	-1	1	1	5.3	8.5
3	1	-1	1	7.6	10.1
4	1	1	-1	7.3	9.7
5	0	0	0	6.1	9.5
6	0	0	0	5.9	9.6
7	-1	-1	1	6.5	9
8	-1	1	-1	5.6	8.6
9	1	-1	-1	8	10.4
10	1	1	1	6.9	9.3
11	0	0	0	6.2	9.4
12	0	0	0	6	9.5
13	-1.6817	0	0	5.4	8.7
14	1.6817	0	0	6.7	9.7
15	0	-1.6817	0	6.9	9.9
16	0	1.6817	0	5.4	9.3
17	0	0	-1.6817	6.3	9.8
18	0	0	1.6817	5.7	9.3
19	0	0	0	5.9	9.6
20	0	0	0	6	9.5

در این بررسی از روش پیشرو برای انتخاب متغیرهای مستقل استفاده شده است که مراحل انجام این روش به شرح زیر است.

قدم (۱): مشخص کردن یک مقدار حداقل و حداکثر برای پذیرش یا رد متغیر وارد شده به مدل که آنها را به ترتیب Fout و Fin می نامند.

قدم (۲): تمام الگوهای شامل یک متغیر مستقل را برازش کرده و ارزش‌های $SSE(x_k)$ و $SSR(x_k)$ هر الگو محاسبه می شود. $SSE(x_k)$ مجموع مربعات خطا با وجود متغیر x_k و SSR میزان کاهش خطا وقتی متغیر x_k به مدل اضافه شود را نشان می دهند.

سپس مقادیر F_k با توجه به فرمول زیر برای هر الگو محاسبه می شود.

$$MSE(x_k) = \frac{SSE(x_k)}{n-2} \quad (3)$$

$$F_k = \frac{SSR(x_k)}{MSE(x_k)} \quad k = 1, 2, \dots, p \quad (4)$$

در این رابطه P تعداد متغیرهای ورودی است که در مسئله مورد بررسی برابر سه در نظر گرفته شده است و n ، تعداد داده‌های آماری می باشد. اگر بزرگترین مقدار F_k از یک مقدار از قبل تعیین شده (F_{in}) بزرگتر باشد، آنگاه آن متغیری که دارای بزرگترین مقدار F_k بوده به مدل اضافه می شود و در غیر این صورت برنامه بدون هیچ متغیر مستقل به پایان می رسد.

قدم (۳): فرض کنید x_s متغیر انتخاب شده در مرحله دوم باشد. تمام الگوهای شامل دو متغیر مستقل که یکی از آنها x_s می باشد را برازش کرده و بعد از محاسبه ارزش‌های $SSE(x_k, x_s)$ و $SSR(x_k, x_s)$ ، برای هر یک آماره‌های زیر محاسبه می شوند:

$$SSR(x_k | x_s) = SSR(x_k, x_s) - SSR(x_k) \quad (5)$$

$$MSE(x_k, x_s) = \frac{SSE(x_k, x_s)}{n-3} \quad (6)$$

$$F_k = \frac{SSR(x_k | x_s)}{MSE(x_k, x_s)} \quad k \neq s \quad (7)$$

اگر مقدار F_k آن از مقدار از قبل تعیین شده F_{in} بزرگتر باشد، ترکیب دو متغیر

مستقلی که دارای بزرگترین Fk هستند، کاندیدای اضافه شدن به الگو می باشند. قدم (۴): فرض کنید در مرحله سوم متغیر xt انتخاب شده باشد. حال روش پیشرو به دنبال این است که آیا می توان هر یک از متغیرهای موجود در الگو (به غیر از xt) را حذف کرد. برای تصمیم گیری مقادیر Fk از فرمول زیر تعیین می شوند. توجه شود که در این قدم تنها به متغیرهای انتخاب شده برای مدل در مراحل قبل توجه می شود و به سایر متغیرها اهمیتی داده نمی شود.

$$F_k = \frac{SSR(x_k | x_t)}{MSE(x_k, x_t)} \quad k \neq t \quad (8)$$

اگر کوچکترین مقدار Fk از یک مقدار از قبل تعیین شده (Fout) کوچکتر باشد، آنگاه آن متغیری که دارای کوچکترین مقدار Fk بوده از مدل حذف می شود. در غیر اینصورت بدون حذف متغیر مستقل، الگوریتم به دنبال متغیر مستقل بعدی جهت اضافه شدن به مدل می گردد.

