

## Optimization of Effective Variables in Broiler Breeding by Integrated Mahalanobis - Taguchi System and Simulated Annealing Algorithm

ERFAN KHOSRAVANI-MOGHADAM<sup>1</sup>, MOHAMMAD SHARIFI<sup>1\*</sup>, SOLEIMAN HOSSEINPOUR<sup>1</sup>, HOOMAN

SHARIFNASAB<sup>2</sup>

1. Department of Agricultural Machinery Engineering, Faculty of Agricultural Engineering and Technology, College of Agriculture and Natural Resources, University of Tehran, Karaj, Iran

2. Agricultural Engineering Research Institute (AERI), Agricultural Research, Education and Extension Organization (AREEO), Ministry of Agriculture Jihad, Karaj, Iran

(Received: May 7, 2020- Revised: Sep. 2, 2020- Accepted: Sep. 21, 2020)

### ABSTRACT

There are complexities in today's systems because of the large number of influential factors and the complex relationships that exist between these factors. Therefore, appropriate tools have been developed to analyze complex systems, including the Mahalanobis-Taguchi system, which can make systems simpler and more understandable by extracting real relationships between variables. Thereby in this study, developed Mahalanobis-Taguchi systems was applied to reduce the number of effective variables for broiler breeding, which is one of the important protein sources in Iran. In the developed system, metaheuristic algorithms such as Population-Based Simulated Annealing were used. The results showed that the Population-Based Simulated Annealing algorithm has the ability to optimize this problem and it can reduce the number of variables according to the weights of the target function that they selected by the decision maker. Moreover, in this study, different weights were considered for the objective function. The results and the effect of different weights and the number of variables output from the algorithm were discussed. Based on the different weights for the objective function, the number of variables decreased from 35 to 10 in the first case, 11 in the second case, 10 in the third case and 21 variables in the fourth case

**Keywords:** Complex systems, Poultry industry, Management, Simulated annealing algorithm

## بهینه‌سازی عوامل مؤثر در پرورش جوجه گوشتی با استفاده از تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی و الگوریتم شبیه‌سازی تبرید

عرفان خسروانی مقدم<sup>۱</sup>، محمد شریفی<sup>۱\*</sup>، سلیمان حسین پور<sup>۱</sup>، هومن شریف‌نسب<sup>۲</sup>

۱. گروه مهندسی ماشین‌های کشاورزی، دانشکده مهندسی و فناوری کشاورزی، پردیس کشاورزی و منابع طبیعی، دانشگاه تهران، کرج، ایران
۲. مؤسسه تحقیقات فنی و مهندسی کشاورزی، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، وزارت جهاد کشاورزی، کرج، ایران

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۹/۲/۱۸ - تاریخ بازنگری: ۱۳۹۹/۶/۱۲ - تاریخ تصویب: ۱۳۹۹/۶/۳۱)

### چکیده

پیچیدگی‌ها در سامانه‌های تولید به دلیل افزایش تعداد عوامل تأثیرگذار و اثرات متقابل بین این عوامل افزایش یافته است. بر اساس این نیاز، ابزارهای مناسبی برای تحلیل سامانه‌های پیچیده از جمله سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی ابداع گردیده که می‌تواند با استخراج روابط واقعی بین متغیرها، سامانه‌ها را ساده‌تر و قابل درک نمایند. بنابراین در این مطالعه از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی توسعه یافته در کاهش تعداد متغیرهای مؤثر برای پرورش جوجه گوشتی که یکی از منابع پروتئینی مهم در ایران است، استفاده شد. در سامانه توسعه یافته نیز الگوریتم فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت به کار گرفته شد. نتایج نشان داد که الگوریتم شبیه‌سازی تبرید توانایی بهینه‌سازی این مسئله را دارا می‌باشد و می‌تواند تعداد متغیرها را با توجه به وزن‌های تابع هدف که توسط تصمیم گیرنده انتخاب می‌شود، کاهش دهد. همچنین در این مطالعه وزن‌های مختلفی برای تابع هدف در نظر گرفته شد و نتایج و تأثیر وزن‌ها بر تابع هدف و تعداد متغیرهای خروجی از الگوریتم مورد بحث و بررسی قرار گرفت. با در نظر گرفتن وزن‌های مختلف برای تابع هدف، تعداد متغیرها از ۳۵ به ۱۰ در حالت اول، ۱۱ در حالت دوم، ۱۰ در حالت سوم و ۲۱ متغیر در حالت چهارم کاهش پیدا کرد.

**واژه‌های کلیدی:** سامانه‌های پیچیده، صنعت طیور، مدیریت، الگوریتم فراابتکاری

### مقدمه

کثرت عوامل تأثیرگذار در سامانه و ارتباطات پیچیده موجود بین این عوامل ایجاد شده است. بر اساس این نیاز، ابزارهای مناسبی برای تحلیل سامانه‌های پیچیده از جمله روش‌های تحلیل چند متغیره ابداع گردیده که می‌تواند با استخراج روابط واقعی بین متغیرها، سامانه‌ها را ساده‌تر و قابل درک نمایند. بنابراین در نظر گرفتن تأثیر عوامل سامانه بر روی هم از یک طرف و انتخاب عوامل مهم‌تر از طرف دیگر از اهمیت بسیار بالایی در تصمیم‌گیری‌های صحیح برخوردار است. از این رو تحلیل‌های چند متغیره جایگاه مهمی را در بررسی و تحلیل سامانه‌ها به خود اختصاص داده‌اند. یکی از این روش‌های تحلیل چندمتغیره، سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی می‌باشد که در مقایسه با سایر روش‌های موجود، برتری‌های مناسبی را از خود نشان داده است و امروزه استفاده از این روش در زمینه‌های مختلف رو به افزایش می‌باشد (Abbasi et al., 2011).

از واژه<sup>۱</sup> MTS به جای اصطلاح سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی استفاده می‌شود. پروفیسور ماهالانوبیس، آماردان مشهور

صنعت طیور یکی از بزرگ‌ترین و توسعه یافته‌ترین صنایع موجود در ایران می‌باشد و با افزایش روز افزون جمعیت، افزایش سطح درآمد، گسترش و توسعه صنعت مرغداری به منظور تأمین نیازهای پروتئینی امری ضروری به نظر می‌رسد. وضعیت فعلی گوشت مرغ از نوسانات شدید قیمت برخوردار است و این امر نیز منجر به ریسک بالای سرمایه‌گذاری صنعتی و تهدید کردن جایگاه گوشت مرغ در سبد کالای مصرف‌کننده است. بدین ترتیب ضرورت دارد برای خارج شدن از وضعیت فعلی، متغیرهای مؤثر در تولید گوشت مرغ بررسی شده و از طریق غربالگری، مهم‌ترین متغیرها شناسایی شوند. شناسایی متغیرهای اساسی و مؤثر در تولید گوشت مرغ می‌تواند منجر به برنامه‌ریزی خرد و کلان برای کاهش ریسک سرمایه‌گذاری و در نهایت سبب تأمین و ثبات بازار گوشت مرغ در کشور شود. پیچیدگی‌های موجود در سامانه‌های امروزی، استفاده از ابزارهای مناسب جهت تسهیل تصمیم‌گیری را امری اجتناب‌ناپذیر نموده است. این پیچیدگی‌ها عموماً به دلیل