قدم (۵): این کار را تا آنجایی ادامه دهید که هیچ یک از متغیرهای مستقل نه بتوانند اضافه و نه حذف شوند.

مدل ارائه شده از الگوریتم پیشرو با نرم افزار SAS، به صورت زیر است:

$$y_1 = 5.9947 + 0.5701 \times x_1 - 0.4629 \times x_2 - 0.1764 \times x_3 + 0.1553 \times x_1^2 + 0.1907 \times x_2^2 + 0.1376 \times x_3^2 + 0.125 \times x_1 \times x_2 \quad (9)$$

$$y_2 = 9.519 + 0.438 \times x_1 - 0.2815 \times x_2 - 0.1274 \times x_3 + 0.1273 \times x_1^2 - 0.0625 \times x_1 \times x_2 - 0.0625 \times x_1 \times x_3 \quad (10)$$

با توجه به اینکه مساله مورد نظر دارای دو تابع هدف است و حل این مسئله مشابه با مسائل چند هدفه است، لذا از روش ترکیب اهداف از طریق وزن دهی برای حل استفاده شده است.

$$MAX: Z = \frac{\lambda \times y_1 + (1 - \lambda) \times y_2}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}} \quad (11)$$

برای تعیین وزن های تخصیص داده شده به پاسخها (رطوبت خوراک دام تولیدی، وزن خوراک دام تولید شده) راه های متعددی از جمله تحلیل سلسله مراتب گروهی و نظر خواهی از متخصصان به صورت مستقیم وجود دارد. با توجه به اینکه از روش های متاهیورستیک برای حل مدل استفاده شده است، لذا نتایج تحلیلی بر روی

مقادیر λ از بازه‌های مختلف انجام می‌شود. مخرج کسر جهت بدون بعد کردن مسئله قرار داده شده است.

الگوریتم‌های پیشنهادی

در این بخش از الگوریتم تلفیقی ژنتیک و شبیه سازی تبرید برای حل مساله موردنظر استفاده شده است. برای نشان دادن عملکرد این الگوریتم، نتایج با الگوریتم شبیه سازی تبرید مقایسه می‌شود.

الگوریتم ترکیبی شبیه سازی تبرید و ژنتیک (GA-SA)^۱

الگوریتم ژنتیک در سال ۱۹۷۰ توسط هلند دیجونگ و گلدبرگ ارائه شده است. این الگوریتم برای بهینه سازی مسایل پیچیده با فضای جستجوی ناشناخته مناسب است. ایده اصلی این الگوریتم از نظریه تکاملی داروین گرفته شده است. بر طبق نظریه داروین آن دسته از صفات طبیعی که با قوانین طبیعی سازگاری بیشتری دارند، شانس بقای بیشتری خواهند داشت. بطور خلاصه می‌توان گفت در هر نسل به گونه‌های بهتر فرصت تولید مثل داده شده و گونه‌های دارای خصوصیات نامطلوب، به تدریج از بین می‌روند. در نتیجه با گذشت زمان افراد نسل‌های مختلف تکامل می‌یابند.

در الگوریتم ژنتیک باید ابتدا مسئله از فضای واقعی (فنوטיפ) به فضای ژنوتیپ کد شود، بگونه‌ای که بین فضای فنوטיפ و ژنوتیپ یک تناظر یک به یک وجود داشته باشد. مقادیر کد شده مسئله در ژن‌ها قرار می‌گیرد و مجموعه ژن‌ها کروموزوم را تشکیل می‌دهند. پس کروموزوم‌ها یک جواب قابل قبول برای مسئله می‌باشند که این جواب‌ها طبق الگوریتم بگونه‌ای پیش می‌روند که به یک جواب بهینه یا نزدیک بهینه برسند.

در سال ۱۹۸۳ روشی مبتنی بر رویه ساخت کریستال‌های تا حد امکان قوی یا پایدار با نام شبیه سازی تبرید ابداع شد. در این رویه ساخت ابتدا فلز را تا دمای زیادی حرارت داده و سپس به صورت کند سرد می‌کنند که این سرعت کم در سرد

کردن باعث می شود تا ذرات فرصت قرار گیری در محل مناسب را پیدا کنند و این کار باعث افزایش کیفیت و پایداری فلز می شود.