\* نویسنده مسئول: m.sharifi@ut.ac.ir

استفاده شد و نتایج متفاوتی با توجه به وزن‌های داده شده و سناریوهای مختلف به دست آمد (Pal & Maiti, 2010). در سال ۲۰۱۱، از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی برای نظارت از راه دور بر توربین‌های گازی در شرکت میتسوبیشی استفاده شد. در این شرکت از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی برای تشخیص عملکرد ناقص توربین‌های گازی و اجرای یک روش هوش مصنوعی برای تحلیل علت عملکرد ناقص استفاده شد. سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی قادر به کشف تغییرات کوچک و جلوگیری از خسارت شدید به تجهیزات بود و همچنین برای ۱۵۰ متغیر فاصله ماهالانوبیس را تعیین و سپس با یک روش هوش مصنوعی علت عملکرد ناقص را تحلیل می‌کرد (Kumano et al., 2011). در سال ۲۰۱۳، از تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با الگوریتم کلونی مورچگان برای غربال‌گری متغیرها در صنعت خودرو استفاده شد که متغیرهای مورد بررسی از ۳۲ به ۱۷ متغیر کاهش پیدا کرد. همچنین در این مطالعه الگوریتم کلونی مورچگان با الگوریتم ازدحام ذرات مورد مقایسه قرار گرفت که الگوریتم ازدحام ذرات نتیجه بهتری ارائه داد (Reséndiz et al., 2013). در مطالعه‌ای دیگر برای ردیابی شرایط جاده‌ها از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی استفاده شد که نتایج این مطالعه نشان داد، شرایط سطح جاده شامل پوشش دریاچه، چاله و سرعت‌گیر به خوبی با این سامانه قابل تفکیک است (Wang et al., 2018). از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی همچنین در تشخیص بلبرینگ سالم از ناسالم استفاده شده است که بر این اساس داده‌های حاصل از لرزش بلبرینگ‌ها توسط این سامانه طبقه‌بندی شد (Chen et al., 2018). مطالعه‌ای نیز در زمینه بازیافت میل‌لنگ انجام شده است که در آن با استفاده از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی متغیرهای مهم و حساس در کاهش هزینه‌های بازیافت میل‌لنگ را شناسایی کردند (Abu et al., 2018). سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی همچنین برای ارزیابی مشکل تعطیلی مدارس مورد استفاده قرار گرفته است که در این مطالعه با استفاده از این سامانه مشخص شد بیش از نیمی از مدارس خصوصی مورد مطالعه ممکن است با ورشکستگی روبرو شوند و فقط شش مدرسه از ۲۲ مدرسه مورد مطالعه از شرایط عادی برخوردار بودند (Kuo, 2019). همان‌گونه که اشاره شد، بهینه‌سازی متغیرها و کاهش آن‌ها فقط در پروژه‌های صنعتی تا به حال به کار رفته است. هدف از این تحقیق که برای اولین بار در زمینه کشاورزی و فرآیند تولید جوجه گوشتی انجام شد، بهینه‌سازی عوامل مؤثر در پرورش جوجه گوشتی با استفاده از تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی و الگوریتم شبیه‌سازی تبرید بود.

هندی بود که انجمن آمار هند را تأسیس نمود. پروفسور تاگوچی نیز به دلیل ارائه مبانی مهندسی استوار، از شهرت بالایی برخوردار است. در سال ۱۹۳۰، ماهالانوبیس ابزاری آماری تحت عنوان فاصله ماهالانوبیس را معرفی نمود که از آن برای تشخیص یک الگو از میان سایر الگوها استفاده می‌شود. مبدأ روش سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی به تحقیقات بر روی بهبود تشخیص بیماری برمی‌گردد که توسط تانسوجی کانتاکا در سال ۱۹۸۷ انجام گردید. بعد از اینکه تاگوچی کاربرد این روش را برای استفاده در سامانه هشدار آتش در ژورنال مهندسی کیفیت در سال ۱۹۹۶ ارائه داد، کاربرد این روش به سایر زمینه‌ها بسط یافت. سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی، در واقع طراحی یک روش سیستماتیک جهت استفاده از فاصله ماهالانوبیس است و هدف آن توسعه و بهینه‌سازی یک سامانه تشخیص با یک مقیاس اندازه‌گیری غیرنرمال بودن است (Abbasi et al., 2011). در سال ۲۰۰۸، از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی برای پیش‌بینی آنلاین شکستن مته تحت تأثیر نیرو و گشتاور در طی عملیات سوراخ‌کاری استفاده شد. در این تحقیق ۱۰ متغیر مؤثر بر نیرو و گشتاور تعریف شد که از بین آن‌ها پنج متغیر مفید تشخیص داده شد و برای پیش‌بینی شکستن مته با موفقیت به کار گرفته شد (Rai et al., 2008). در سال ۲۰۰۹، سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی برای تشخیص خطا در ماشین‌های چرخشی به وسیله تحلیل سیگنال لرزشی به کار گرفته شد. در این تحقیق هفت متغیر تعریف شد که با به کارگیری سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی به دو متغیر کاهش پیدا کرد (Jeong et al., 2009). در سال ۲۰۱۰، برای سامانه تشخیص خطای شکستن بلبرینگ نیز از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی استفاده شد. این سامانه تشخیص خطاهای موجود در چرخش بلبرینگ را کشف و علت به وجود آمدن خطا و در آخر میزان عمر باقی مانده بلبرینگ را تعیین می‌کرد. در این تحقیق ۱۰ متغیر تعریف شد که با استفاده از سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی به هشت متغیر کاهش پیدا کرد که این هشت متغیر توانایی تشخیص صددرصدی خطاها را داشتند (Soylemezoglu et al., 2010). در سال ۲۰۱۲، سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با یک روش تحلیل خوشه‌ای برای تشخیص نواقص نرم افزاری، تلفیق شد. سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی یک شاخص اندازه‌گیری برای کشف خطای نرم افزاری ایجاد نموده و یک تحلیل خوشه‌ای دو گامی برای جداسازی گروه نرمال از غیر نرمال به اجرای سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی کمک کرد (Liparas et al., 2012). همچنین در سال ۲۰۱۰، از تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با الگوریتم ازدحام ذرات برای غربال‌گری ۱۱ متغیر در فرآیند ریخته‌گری آهن خاکستری

## مواد و روش ها

مرغ گوشتی استان لرستان شناسایی جدول (۱) و توسط تلفیق سامانه ماهالانویس - تاگوچی با الگوریتم شبیه‌سازی تیرید مورد بررسی قرار گرفت.

در این تحقیق ۳۵ متغیر اثرگذار براساس مشورت با متخصصان پرورش جوجه گوشتی و مطالعات کتابخانه‌ای در واحدهای تولید

جدول ۱- متغیرهای مؤثر در تولید و موفقیت واحدهای پرورش جوجه گوشتی

شماره متغیر	نوع متغیر	دامنه تغییرات یا انواع متغیر
۱	نوع سقف	گنبدی یا سوله‌ای
۲	ارتفاع از سطح دریا	۶۰۰ متر تا ۱۶۰۰ متر
۳	میزان سختی آب مصرفی	۴۰۰ تا ۱۰۰۰ (ppm)
۴	متوسط دمای هوا	۲۰ تا ۳۸ درجه سلسیوس
۵	رطوبت هوا	۱۵ تا ۴۰ درصد
۶	رطوبت بستر	۱۵ تا ۲۵ درصد
۷	نوع ذرت	برزیلی، روسی، اکراینی، صربستانی
۸	نوع سویا	آرژانتینی، برزیلی، ایرانی، هندی
۹	نوع کلسیم	کربنات کلسیم، کلسیم گرانوله، صدف
۱۰	نوع فسفات	مونوکلسیم فسفات، دی کلسیم فسفات
۱۱	نوع اسید آمینه میوتونین	آلمانی، فرانسوی، چینی
۱۲	نوع اسید آمینه لیزین	آلمانی، اندونزی، چینی
۱۳	نوع اسید آمینه ترفونین	آلمانی، چینی
۱۴	نوع کولین کلراید	چینی، بلژیکی
۱۵	نوع جوش شیرین	چینی، شیرازی
۱۶	میزان دان برای هر جوجه	۵۰۰۰ تا ۶۸۰۰ گرم
۱۷	هزینه دان	۲۱۰۰۰ تا ۲۵۰۰۰ ریال بر کیلوگرم
۱۸	نوع آنتی‌بیوتیک	مادورامایسین، روبیندین، سالینومایسین
۱۹	نوع روغن	آفتابگردان، کلزا، سویا، روغن طیور
۲۰	فاصله تا جوجه‌کشی	۱۵ تا ۲۰۰ کیلومتر
۲۱	فاصله تا کشتارگاه	۵ تا ۲۰۰ کیلومتر
۲۲	نژاد جوجه	راس، پلاس، کاب، آرین
۲۳	هزینه خرید جوجه یکروزه	۲۰۰۰۰ تا ۳۰۰۰۰ ریال برای هر جوجه
۲۴	تعداد دوره در سال	یک تا چهار مرتبه در سال
۲۵	طول دوره پرورش	۴۲ تا ۴۸ روز در هر دوره
۲۶	میزان مصرف گاز	صفر تا ۰/۱ مترمکعب بر کیلوگرم گوشت مرغ تولیدی
۲۷	میزان مصرف گازوئیل	صفر تا ۰/۸ لیتر بر کیلوگرم گوشت مرغ تولیدی
۲۸	نوع آب‌خوری	نیپل، کاسه‌ای، پلاسون
۲۹	نوع دان‌خوری	بشقابی، زنجیری، سطلی
۳۰	عمر ساختمان	۱۰ تا ۴۰ سال
۳۱	نرخ مرگ و میر	۸ تا ۱۳ درصد
۳۲	وزن متوسط مرغ تولیدی	۱۵۰۰ تا ۳۲۰۰ گرم
۳۳	قیمت گوشت مرغ تولیدی	۷۰۰۰۰ تا ۹۰۰۰۰ ریال
۳۴	قیمت کود تولیدی در بستر	۲۰۰۰ تا ۳۵۰۰ ریال
۳۵	مقدار کود تولیدی در بستر	۱۹۰۰ تا ۲۱۰۰ گرم به ازای هر مرغ

(۳۳) است که شامل بیش از ۳۴ میلیارد حالت می‌شود. محاسبه تمامی این حالت بسیار زمان‌بر و به طور تقریبی غیر ممکن است. چرا که با کوچک‌ترین تغییری در داده‌ها باید دوباره تمامی این

برای انتخاب متغیرهایی که میزان اثرگذاری بیشتری نسبت به بقیه متغیرها دارد، باید تمامی ترکیبات ممکن برای ۳۵ متغیر مورد بررسی قرار گیرد. تعداد ترکیبات ممکن برای این ۳۵ متغیر،

و عدم برخورداری از صفت مورد نظر است که هر دو برابر با ۰/۵ است؛  $d =$  دقت احتمالی مطلوب (نصف فاصله اطمینان) که برابر ۰/۰۵ و  $n =$  حجم نمونه است.