حال به طراحی یک الگوریتم ترکیبی از دو متاهوریستیک ذکر شده پرداخته می شود که ساختار الگوریتم ژنتیک تبرید پیشنهادی آن به صورت زیر است:

۱. نمایش حل ها: شیوه کد کردن یک حل در فضای مسئله برای الگوریتم
۲. مقدار دهی اولیه: I) ورود پارامترهایی از قبیل اندازه جمعیت اولیه (np)، درصد عملگرهای جهش (pm) و تقاطع (pc)، درصد تولید مجدد (pr)، دمای اولیه (T0)، دمای نهایی (Tf)، تعداد مراحل لازم برای رسیدن از دمای اولیه به دمای نهایی (N)، حداکثر تعداد تکرار در یک دما (II Max-IT) تولید جمعیت اولیه
۳. الگوی کاهش دما: استفاده از یک الگو برای کاهش دما از بین الگوهای موجود در ادبیات
۴. جستجوی همسایگی: تعریف چگونگی تولید حل در همسایگی و اجرای آن روی هر کروموزوم در جمعیت
۵. ارزیابی: تعیین تابع برازندگی هر حل در جمعیت اولیه و هر حل در همسایگی تولید شده
۶. شماتیک انتخاب: انتخاب بهترین حل بین هر حل در جمعیت و حل در همسایگی متناظر با آن، با قوانین الگوریتم شبیه سازی تبرید (metro polis)
۷. عملگر تقاطع و جهش: انتخاب $[np \times (pc + pm)] / 2$ جفت الگو از جمعیت جاری و انجام عملگر تقاطع روی الگوها و انجام عملگر جهش با احتمال ۰,۳ روی هر حل حاصل از عملگر تقاطع
۸. ایجاد نسل جدید: انتخاب $np \times pr$ حل از بین حل های اولیه با بالاترین مقدار برازندگی و $np \times (pc + pm)$ حل تولید شده توسط عملگرها
۹. به روز کردن آرشیو: انتخاب یک حل به آرشیو با بالاترین تابع برازندگی به عنوان بهترین حل در نسل جاری
۱۰. شرط توقف: الگوریتم با رسیدن به شرط توقف به اتمام می رسد در غیر

اینصورت به قدم ۳ باز می‌گردد. شرط توقف در اینجا رسیدن به دمای نهایی (Tf) است.

الگوریتم شبیه سازی تبرید (SA):

شبه کد اجرایی برای مساله توسط الگوریتم شبیه سازی تبرید به شرح زیر می‌باشد:

۱. نمایش حل‌ها: شیوه کد کردن یک حل در فضای مسئله
۲. تنظیم پارامترها (دمای اولیه، دمای نهایی، حداکثر تعداد تکرار در یک دما، الگوی کاهش دما)
۳. تولید جواب اولیه به صورت تصادفی
۴. ارزیابی جواب تولید شده توسط تابع برازندگی
۵. تولید یک حل در همسایگی و ارزیابی تابع برازندگی
۶. اگر تابع برازندگی حل در همسایگی بهتر بود به عنوان جواب پایه و اولیه پذیرفته می‌شود، در غیر این صورت برای پذیرش جواب‌های بدتر از جواب فعلی (اولیه) از معیار metro polis استفاده شود.
۷. مقدار دما با توجه به الگوی انتخابی کاهش می‌یابد. اگر دما کمتر از دمای نهایی (Tf) باشد الگوریتم متوقف می‌شود. در غیر این صورت به قدم ۴ باز می‌گردد.

جزئیات ساختار الگوریتم‌های پیشنهادی

نمایش حل‌ها

حل‌ها با توجه به فضای مسئله توسط کروموزوم‌هایی با ژن‌های دارای محتویات مقادیر در بازه $[-1,1]$ نشان داده می‌شوند. سه متغیر ورودی وجود دارد، لذا کروموزومی با سه ژن وجود دارد که محتویات هر ژن شامل اعدادی در بازه $[-1,1]$ خواهد بود. نمونه‌ای از کروموزوم تطبیق داده شده با مسئله تحت بررسی در شکل زیر نشان داده شده است:

$$[0.76 \quad -0.29 \quad 0.35]$$

دمای اولیه

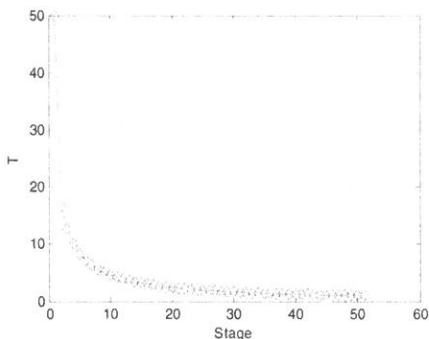
با توجه به تاثیر زیادی که تنظیم پارامترها در کیفیت جواب نهایی خواهند داشت به صورت زیر اقدام به تنظیم پارامترها می شود. یکی از مهم ترین پارامترها که در ساختار الگوریتم وجود دارد و نقش به سزایی در قبول و رد حل در همسایگی در تابع بولتزمان ۱ دارد، مقدار دمای اولیه است. لذا دمای اولیه از فرمول زیر به دست می آید:

$$T_0 = -\Delta E / \ln(p) \quad (12)$$

مقدار احتمال (p) در حدود (0.01,0.05) در نظر گرفته می شود که به عنوان مثال احتمال پذیرش حل را 0.01 در نظر می گیرد. ΔE تفاوت در مقدار برازندگی حل اولیه و حل در همسایگی است. دمای نهایی مقدار حداقل یعنی مقدار یک در نظر گرفته می شود.

الگوی کاهش دما

الگوی کاهش دمایی که برای متاهوریستیک های پیشنهادی انتخاب شده است به صورت نمایی می باشد که نحوه کاهش دما در شکل ۳ نشان داده شده است. کاهش دما با توجه به فرمول های (۱۳)، (۱۴) و (۱۵) انجام می شود. از الگوهای دیگری همچون خطی و هذلولی هم می توان استفاده و نتایج را برای هر یک از الگوها مشاهده کرد.



شکل ۲. الگوی کاهش دمایی نمایی

$$A = (T_0 - T_f) \left(\frac{N+1}{N} \right) \quad (۱۳)$$

$$B = T_0 - A \quad (۱۴)$$

$$T^i = \left(\frac{A}{1+i} \right) + B \quad (۱۵)$$

از مزیت الگوی نمایی این است که چون الگوریتم با بدترین حل‌ها (حل‌های تصادفی) شروع می‌شود و با گذشت زمان حل‌ها با احتمال زیاد بهبود می‌یابند، ولی احتمال بهبود در حل‌ها با گذشت زمان طولانی‌تری کم می‌شود لذا دما متناسب با الگوریتم کاهش داده می‌شود. یعنی دماها ابتدا به یکباره با گام زیاد کم ولی بعد از چند مرحله، گام کاهش دما کوچک می‌شود و دما به میزان کمی کاهش می‌یابد و این خصوصیت در الگوی خطی وجود ندارد (در الگوی خطی دما همیشه با یک گام یکسان مثلاً 0.9 کاهش می‌یابد).

جستجوی همسایگی

برای تولید حل جدید در همسایگی به صورت زیر عمل می‌شود: ابتدا برای هر ژن یک عدد تصادفی در بازه $[0,1]$ تولید می‌شود. اگر عدد داخل ژن بزرگتر از صفر بود، عدد تصادفی را از عدد داخل ژن کم کرده و اگر عدد داخل ژن کوچکتر از صفر بود، عدد تصادفی با عدد داخل ژن جمع می‌شود. با این روش خروج از فضای مسئله اتفاق نیافتاده و با حل‌های غیر قابل قبول مواجه نمی‌شود.

ارزیابی

برای ارزیابی کروموزوم‌ها از تابع برازندگی زیر استفاده می‌شود:

$$MAX(Z) = \frac{\lambda \times y_1 + (1-\lambda) \times y_2}{\sqrt{y_1^2 + y_2^2}} \quad (۱۶)$$

شماتیک انتخاب

برای انتخاب بهترین حل از بین حل اولیه در جمعیت و حل در همسایگی آن به صورت زیر عمل می‌شود: اگر مقدار تابع برازندگی حل در همسایگی بزرگتر

باشد، به عنوان حل جدید انتخاب و در غیر این صورت مقدار تابع بولتزمن (معیار metro polis) با فرمول زیر محاسبه می شود و با توجه به عدد تصادفی تولید شده در بازه $[0,1]$ ، اگر مقدار عدد تصادفی کوچکتر از مقدار محاسبه شده برای بولتزمن باشد، حل در همسایگی را قبول و در غیر این صورت پذیرفته نمی شود.

$$Boltzman = \frac{EXP(Z_0 - Z_1)}{T} \quad (17)$$

که Z_0, Z_1 به ترتیب مقادیر تابع برازندگی حل در همسایگی و حل اولیه و T مقدار دما در آن مرحله می باشد.