بر این اساس حجم نمونه ۲۱۸ واحد برآورد شد و از سوی دیگر همانطور که گفته شد، برای بهینه سازی متغیرها در سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی، تعداد داده ها نباید کمتر از سه برابر تعداد متغیرها (۱۰۵  $\geq$  تعداد داده ها) باشد که با توجه به حجم نمونه به دست آمده این شرط نیز برقرار است. در ادامه مقدار این ۳۵ متغیر در ۲۱۸ واحد پرورش جوجه گوشتی از طریق مراجعه حضوری و رو در رو، گردآوری شد.

مراحل پیدا کردن متغیرهای مؤثر در سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی توسعه یافته شامل: طبقه بندی داده ها در گروه نرمال و غیر نرمال، محاسبه فاصله ماهالانوبیس، حذف داده های پرت، اعتبارسنجی فضای ماهالانوبیس و مدل سازی تابع هدف است. بعد از جمع آوری داده ها جهت طبقه بندی و تعریف گروه نرمال و غیرنرمال، باید داده ها به دو گروه نرمال یا سالم و گروه غیرنرمال یا ناسالم تقسیم شوند، با تعریف نمونه مشاهدات نرمال و محاسبه فاصله ماهالانوبیس آن ها، فضای مرجعی ایجاد می شود که به آن فضای ماهالانوبیس می گویند. فضای ماهالانوبیس شامل بردار میانگین، بردار انحراف استاندارد و ماتریس همبستگی گروه نرمال می باشد. در ادامه فاصله ماهالانوبیس محاسبه شد، محاسبه فاصله ماهالانوبیس برای تعیین فضای ماهالانوبیس شامل مراحل زیر است:

در ابتدا برای هر متغیر میانگین و انحراف استاندارد محاسبه شد، سپس تمامی داده ها بر اساس میانگین و انحراف استاندارد هر متغیر بر اساس رابطه (۲) استاندارد سازی شد (Mohan et al., 2008).

$$Z_{ij} = \frac{X_{ij} - \bar{X}_j}{S_j} \quad (\text{رابطه ۲})$$

$Z_{ij}$  = مقدار استاندارد شده داده نام از متغیر  $j$ ام؛  $X_{ij}$  = مقدار داده نام از متغیر  $j$ ام؛  $\bar{X}_j$  = میانگین داده های متغیر  $j$ ام؛  $S_j$  = انحراف استاندارد داده های متغیر  $j$ ام.

در مرحله بعد ماتریس همبستگی برای داده های استاندارد شده بر اساس رابطه (۳) به دست آمد (Mohan et al., 2008).

$$C_{ij} = \frac{\sum_{m=1}^n X_{im} \cdot X_{jm}}{n - 1} \quad (\text{رابطه ۳})$$

$C_{ij}$  = ماتریس همبستگی متغیرها دارای  $i$  سطر و  $j$  ستون؛  $X_{im}$  = مقدار داده های متغیر  $i$ ام؛  $X_{jm}$  = مقدار داده های متغیر  $j$ ام؛  $n$  = تعداد مشاهده برای هر متغیر.

در انتها مقدار فاصله ماهالانوبیس برای هر داده از طریق رابطه (۴) محاسبه شد.

حالات بررسی شود. بنابراین تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با الگوریتم شبیه سازی تبرید به کار گرفته شد تا بهینه ترین حالت محاسبه شود.

### منطقه مورد مطالعه

با توجه به تعداد واحدهای پرورش جوجه گوشتی در استان لرستان، که دارای ۶۴۰ واحد پرورش جوجه گوشتی است و همچنین تنوع آب و هوایی این استان که به طور تقریبی می توان آن را نمونه کوچکی از ایران دانست، این استان برای مطالعه مد نظر قرار گرفت. قابل ذکر است که طبق آمارنامه فقط ۵۰۱ واحد از ۶۴۰ واحد پرورش جوجه گوشتی فعال می باشد (Anonymus, 2019).

### حجم نمونه گیری

تعداد نمونه ها باید بزرگ تر از تعداد متغیرها باشد زیرا برای بدست آوردن یک ماتریس همبستگی از متغیرها ضروری است ولی ممکن است این شرط کافی نباشد. در مواردی که ماتریس همبستگی از یک جمعیت ناشناخته باشد، محققان برای در نظر گرفتن یک حد پایین برای تعداد نمونه ها روش هایی را مطرح کرده اند.

(Aman et al., 2006) بر این باور بودند که در روش ماهالانوبیس - تاگوچی به صورت تجربی تعداد مشاهدات باید بیشتر از سه برابر تعداد متغیرها باشد. طبق نظر (Foley, 1972) نسبت تعداد نمونه به تعداد متغیرها به دلیل به حداقل رساندن طبقه بندی اشتباه برای تعیین اینکه نمونه ها از توزیع چند متغیره یکسان پیروی می کنند یا نه باید از سه بیشتر باشد. کاهش اندازه نمونه باعث افزایش خطا می شود. (Leese & Main, 1994) نشان دادند، هنگامی که تعداد نمونه های موجود در گروه عادی کوچک باشد، این نمونه ها اثر قابل توجهی بر روی فضای ماهالانوبیس دارد. هنگامی که تعداد نمونه ها کوچک باشد، اضافه یا حذف کردن یک نمونه جدید بر روی گروه نرمال اثرات قابل توجهی دارد.

در این تحقیق برای برآورد حجم نمونه از فرمول پیشنهادی کوکران رابطه (۱) استفاده شد (Kizilaslan, 2009).

$$n = \frac{z^2 pq}{d^2} \left( 1 + \frac{1}{N} \left( \frac{z^2 pq}{d^2} - 1 \right) \right) \quad (\text{رابطه ۱})$$

در این رابطه،  $N$  = اندازه جامعه آماری که در این مطالعه ۵۰۱ بود؛  $z$  = ضریب اطمینان قابل قبول که با فرض نرمال بودن برابر با ۱/۹۶ است؛  $p$  و  $q$  = به ترتیب احتمال نسبت برخورداری

غیرنرمال دوباره این مراحل تکرار شد تا آنجا که فاصله ماهالانوبیس همه داده‌های نرمال کمتر از  $(1+2\sigma_{MD})$  شد.

#### بررسی و مدل‌سازی تابع هدف

در سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی، مقدار فاصله ماهالانوبیس برای اجزای سالم از اجزای ناسالم کوچک‌تر است و این جز اصول اولیه سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی می‌باشد. با استفاده از این مفهوم می‌توان حدود بالا و پایینی برای مشاهدات سالم و ناسالم تشکیل داد که مرزی برای تفکیک مشاهدات از یکدیگر است. در سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی دو نوع طبقه‌بندی اشتباه وجود دارد: الف- طبقه‌بندی مشاهدات سالم به عنوان ناسالم، ب- طبقه‌بندی مشاهدات ناسالم به عنوان سالم.

تعداد کل طبقه‌بندی اشتباه را می‌توان به سادگی با جمع کردن دو نوع طبقه‌بندی اشتباه به دست آورد. با این حال برای اهداف عملی مقدار طبقه‌بندی اشتباه، به وسیله جمع وزنی این دو نوع طبقه‌بندی اشتباه طبق رابطه (۵) محاسبه می‌شود (Chang et al., 2020).

$$TWFM = f_1(x) = \alpha \frac{Ne_1}{N_1} + \beta \frac{Ne_2}{N_2} \quad (\text{رابطه ۵})$$

TWFM: تعداد کل طبقه‌بندی اشتباه؛  $Ne_1$ : تعداد مشاهدات سالم طبقه‌بندی شده در گروه ناسالم؛  $N_1$ =تعداد مشاهدات گروه ناسالم؛  $Ne_2$ : تعداد مشاهدات ناسالم طبقه‌بندی شده در گروه سالم؛  $N_2$ =تعداد مشاهدات گروه سالم؛  $\alpha$  و  $\beta$  به ترتیب زیان‌های ناشی از طبقه‌بندی اشتباه این دو گروه هستند که از رابطه (۶) و رابطه (۷) تعیین گردید (Chang et al., 2020).

$$\alpha = \frac{C_1}{C_1 + C_2} \quad (\text{رابطه ۶})$$

$$\beta = \frac{C_2}{C_1 + C_2} \quad (\text{رابطه ۷})$$

$C_1$ : هزینه ناشی از طبقه‌بندی اشتباه گروه سالم؛  $C_2$ : هزینه ناشی از طبقه‌بندی اشتباه گروه ناسالم.

مقدار فاصله ماهالانوبیس برای مشاهدات ناسالم بیشتر از مشاهدات سالم است پس باید یک حد پایین برای مشاهدات ناسالم تعریف شود تا هرکدام از مشاهدات ناسالم از این حد کمتر شدند، یک طبقه‌بندی اشتباه محسوب شوند و همچنین یک حد بالا برای مشاهدات سالم تعریف می‌شود تا هرکدام از این مشاهدات سالم از این حد بیشتر شدند، یک طبقه‌بندی اشتباه محسوب شوند. این حد بالا و پایین طبق رابطه (۸) و رابطه (۹) محاسبه شد (Chang et al., 2020).

(رابطه ۸)

$$Lower\ bound = Mmd_N + (ra/r) * Diffmean + Std_N$$

$$MD_j = \frac{1}{k} Z_{ij} \cdot C^{-1} \cdot Z_{ij}^T \quad (\text{رابطه ۴})$$

$MD_j$  = فاصله ماهالانوبیس برای مشاهده  $k$  = تعداد متغیرها؛  $Z_{ij}$  = ماتریس استاندارد شده داده‌ها؛  $C^{-1}$  = ماتریس همبستگی متغیرها؛  $Z_{ij}^T$  = ترانهاده ماتریس استاندارد شده داده‌ها. مقادیر به دست آمده از رابطه (۴)، فضای ماهالانوبیس را تشکیل می‌دهد که دارای میانگین یک می‌باشند.

در جهت حذف داده‌های پرت از گروه نرمال، پس از محاسبه فاصله ماهالانوبیس نمونه‌های نرمال، نمونه‌هایی که فاصله ماهالانوبیس بزرگی دارند شناسایی شده و از نمونه‌های نرمال حذف می‌شوند و نمونه‌های باقی مانده گروه جدید نرمال را تشکیل می‌دهد. این فرایند تکرار می‌شود تا فضای ماهالانوبیس مناسب بدون داده پرت به وجود آید. برای مشخص کردن آستانه فاصله ماهالانوبیس در تشخیص داده‌های پرت، مشاهداتی که فاصله ماهالانوبیس آنها بزرگ‌تر از  $1 + 2\sigma_{MD}$  باشد به عنوان داده پرت محسوب می‌شود و از گروه نرمال حذف می‌شود. شرط استفاده از این قانون این است که تعداد مشاهدات بزرگ‌تر از سه برابر تعداد متغیرها باشد (Aman et al., 2006). همچنین در مطالعاتی تاکید کردند که برای حذف داده‌های پرت باید نسبت تعداد مشاهدات به متغیرها بیشتر از پنج باشد (Rousseeuw & Van Zomeren, 1990).

در گام بعد برای اعتبارسنجی فضای ماهالانوبیس، مقدار فاصله ماهالانوبیس برای مشاهداتی که به گروه سالم تعلق ندارند، محاسبه شد. مقدار متغیرها در این موارد، غیرنرمال هستند بنابراین استانداردسازی با استفاده از میانگین و انحراف استاندارد متغیرهای مربوط به گروه سالم انجام شد. ماتریس همبستگی مربوط به گروه سالم برای محاسبه مقدار فاصله ماهالانوبیس موارد غیرنرمال نیز مورد استفاده قرار گرفت. اعتبارسنجی مقیاس با یک قانون بسیار ساده انجام شد: مقدار فاصله ماهالانوبیس برای مشاهدات غیرنرمال باید بزرگ‌تر از مشاهدات گروه نرمال باشد. در واقع، این بدان معنی است که مشاهدات سالم به مراکز گروه سالم نزدیک‌تر هستند تا موارد غیرسالم.

برای شناسایی و تعیین متغیرهای مفید، میزان هزینه‌ها و درآمدهای هر واحد پرورش جوجه گوشتی محاسبه شد و واحدهایی که دارای درآمد بیشتر نسبت به هزینه‌ها بودند به عنوان واحدهای سالم یا نرمال در نظر گرفته شدند. در ادامه فاصله ماهالانوبیس برای هر واحد محاسبه شد و واحدهایی که فاصله ماهالانوبیس آنها بیشتر از  $(1+2\sigma_{MD})$  بود، از داده‌های نرمال به داده‌های غیرنرمال انتقال داده شد ( $\sigma_{MD}$  = انحراف معیار فواصل ماهالانوبیس داده‌های نرمال). پس از جابجایی داده‌ها از نرمال به

(رابطه ۹)

Upper bound =  $Mmd_{AN} - (ra/r) * Diffmean - Std_{AN}$   
 Lower bound: حد پایین برای مشاهدات ناسالم؛  
 bound: حد بالا برای مشاهدات سالم؛  $Mmd_N$ : میانگین فاصله ماهالانوبیس گروه ناسالم؛  $Std_N$ : انحراف استاندارد فاصله ماهالانوبیس گروه سالم؛  $Std_{AN}$ : انحراف استاندارد فاصله ماهالانوبیس گروه سالم؛  $Diffmean$ : اختلاف میانگین فاصله ماهالانوبیس گروه سالم و ناسالم؛  $\pi$ : تعداد مشاهدات گروه سالم؛  $fa$ : تعداد مشاهدات گروه ناسالم.

نکته‌ای که باید در بهینه‌سازی در نظر گرفت این است که باید تا جایی که به مسئله آسیب نرسد تعداد متغیرهای مفید طبق رابطه (۱۰) کاهش یابد (Chang et al., 2020).

$$f_2(x) = \frac{P_{Select}}{P} \quad (\text{رابطه ۱۰})$$

$f_2(x)$  = تابع کاهش متغیر؛  $P$ : تعداد کل متغیرها؛  $P_{Select}$ : تعداد متغیرهای انتخاب شده.

در نتیجه تابع هدف کلی به صورت رابطه (۱۱) بیان شد (Chang et al., 2020).

$$F(x) = W_1 * f_1(x) + W_2 * f_2(x) \quad (\text{رابطه ۱۱})$$

$F(x)$  = تابع هدف کلی؛  $W_1$  و  $W_2$  وزن‌های این دو تابع هستند و به سیاست تصمیم گیرنده بستگی دارند.

محدودیت‌های این تابع هدف شامل رابطه (۱۲) و رابطه (۱۳) و رابطه (۱۴) می‌شوند (Chang et al., 2020).

$$\sum_{i=1}^P x_i \leq P \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

$$\sum_{i=1}^P x_i = P_{Select} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

$$f_1(x) \leq f_1^{max} \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

بدیهی است که هر دو  $f_1(x)$  و  $f_2(x)$  اعداد مثبت بین صفر و یک هستند. رابطه (۱۱) با توجه به محدودیت‌های تعریف شده در رابطه (۱۲) و رابطه (۱۳) و رابطه (۱۴) بهینه‌سازی می‌شود. فرمول‌بندی به دست آمده برنامه‌ریزی باینری عدد صحیح است. محدودیت موجود در رابطه (۱۲) تصریح می‌کند که مجموع متغیرهای تصمیم باید کوچک‌تر و مساوی تعداد متغیرها در کل مجموعه داده باشد. هنگامی که یک زیرمجموعه از متغیرها برای آماده‌سازی مقیاس اندازه‌گیری انتخاب شد، مجموع متغیرهای تصمیم به شدت کمتر از تعداد اولیه متغیرها می‌شود. رابطه (۱۳) اندازه یک زیرمجموعه از متغیرها را بیان می‌کند. محدودیت

موجود در رابطه (۱۴) تمایل تصمیم گیرنده را برای قبول تنها آن زیر مجموعه متغیرهایی که وزن کل ایجاد شده طبقه‌بندی اشتباه کوچک‌تر یا مساوی تمام متغیرها تولید شده است، جلب می‌کند. همان‌طور که ذکر شد، رابطه (۶) و رابطه (۷) شامل دو عامل  $C_1$  و  $C_2$  و رابطه (۱۱) شامل  $W_1$  و  $W_2$  است که می‌توان آن‌ها را براساس شرایط مختلف مسئله و سیاست‌های تصمیم گیرنده تغییر داد که منجر به تولید جواب‌های بهینه جدیدی برای تابع هدف می‌شود. این عوامل در زیر تعریف می‌شوند:

$C_1$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه سالم،

$C_2$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه ناسالم،

$W_1$  = وزن تابع حاصل از کل طبقه‌بندی اشتباه،

$W_2$  = وزن تابع میزان کاهش متغیرها.