عملگر تقاطع و جهش

برای انجام عملگر تقاطع نیاز به دو الگو است که الگوها به صورت تصادفی از جمعیت اولیه انتخاب می شوند. از ماسک برای تولید کروموزوم های جدید استفاده می شود. ابتدا یک کروموزوم به نام ماسک و هم سائز با کروموزوم های در جمعیت تولید و برای محتویات ژن ها مقادیر ۰ یا ۱ تولید می شوند. سپس اگر عدد داخل ژن ماسک یک بود از ژن الگوی انتخابی اول در داخل کروموزوم فرزند استفاده و اگر عدد داخل آن صفر بود از ژن الگوی انتخابی دوم در داخل کروموزوم فرزند استفاده می شود و برای کروموزوم فرزند دوم حالت عکس انجام می شود. در شکل ۴ چگونگی اجرای این عملگر با مثالی نشان داده شده است.

Pattern 1:	0.72	-0.35	-0.21	-0.88	0.10	0.19
Pattern 2:	-0.25	0.61	0.18	-0.36	0.94	0.49
MASK:	1	1	0	0	1	0

Offspring 1:	0.72	-0.35	-0.36	0.10	0.49
Offspring 2:	0.61	-0.21	-0.88	0.94	0.19

شکل ۳: عملگر ماسک

بعد از انجام عملگر تقاطع برای هر کروموزوم تولید شده، یک عدد تصادفی در بازه $[0,1]$ تولید و اگر این عدد تصادفی کمتر از 0.3 بود عملگر جهش روی آن اعمال

می‌شود. برای اجرای عملگر جهش جای دو ژن در کروموزوم انتخابی عوض می‌شود.

تجزیه و تحلیل نتایج

با توجه به اینکه روش‌های متاهیورستیک، حالت تصادفی دارند لذا مسئله تحت بررسی ۲۰ بار با هر الگوریتم اجرا می‌شود تا بتوان به ثباتی برای عملکرد هیورستیک‌ها دست یافت. همانطور که قبلاً هم ذکر شد، با توجه به نامعلوم بودن وزن هر یک از متغیرهای خروجی (پاسخ) در تابع برازندگی، مقادیر وزن یا λ برابر ۰,۲۵، ۰,۵ و ۰,۷۵ در نظر گرفته می‌شود و نتایج الگوریتم‌ها با هر یک از وزن‌های تعریف شده به دست می‌آید. نتایج اجرای الگوریتم شبیه سازی تبرید در جدول ۴ و الگوریتم تبرید ژنتیک در جدول ۵ نشان داده شده است. نتایج با مثال‌هایی بیان می‌شوند:

۱- اثر λ در نتایج الگوریتم‌ها: برای نشان دادن اثر λ یک حل تصادفی به صورت [۰,۱۰۴۱، ۰,۵۹۷۹، ۰,۲۳۷۳] در نظر گرفته می‌شود. مقدار تابع برازندگی با مقدار $\lambda = 0,25$ برابر ۰,۷۶۷۹، با $\lambda = 0,5$ برابر ۰,۶۸۹۵ و با $\lambda = 0,75$ برابر ۰,۶۱۱۱ به دست می‌آید. مقادیر بزرگ λ جهت جستجو را به سمت y_1 هدایت می‌کند و با توجه به اینکه مقدار y_1 در مسئله تحت بررسی همیشه کوچکتر از مقدار y_2 است، لذا با افزایش وزن، مقدار تابع برازندگی کاهش می‌یابد. برای کروموزوم ذکر شده مقادیر واقعی عوامل به صورت [۱,۱۴۲، ۰,۸۷۴، ۰,۵۷۵، ۰,۶۶، ۰,۸۴] است.

جدول ۴. نتایج ۲۰ اجرای الگوریتم شبیه سازی تبرید
 تابع برازندگی بهترین حل های در آرشیو (I) و تابع برازندگی حل اولیه (II) و درصد
 بهبود حل نهایی نسبت به حل اولیه (III)