از این رو تصمیم گیرنده وزنی متناسب با هر عامل را در نظر می‌گیرد تا بتواند نتایج بهتری به دست آورد. قابل ذکر است که  $W_1$  و  $W_2$  از آنجا که به طور مستقیم بر تابع هدف تأثیرگذار است، از اهمیت بسیار بالاتری برخوردار هستند. از طرفی با توجه به اینکه ساخت فضای ماهالانوبیس براساس داده‌های گروه سالم (نرمال) می‌باشد باید هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه سالم  $C_1$  را مقداری بالاتر از هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه ناسالم در نظر گرفت. در این مطالعه تابع هدف با توجه به مقادیر مختلف این چهار عامل که در جدول (۲) برای الگوریتم ذکر شده است به کار می‌رود و نتایج حاصل مورد مقایسه قرار می‌گیرند.

جدول ۲- وزن‌دهی‌های مختلف برای عامل‌های مؤثر در تابع هدف و ایجاد

چهار حالت مختلف

	$W_1$	$W_2$	$C_1$	$C_2$	
	۰/۳	۰/۷	۱۰۰	۹۰	حالت اول
	۰/۵	۰/۵	۱۰۰	۹۰	حالت دوم
	۰/۷	۰/۳	۱۰۰	۹۰	حالت سوم
	۰/۹	۰/۱	۱۰۰	۹۰	حالت چهارم

$C_1$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه سالم،

$C_2$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه ناسالم،

$W_1$  = وزن تابع حاصل از کل طبقه‌بندی اشتباه،

$W_2$  = وزن تابع میزان کاهش متغیرها.

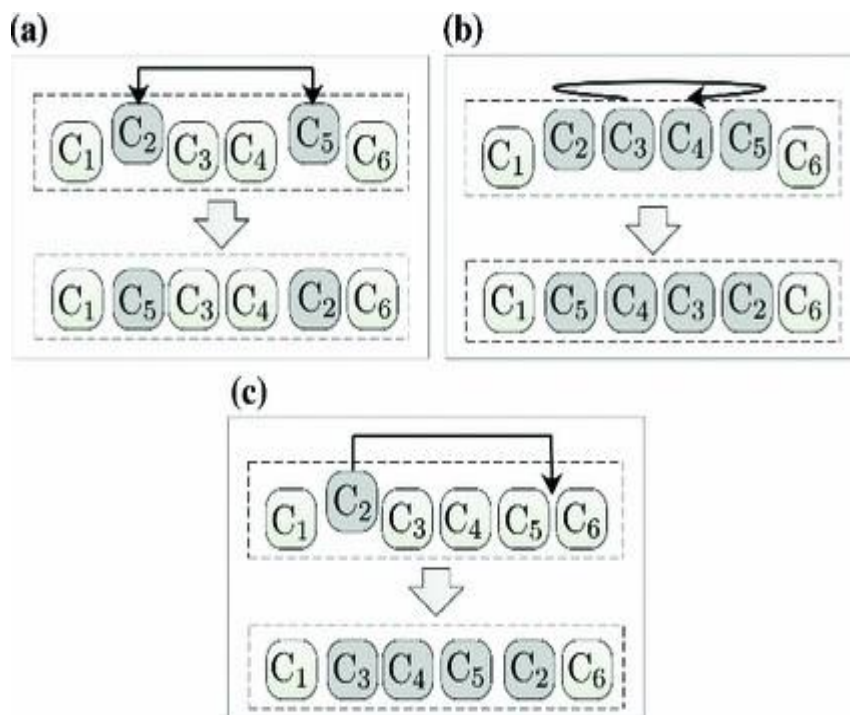
تابع هدف در این مطالعه به گونه‌ای تعریف شد که سه ورودی را دریافت و مقدار تابع هدف را طبق محدودیت‌های اعمال شده محاسبه و به عنوان خروجی تحویل می‌دهد. اولین ورودی تابع یک ماتریس سطری است که ستون‌های آن به تعداد متغیرها و شامل صفر یا یک است و الگوریتم‌های فرا ابتکاری قادر به تغییر و بهینه‌سازی آن می‌باشند. صفر نشان دهنده حضور و یک نشان دهنده عدم حضور یک متغیر است. دو ورودی دیگر شامل

زمان کافی برای به تعادل رسیدن در آن سطح از دما را داشته باشند. بر اساس اصول این الگوریتم، ابتدا ذراتی تولید می‌شوند که می‌توانند به صورت آزادانه و کاملاً تصادفی در هر جهتی از فضای مسئله حرکت کنند. در این مسئله منظور از هر ذره، ماتریس یک سطری است که تعداد ستون آن برابر با تعداد متغیرهاست و هر آرایه آن به صورت تصادفی انتخاب می‌شود که شامل عدد یک (وجود متغیر در ترکیب) یا صفر (عدم وجود متغیر در ترکیب) است. سپس به تدریج با کاهش دما از دامنه حرکت ذرات کاسته می‌شود و ذراتی که جواب‌های بهتری پیدا کردند باقی می‌مانند. شروع الگوریتم شبیه‌سازی تبرید کلاسیک فقط با یک جواب تصادفی است و این الگوریتم وابستگی بالایی به این جواب تصادفی اولیه دارد که از معایب این الگوریتم به شمار می‌آید اما در الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت، ابتدا جمعیتی از ذرات تولید می‌شود و سپس برای هر کدام الگوریتم شبیه‌سازی تبرید اجرا می‌شود و به بیان دیگر الگوریتم شبیه‌سازی تبرید به صورت موازی برای ذرات اولیه مختلف اجرا شود. در ادامه برای هر کدام از ذرات همسایگی‌هایی بر اساس سه روش تعویض<sup>۱</sup>، چرخاندن<sup>۲</sup> و جایگذاری<sup>۳</sup> تعریف می‌شود. برای تولید هر همسایگی یکی از این سه روش به طور تصادفی به کار گرفته می‌شود. نحوه عملکرد این روش‌ها در شکل (۱) ارائه شده است.

مجموعه داده‌های نرمال (سالم) و مجموعه داده‌های غیرنرمال (ناسالم) است. با استفاده از یک حلقه شرطی بر اساس ماتریس سطری صفر و یک، ستون‌های متناسب با صفر در ماتریس سطری حذف می‌شوند و دو مجموعه داده سالم و ناسالم جدید ایجاد می‌شود. در ادامه فاصله ماهالانویس برای مجموعه داده‌های ناسالم نسبت به مجموعه داده‌های سالم محاسبه می‌شود و بر اساس میانگین و انحراف معیار فاصله ماهالانویس حد بالا برای داده‌های سالم و حد پایین برای داده‌ها ناسالم تولید و در نهایت میزان خطای قرارگیری عضوهای اشتباه در هر مجموعه داده محاسبه می‌شود. در آخر تابع هدف از مجموعه خطای طبقه‌بندی داده‌ها و نسبت کاسته شدن تعداد متغیرها با وزن‌های مشخصی محاسبه می‌شود.

#### الگوریتم پیشنهادی شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت برای حل مسئله

توسعه الگوریتم شبیه‌سازی تبرید منجر به تولید الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت شد. این الگوریتم الهام گرفته از سرد شدن تدریجی فلزات از حالت مایع به جامد است. زمانی که فلزات در دمای بالا مایع هستند، ذرات آن‌ها می‌توانند به راحتی در هر جهتی حرکت کنند. با کاهش دما، ذرات به تدریج دامنه حرکت خود را از دست می‌دهند. قابل ذکر است که سرد شدن تدریجی باید به گونه‌ای باشد که در سطوح مختلف دمایی، ذرات



شکل ۱- روش‌های مختلف تولید همسایگی برای ذرات (a) روش تعویض، (b) روش چرخاندن و (c) روش جایگذاری



تمامی کد نویسی برای پیاده سازی و اجرای این الگوریتم و مرتبط ساختن الگوریتم ذکر شده با سامانه ماهالانویس-تاگوچی، در نرم افزار متلب (MATLAB, 2019a) انجام شد. همچنین داده ها در اکسل دسته بندی و سپس به عنوان ورودی به نرم افزار متلب وارد شد و سپس نمودار داده های خروجی به طور مجدد در نرم افزار اکسل ترسیم شد.

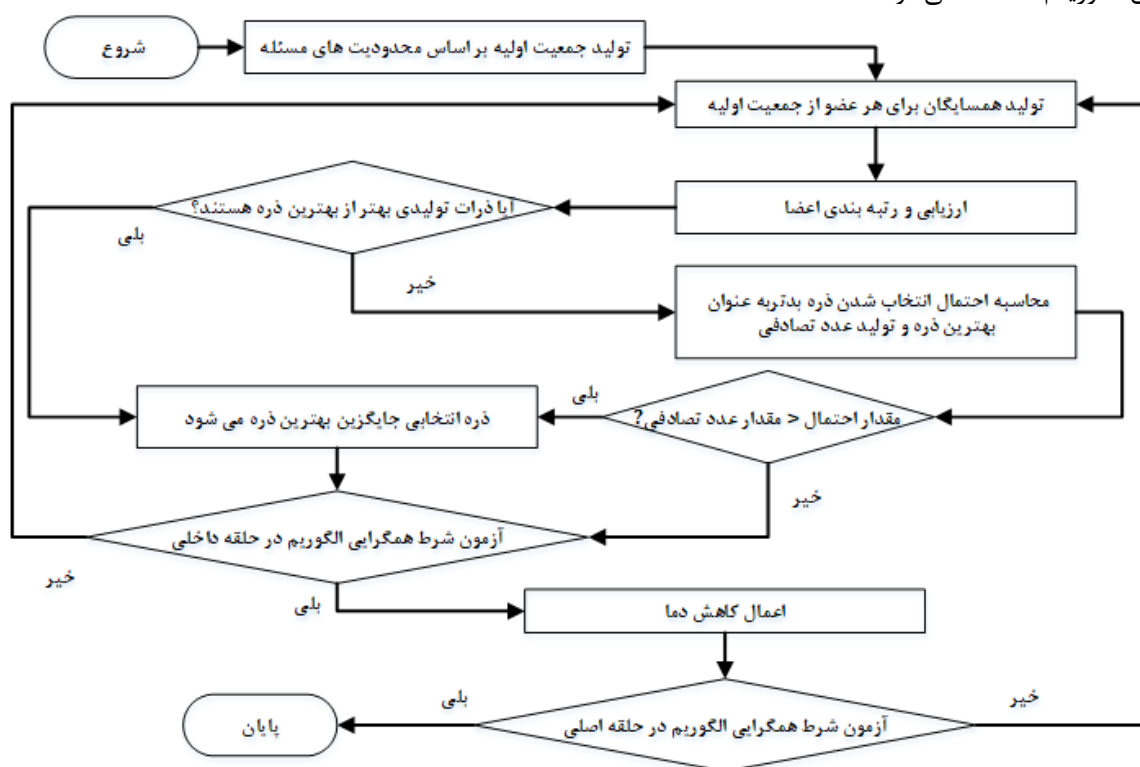
جدول ۳- پارامترهای مورد نیاز الگوریتم شبیه سازی تبرید مبتنی بر جمعیت

مقدار	پارامترهای الگوریتم
۱۵	دمای اولیه (سلسیوس)
۰/۹۹	نرخ کاهش دما (سلسیوس بر تکرار)
۵	تعداد جمعیت اولیه
۳	تعداد همسایگان برای هر عضو جمعیت

پس از تولید همسایگی ها، آن ها را از نظر تابع هدف ارزیابی و هر ذره ای که جواب بهتری تولید کند جایگزین بهترین جواب می شود و از طرفی طبق اصول این الگوریتم نمی توان ذرات دیگر را حذف کرد بلکه احتمالی بر اساس رابطه (۱۵) تعریف می شود و ذرات دیگر نیز شانس انتخاب شدن به عنوان بهترین جواب را برای تکرار بعدی الگوریتم دارد.

$$P = e^{-AC/T} \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

$P$  = احتمال انتخاب شدن ذره؛  $\Delta C$  = اختلاف میزان تابع هدف بین بهترین ذره و ذره مورد نظر و  $T$  میزان دمای موجود در تکرار مورد نظر از الگوریتم. همانطور که از این معادله مشخص است با کاهش دما در هر تکرار احتمال انتخاب شدن ذره بدتر کاهش می یابد. کاهش دما نیز در هر تکرار از حاصل ضرب نرخ کاهش در دمای تکرار قبلی به دست می آید. در جدول (۳) پارامترهای مورد نیاز و به کار گرفته شده در این مطالعه برای این الگوریتم آورده شده است. همچنین در شکل (۲) فلوجارت مراحل اجرای این الگوریتم مشاهده می شود.



شکل ۲- فلوجارت الگوریتم شبیه سازی تبرید مبتنی بر جمعیت

## نتایج و بحث

که اشاره شد با استفاده از آرایه های متعامد و محاسبه نرخ سیگنال به اغتشاش متغیرهایی که تاثیرگذاری کمتری دارند را حذف می کند. این روش با محدودیت هایی همراه است، چرا که تصمیم گیرنده انعطاف لازم برای تصمیم گیری در شرایط مختلف ندارد. حذف متغیرها با آستانه صفر انجام شد و اگر اختلاف میانگین

برای بررسی هر سامانه چند متغیره که عوامل یا متغیرهای بسیاری در آن تاثیرگذار هستند انتخاب متغیرهای مفید در دستور کار هر تکنیک چند متغیره است (Abbasi et al., 2011). بر این اساس روش ماهالانویس - تاگوچی کلاسیک همان طور

سیگنال به اغتشاش وجود و عدم وجود یک متغیر به زیر صفر می‌رسید آن متغیر نامناسب تشخیص داده می‌شد. البته این امکان وجود داشت که این محدودیت حذف تعداد مشخصی از متغیرها را تا حدی به وسیله استفاده از تغییر آستانه صفر به اعداد دیگر حذف کرد که پایه و اساس علمی ندارد. اما الگوریتم‌های فراابتکاری به وسیله وزن‌دهی در تابع هدف این انعطاف در تصمیم‌گیری را میسر کرد. در اجرای این الگوریتم زمانی که وزن  $0.1/9$  برای  $W_2$  در نظر گرفته شد، از آنجایی که  $W_2$  روی کاهش تعداد متغیر تأثیرگذار است، تابع هدف به سمت حذف کامل همه متغیرها پیش رفت. از این رو این وزن‌دهی از جدول حذف شد. در (جدول ۴) متغیرهای انتخاب شده، مقدار نهایی تابع هدف و تعداد ارزیابی تابع هدف برای حالت‌های مختلف ارائه شده است. در تحقیق انجام شده توسط Pal and Maiti (۲۰۱۰) نیز از الگوریتم ازدحام ذرات برای انتخاب متغیرهای مؤثر استفاده شد و وزن‌های مختلفی برای تابع هدف در نظر گرفته شد که این امر سبب ایجاد سناریوهای مختلف و در نتیجه متغیرهای مؤثر برای فرآیند ریخته‌گری آهن خاکستری، با توجه به وزن‌دهی‌های تابع

هدف و انواع سناریوها تغییر کرد.

همان‌طور که (جدول ۴) نشان می‌دهد، این الگوریتم توانست با ارزیابی حدود ۱۵ هزار جواب تولیدی از بین بیش از ۳۴ میلیارد جواب موجود برای بهینه‌سازی متغیرهای این مسئله به جواب بهینه‌ای دست یابد که نشان از توان بالای این الگوریتم داشت. ارزیابی کارایی یک الگوریتم، با استفاده از دو عامل تعداد ارزیابی تابع هدف و کشف کردن کمترین مقدار برای تابع مطلوبیت سنجیده شد. الگوریتمی که در کمترین تعداد ارزیابی تابع هدف بتواند کمترین میزان برای تابع مطلوبیت را کشف نماید الگوریتم مناسبی برای حل این مسئله می‌باشد. مشابه تحقیق حاضر، تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با الگوریتم فراابتکاری (کلونی مورچگان) در سال ۲۰۱۳ برای غربال‌گری متغیرها در صنعت خودرو استفاده شده است که تکنیک به کار گرفته شده توانست متغیرهای مورد بررسی را از ۳۲ به ۱۷ کاهش دهد. همچنین در این مطالعه دو الگوریتم ازدحام ذرات و کلونی مورچگان مورد مقایسه قرار گرفتند که الگوریتم ازدحام ذرات نتیجه بهتری ارائه داد (Reséndiz et al., 2013).