الگوریتم	$\lambda=0.25$			$\lambda=0.5$			$\lambda=0.75$		
	I	II	III	I	II	III	I	II	III
شبیه سازی تبرید	0.7641	0.7618	0.0030	0.6943	0.6909	0.0049	0.6021	0.6005	0.0027
	0.7681	0.7659	0.0029	0.6906	0.6890	0.0023	0.6184	0.6131	0.0086
	0.7679	0.7656	0.0030	0.6865	0.6861	0.0006	0.6188	0.6138	0.0081
	0.7638	0.7624	0.0018	0.6909	0.6902	0.0010	0.6239	0.6185	0.0087
	0.7676	0.7656	0.0026	0.6928	0.6888	0.0058	0.6267	0.6165	0.0165
	0.7646	0.7601	0.0059	0.6941	0.6935	0.0009	0.6346	0.6035	0.0515
	0.7703	0.7651	0.0068	0.6914	0.6886	0.0041	0.6251	0.6185	0.0107
	0.7688	0.7687	0.0001	0.6947	0.6928	0.0027	0.6178	0.6069	0.0180
	0.7643	0.7631	0.0016	0.6936	0.6920	0.0023	0.6155	0.6060	0.0157
	0.7682	0.7676	0.0008	0.6923	0.6903	0.0029	0.6345	0.6249	0.0154
	0.7710	0.7673	0.0048	0.6914	0.6899	0.0022	0.6131	0.6087	0.0072
	0.7675	0.7617	0.0076	0.6910	0.6887	0.0033	0.6225	0.6086	0.0228
	0.7662	0.7661	0.0001	0.6968	0.6942	0.0037	0.6136	0.6132	0.0007
	0.7679	0.7679	0	0.6897	0.6874	0.0033	0.6212	0.6048	0.0271
	0.7675	0.7654	0.0027	0.6957	0.6894	0.0091	0.6180	0.6109	0.0116
	0.7685	0.7673	0.0016	0.6962	0.6898	0.0093	0.6189	0.6099	0.0148
	0.7678	0.7634	0.0058	0.6930	0.6915	0.0022	0.6227	0.6141	0.0140
	0.7678	0.7625	0.0070	0.6922	0.6900	0.0032	0.6156	0.6079	0.0127
	0.7701	0.7676	0.0033	0.6901	0.6863	0.0055	0.6312	0.6251	0.0098
	0.7660	0.7640	0.0026	0.6943	0.6883	0.0087	0.6142	0.6101	0.0067
overall	0.7674		0.0032	0.6926		0.0039	0.6204		0.0142

۲- مقایسه بهترین حل های SA با GA-SA: برای $\lambda=0.25$, بهترین حل SA در جدول ۴، 0.7710 است که از مینیمم بهترین حل ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار 0.7724 بدتر است و برای $\lambda=0.5$, بهترین حل SA در جدول ۴، 0.6968 است که با مینیمم بهترین حل ها در GA-SA در جدول ۵ برابر است و برای $\lambda=0.75$, بهترین حل SA در جدول ۴، 0.6346 است که از مینیمم بهترین حل ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار 0.6357 بدتر است. نتیجه ای که از این بخش بدون در نظر گرفتن میانگین عملکرد الگوریتم ها می توان گرفت آن است که الگوریتم GA-SA عملکرد بهتری نسبت به SA داشته است.

۳- مقایسه میانگین نتایج بهترین حل‌ها: برای $\lambda = 0,25$ میانگین بهترین حل‌ها برای SA در جدول ۴، 0.7674 است که از میانگین بهترین حل‌ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار 0.7728 بدتر است و برای $\lambda = 0,25$ میانگین بهترین حل‌ها برای SA در جدول ۴، 0.6926 است که از میانگین بهترین حل‌ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار 0.6972 بدتر است و برای $\lambda = 0.25$ میانگین بهترین حل‌ها برای SA در جدول ۴، 0.6204 است که از میانگین بهترین حل‌ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار 0.6382 بدتر است. نتیجه‌ای که از این بخش بدون در نظر گرفتن درصد بهبودی که هر الگوریتم دارد می‌توان گرفت آن است که الگوریتم GA-SA عملکرد بهتری نسبت به SA داشته است.

۴- مقایسه عملکرد الگوریتم‌ها: برای $\lambda = 0,25$ میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها برای SA در جدول ۴، ۳۲٪ است که از میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها در GA-SA با مقدار ۸۶٪ کمتر است. برای $\lambda = 0,5$ میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها برای SA در جدول ۴، ۳۹٪ است که از میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار ۵۷٪ کمتر است. برای $\lambda = 0,75$ نیز میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها برای SA در جدول ۴، ۴۲٪ است که از میانگین درصد بهبود ایجاد شده در حل‌ها در GA-SA در جدول ۵ با مقدار ۲۰،۲٪ کمتر است. در نتیجه الگوریتم GA-SA عملکرد بهتری نسبت به SA داشته است.