جدول ۴- نتایج حاصل از الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت

تعداد متغیر نهایی	متغیرهای انتخاب شده	مقدار نهایی تابع هدف	تعداد ارزیابی تابع هدف	$C_1$	$C_2$	$W_1$	$W_2$
۱۰	[۱۴, ۱۶, ۱۹, ۲۵, ۲۷, ۲۹, ۳۰, ۳۳, ۳۴, ۳۵]	۰,۳۳۴۴	۱۵۰۰۵	۱۰۰	۹۰	۰,۳	۰,۷
۱۱	[۱۰, ۱۳, ۱۴, ۱۶, ۱۹, ۲۱, ۲۹, ۳۰, ۳۳, ۳۴, ۳۵]	۰,۳۸۶۹۸	۱۵۰۰۵	۱۰۰	۹۰	۰,۵	۰,۵
۱۰	[۱۰, ۱۳, ۱۶, ۱۷, ۲۲, ۲۶, ۲۸, ۲۹, ۳۰, ۳۳]	۰,۴۱۸۳۲	۱۵۰۰۵	۱۰۰	۹۰	۰,۷	۰,۳
۲۱	[۲, ۴, ۶, ۸, ۱۰, ۱۲, ۱۳, ۱۴, ۱۶, ۱۷, ۱۸, ۱۹, ۲۱, ۲۴, ۲۵, ۲۷, ۲۸, ۲۹, ۳۰, ۳۳, ۳۴]	۰,۴۰۰۵۷	۱۵۰۰۵	۱۰۰	۹۰	۰,۹	۰,۱

$C_1$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه سالم،

$C_2$  = هزینه طبقه‌بندی اشتباه داده‌ها در گروه ناسالم،

$W_1$  = وزن تابع حاصل از کل طبقه‌بندی اشتباه،

$W_2$  = وزن تابع میزان کاهش متغیرها.

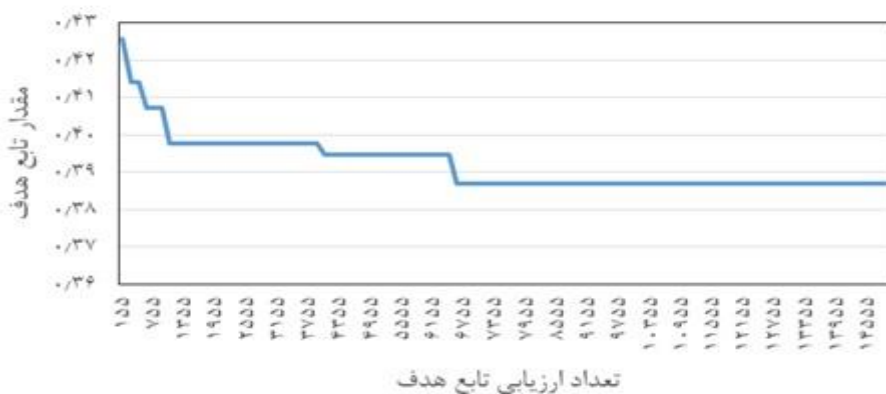
در  $W_1$  و  $W_2$  مشاهده می‌شود که این موضوع دلالت بر میزان کارایی این الگوریتم دارد.

همچنین در شکل (۳) روند کاهش تابع هدف را نسبت به تعداد ارجاع به تابع هدف، تحت حالت‌هایی برای وزن‌های مختلف

### حالت اول



### حالت دوم



### حالت سوم



### حالت چهارم

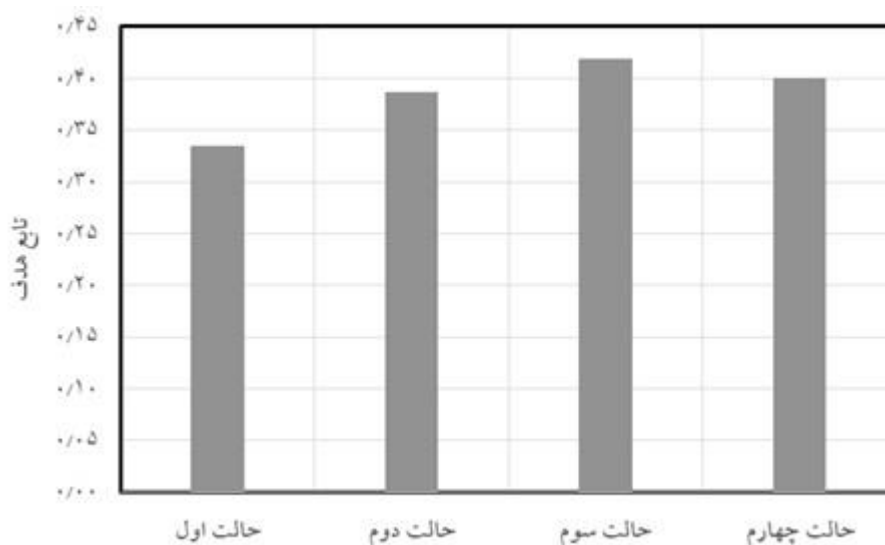


شکل ۳- روند کاهش تابع هدف در الگوریتم شبیه سازی تبرید مبتنی بر جمعیت در حالت های مختلف

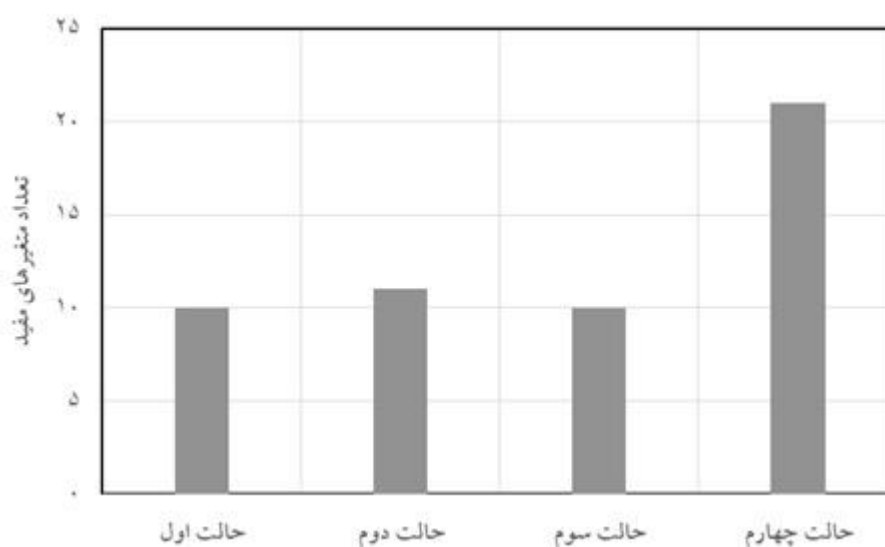
آن سیر نزولی به خود گرفته است.

در شکل (۵) تعداد متغیرهای مفید کشف شده در الگوریتم پس از اجرا در حالت‌های مختلف نشان داده شده است، بدیهی است که تعداد متغیرها با کاهش وزن تابع کاهش متغیر، افزایش می‌یابد. بجز در حالت سوم که تابع اشتباه طبقه‌بندی در این الگوریتم توانست تابع کاهش متغیر را مغلوب کند و بر خلاف کاهش وزن تابع کاهش متغیر، تعداد متغیرها کاهش یابد.

شکل (۴) نشان داد که عملکرد الگوریتم در چهار حالت مختلف چگونه است. از این شکل نتیجه گرفته شد که با کاهش وزن دهی برای تابع کاهش متغیرها ( $W_2$ ) از  $0/3$  تا  $0/7$ ، به دلیل افزایش تعداد متغیرهایی که باید باقی بمانند، فضای مسئله بزرگ‌تر شده و جواب‌های بهینه مشکل‌تر به دست می‌آیند و از طرفی اشتباه طبقه‌بندی نیز با افزایش تعداد متغیرهای انتخابی افزایش می‌یابد و در انتها سبب بالا رفتن مقدار تابع هدف می‌شود. از این رو تابع هدف نهایی از حالت اول تا سوم صعودی و بعد از



شکل ۴- مقدار تابع هدف در حالت‌های مختلف برای الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت



شکل ۵- مقدار تابع هدف در حالت‌های مختلف برای الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت

و پروسه تولید جوجه گوشتی به کار گرفته شد. نتایج مطالعات Jeong *et al.*, 2012, Liparas *et al.*, 2010, Soylemezoglu *et al.*, 2009 - نیز نشان داد که استفاده از سامانه ماهالانوبیسی -

این گونه بهینه‌سازی متغیرها و کاهش آن‌ها فقط در پروژه‌های صنعتی تا به حال به کار رفته است که در بخش مرور منابع به آن‌ها اشاره شد و در این مقاله برای اولین بار در زمینه کشاورزی