جدول ۵: نتایج ۲۰ اجرای الگوریتم تبرید ژنتیک

میانگین تابع برازندگی حل‌های اولیه (I) و میانگین تابع برازندگی حل‌های نهایی (II)
 تابع برازندگی بهترین حل در آرشیو (III) و میانگین درصد بهبود جمعیت نهایی نسبت به
 جمعیت اولیه (IV)

الگوریتم	$\lambda=0.25$				$\lambda=0.5$				$\lambda=0.75$				
	I	II	III	IV	I	II	III	IV	I	II	III	IV	
الگوریتم تبرید ژنتیک	0.7643	0.7717	0.7727	0.0097	0.6919	0.6952	0.6969	0.0048	0.6185	0.6315	0.6397	0.0210	
	0.7652	0.7717	0.7724	0.0085	0.6913	0.6953	0.6969	0.0058	0.6187	0.6308	0.6373	0.0196	
	0.7649	0.7717	0.7728	0.0089	0.6916	0.6952	0.6972	0.0052	0.6179	0.6311	0.6380	0.0214	
	0.7656	0.7718	0.7728	0.0081	0.6915	0.6954	0.6973	0.0056	0.6174	0.6311	0.6393	0.0222	
	0.7648	0.7717	0.7728	0.0090	0.6912	0.6952	0.6976	0.0058	0.6184	0.6304	0.6363	0.0194	
	0.7654	0.7718	0.7729	0.0084	0.6913	0.6954	0.6975	0.0059	0.6170	0.6311	0.6377	0.0229	
	0.7655	0.7717	0.7729	0.0081	0.6913	0.6954	0.6971	0.0059	0.6172	0.6309	0.6407	0.0222	
	0.7651	0.7718	0.7728	0.0088	0.6911	0.6953	0.6972	0.0061	0.6173	0.6310	0.6384	0.0222	
	0.7652	0.7717	0.7728	0.0085	0.6915	0.6954	0.6970	0.0056	0.6160	0.6311	0.6385	0.0245	
	0.7646	0.7718	0.7729	0.0094	0.6918	0.6953	0.6974	0.0051	0.6185	0.6310	0.6378	0.0202	
	0.7656	0.7716	0.7730	0.0078	0.6913	0.6954	0.6974	0.0059	0.6173	0.6309	0.6385	0.0220	
	0.7648	0.7718	0.7728	0.0092	0.6909	0.6953	0.6969	0.0064	0.6176	0.6309	0.6357	0.0215	
	0.7647	0.7717	0.7727	0.0092	0.6913	0.6953	0.6975	0.0058	0.6188	0.6308	0.6394	0.0194	
	0.7652	0.7716	0.7726	0.0084	0.6917	0.6953	0.6977	0.0052	0.6172	0.6314	0.6383	0.0230	
	0.7650	0.7717	0.7727	0.0088	0.6913	0.6954	0.6974	0.0059	0.6151	0.6308	0.6371	0.0255	
	0.7648	0.7717	0.7726	0.0090	0.6914	0.6952	0.6972	0.0055	0.6178	0.6308	0.6412	0.0210	
	0.7655	0.7717	0.7728	0.0081	0.6915	0.6954	0.6972	0.0056	0.6175	0.6307	0.6383	0.0214	
	0.7648	0.7717	0.7728	0.0090	0.6911	0.6952	0.6968	0.0059	0.6165	0.6311	0.6363	0.0237	
	0.7654	0.7717	0.7725	0.0082	0.6912	0.6953	0.6969	0.0059	0.6158	0.6312	0.6368	0.0250	
	0.7657	0.7717	0.7728	0.0078	0.6914	0.6953	0.6971	0.0056	0.6180	0.6314	0.6378	0.0217	
ovetra	0.7728				0.6972				0.6382				0.0220

نتیجه گیری

تعیین ترکیب مناسب برای تولید خوراک دام به عنوان مسئله اصلی تحقیق در نظر گرفته شده است. به دلیل تمرکز تحقیق بر موضوعی کاربردی، نتایج آن قابل ملاحظه خواهد بود. در گام اول پارامترهای مؤثر در تولید را با نظر سنجی از مهندسين فرآیند شناسایی کرده و سپس برای طراحی آزمایشات از طرح مرکب مرکزی باکس - ویلسون استفاده شده است. پس از انجام آزمایشات، به بررسی اثرات متقابل عوامل و تعیین متغیرهای مستقل در مسئله با استفاده از روش پیشرو پرداخته شده است. با کاربرد این روش با توجه به داشتن دو خروجی، دو مدل از متغیرهای مستقل و اثرات متقابل مؤثر برای تخمین هر خروجی به دست آورده شده است. با توجه به پیوسته بودن فضا و زمان بر بودن حل دقیق این مسئله یک الگوریتم

متاهیورستیک تلفیقی پیشنهاد شده است. با توجه به اینکه تعداد ورودی و خروجی‌ها در مسئله کم می‌باشد، این الگوریتم برای مسئله تحت بررسی به کار برده شده تا بعد از مناسب بودن، بتوان الگوریتم پیشنهادی را برای حل مسائل بزرگ نیز بکار برد. برای نشان دادن عملکرد متاهیورستیک تلفیقی پیشنهادی، عملکرد آن با متاهیورستیک دیگری با نام شبیه سازی تبرید مقایسه و در بخش تجزیه و تحلیل نتایج کارا بودن الگوریتم پیشنهادی نسبت به الگوریتم شبیه سازی تبرید نشان داده شده است. از جمله پیشنهادات آتی که می‌توان در نظر گرفت ارائه متاهیورستیک‌های مؤثر دیگر می‌باشد تا بتوان به وسیله آن نتایج به دست آمده از الگوریتم پیشنهادی را بهبود بخشید.

- Chen, M.J., 2005. Optimization on response surface models for the optimal manufacturing conditions of dairy tofu. *Journal of Food Engineering*, 68 , 471-480.
- Cit coumes, C., Courtois, S., 2003. Cementation of low-level radioactive waste of complex chemistry investigation of the combined action of borate, chloride , sulfate and phosphate on cement hydration using response surface methodology. *Cement and Concrete research* , 33 , 305-316.
- Grabiec, A.M., Piasta, Z., 2004. Study on compatibility of Cement-super plasticiser assisted by multi criteria statistical optimization. *Journal of materials processing technology*, 152,197-203.
- Koksoy, O., Yalcinoz, T., 2006. Mean square error criteria to multiresponse process optimization by a new genetic algorithm. *Applied Mathematics and Computation*, 175, 1657-1674.
- Krajnik, P., 2005 . Design of grinding factors based on response surface methodology. *Journal of Materials Processing Technology* , 162-163.
- Lee, W.C., Yusof, S., Hamid, N.S.A., Baharin, B.S., 2006. Optimizing conditions for enzymatic clarification of banana juice using response surface methodology (RSM). *Journal of Food Engineering*, 73, 55-63.
- Myers, R.H., Montgomery, D.C., 1995. *Response Surface Methodology : Process and Product Optimization Using Designed Experiments*. John Wiley & Sons, New York, NY.
- Oktem, H., Erzurumlu, T., 2005. Application of response surface methodology in the optimization of cutting conditions for surface roughness. *Journal of Materials Processing Technology* , 170 ,11-16.
- Ozcelik, B., and Erzurumlu, T., 2006. Comparison of the warpage optimization in the plastic injection molding using ANOVA, neural network model and genetic algorithm. *Journal of Materials Processing Technology*, 171, 437-445
- Ozcelik, B., Erzurumlu, T., 2005. 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 , 1085-1094
- Pasandideh, S. H. R., Akhavan, N, S. T., 2006. Multi-response simulation optimization using genetic algorithm within desirability function framework. *Applied Mathematics and Computation*, 175, 366-382.
- Shu-Kai, S., Yun-Chia Liang, F., 2006. A genetic algorithm and a particle swarm optimizer hybridized with Nelder-Mead simplex search. *Computers & Industrial Engineering* 50, 401-425
- Sin, H. N., Yusof, S., Sheikh Abdul Hamid, N., Rahman, R.A., 2006. Optimization of enzymatic clarification of sapodilla juice using response surface methodology. *Journal of Food Engineering*, 73, 313-319.
- Suresh, P. V. S., Venkateswara Rao, P., 2002 . A genetic algorithmic approach for optimization of surface roughness prediction model. *International Journal of Machine Tools & Manufacture* 42 , 675-680.
- Wong, P. K., Yusof, S., Mohd Ghazali, H., Che Man, Y., 2003. Optimization of hot water extraction of Roselle juice by using response surface methodology: a comparative study with other extraction methods. *Journal of the Science of Food and Agriculture*, 83, 1273-1278.
- Yusof, S., Talib, Z., Mohamed, S., Bakar, A., 1988. Use of response surface methodology in the development of guava concentrate. *Journal of Science and Food Agricultural*, 43, 173-186.