**معرفی نمادها**

MSD	فاصله ماهالانوبیس
$S_i$	انحراف معیار
$\delta_{MD}$	انحراف معیار فاصله ماهالانوبیس
Z	مقدار استاندارد شده
C	ماتریس وابستگی
$C^{-1}$	ترانهاده ماتریس وابستگی
TWFM( $f_1$ )	تابع اشتباه طبقه بندی
$Ne_1$	طبقه بندی اشتباه در گروه سالم
$Ne_2$	طبقه بندی اشتباه در گروه ناسالم
$\alpha$	زیان ناشی از طبقه بندی اشتباه در گروه سالم
$\beta$	زیان ناشی از طبقه بندی اشتباه در گروه ناسالم
$C_1$	هزینه ناشی از طبقه بندی اشتباه در گروه سالم
$C_2$	هزینه ناشی از طبقه بندی اشتباه در گروه ناسالم
Lower bound	حد پایین برای مشاهدات ناسالم
Upper bound	حد بالا برای مشاهدات سالم
$Mmd_N$	میانگین فاصله ماهالانوبیس گروه سالم
$Mmd_{AN}$	میانگین فاصله ماهالانوبیس گروه ناسالم
r	تعداد مشاهدات گروه سالم
ra	تعداد مشاهدات گروه ناسالم
Diffmean	اختلاف میانگین فاصله ماهالانوبیس گروه سالم و ناسالم
$Std_N$	انحراف معیار فاصله ماهالانوبیس گروه سالم
$Std_{AN}$	انحراف معیار فاصله ماهالانوبیس گروه ناسالم
$P_{select}$	تعداد متغیرهای انتخاب شده
P	تعداد کل متغیرها
$f_2$	تابع کاهش متغیرها
f	تابع هدف
$W_1$	وزن تابع اشتباه طبقه بندی
$W_2$	وزن تابع کاهش متغیرها
$\Delta C$	اختلاف تابع هدف در الگوریتم شبیه سازی تبرید
T	دمای موجود در هر تکرار

هیچگونه تعارض منافع بین نویسندگان وجود ندارد.

تاگوچی کلاسیک دارای محدودیت‌هایی می‌باشد که با نتایج این مطالعه به طور کامل همخوانی دارد و این سامانه سبب کاهش انعطاف تصمیم‌گیرنده می‌شود. در تحقیقات Kumano *et al.*, 2011 و Pal & Maiti, 2010 مشابه تحقیق حاضر، تلفیق سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی با الگوریتم‌های فراابتکاری منجر به کاهش متغیرهای مورد بررسی و اخذ نتایج قابل قبول در تصمیم‌گیری جامع گردید. همان‌طور که ذکر شد، در این پژوهش وزن‌هایی در تابع هدف مورد استفاده قرار گرفت که علت این امر تفاوت در میزان تجربه تصمیم‌گیرندگان، میزان منابع، داده‌های در دسترس و در کل بستگی به هدف تصمیم‌گیری و نتیجه‌گیری در پروسه تولید جوجه گوشتی می‌باشد. هرچه نیاز به متغیرها و داده‌های کمتر برای سهولت در تصمیم‌گیری باشد وزن تابع کاهش متغیرها در تابع هدف افزایش می‌یابد و هرچه نیاز به تصمیم‌گیری جامع‌تر باشد، این وزن کاهش می‌یابد. از طرفی هرچه نیاز به دقت بالا در انتخاب متغیرها و داده‌ها باشد، میزان وزن اشتباه طبقه بندی افزایش می‌یابد.

**نتیجه گیری**

در این پژوهش برای کاهش متغیرهای مؤثر در موفقیت واحد پرورش جوجه گوشتی از یک الگوریتم فراابتکاری شبیه‌سازی تبرید بهره‌برداری شد که وزن‌های ارائه شده در سامانه ماهالانوبیس - تاگوچی توسعه یافته به خوبی می‌تواند انعطاف لازم را با توجه به شرایط مختلف به تصمیم‌گیرنده بدهد. نتایج نشان داد که نوع و تعداد متغیرهای انتخابی می‌تواند با تغییر هر یک از وزن‌های موجود در تابع هدف تغییر کند و ممکن است متغیرها حذف یا اضافه شوند. همچنین طبق نتایج، تابع کاهش متغیر و تابع کل طبقه بندی اشتباه به صورت متقابل روی هم اثرگذار هستند و با توجه به وزن‌های این توابع، تعداد متغیرها کاهش یا افزایش پیدا می‌کردند. در نهایت، این مطالعه نشان داد که الگوریتم شبیه‌سازی تبرید مبتنی بر جمعیت می‌تواند تعداد متغیرها را از ۳۵ در حالت اول به ۱۰، در حالت دوم به ۱۱، در حالت سوم به ۱۰ و در حالت چهارم به ۲۱ متغیر کاهش دهد که البته قابل ذکر است نوع متغیرهای انتخابی در هر حالت متفاوت از حالت‌های دیگر بود. همچنین برای مطالعات آینده می‌توان تعداد متغیرهای مؤثر بیشتری همانند: مساحت به ازای هر جوجه، فصل جوجه‌ریزی و ... مورد بررسی قرار داد.

**REFERENCES**

Abbasi, S.E., Aghaie, A. & Fazlali, M. (2011). Applying Mahalanobis-Tagouchi System in Detection of High Risk Customers-A case-based study in an Insurance Company. *Advances in Industrial*

*Engineering*, 45 (Special Issue), 1-12.

Abu, M.Y., Nor, E.M. & Abd Rahman, M.S. (2018). April. Costing improvement of remanufacturing crankshaft by integrating Mahalanobis-Taguchi

- system and activity based costing. *In IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 342(1). IOP Publishing.
- Aman, H., Mochiduki, N. & Yamada, H. (2006). A model for detecting cost-prone classes based on Mahalanobis-Taguchi method. *IEICE transactions on information and systems*, 89(4), 1347-1358.
- Anomymous. (2019). *Census results from broiler farms*. Statistical Center of Iran. <https://www.amar.org.ir/Portals/0/News/1397/m-goshte-s97.pdf> (In Farsi).
- Chang, Z., Chen, W., Gu, Y. & Xu, H. (2020). Mahalanobis-taguchi system for symbolic interval data based on kernel Mahalanobis distance. *IEEE Access*, 8, 20428-20438.
- Chen, J., Cheng, L., Yu, H. & Hu, S. (2018). Rolling bearing fault diagnosis and health assessment using EEMD and the adjustment Mahalanobis-Taguchi system. *International Journal of Systems Science*, 49(1), 147-159.
- Foley, D. (1972). Considerations of sample and feature size. *IEEE Transactions on Information Theory*, 18(5), 618-626.
- Jeong, J.E., Park, S.G., Yang, I.H., Lee, Y.Y. & Oh, J.E. (2009). August. Fault diagnosis of rotating machinery using the Mahalanobis distance. *In INTER-NOISE and NOISE-CON Congress and Conference Proceedings*, Vol. 2009, No. 3, 4027-4033. Institute of Noise Control Engineering.
- Kizilaslan, H. (2009). Input-output energy analysis of cherries production in Tokat Province of Turkey. *Applied Energy*, 86(7-8), 1354-1358.
- Kumano, S., Mikami, N. & Aoyama, K. (2011). January. Advanced gas turbine diagnostics using pattern recognition. *In Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*, Vol. 54631, 179-187.
- Kuo, F.H. (2019). Applying the Mahalanobis Model to Predicting School Closures: An Example of Taipei City. *International Journal of Education and Learning Systems*, 4.
- Leese, M.N., & Main, P.L. (1994). The efficient computation of unbiased Mahalanobis distances and their interpretation in archaeometry. *Archaeometry*, 36(2), 307-316.
- Liparas, D., Angelis, L., & Feldt, R. (2012). Applying the Mahalanobis-Taguchi strategy for software defect diagnosis. *Automated Software Engineering*, 19(2), 141-165.
- Mohan, D., Saygin, C., & Sarangapani, J. (2008). Real-time detection of grip length deviation during pull-type fastening: a Mahalanobis-Taguchi System (MTS)-based approach. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 39(9-10), 995-1008.
- Pal, A., & Maiti, J. (2010). Development of a hybrid methodology for dimensionality reduction in Mahalanobis-Taguchi system using Mahalanobis distance and binary particle swarm optimization. *Expert Systems with Applications*, 37(2), 1286-1293.
- Rai, K.B., Chinnam, R.B. & Singh, N. (2008). Prediction of drill-bit breakage from degradation signals using Mahalanobis-Taguchi system analysis. *International Journal of Industrial and Systems Engineering*, 3(2), 134-148.
- Reséndiz, E., Moncayo-Martínez, L.A., & Solís, G. (2013). Binary ant colony optimization applied to variable screening in the Mahalanobis-Taguchi system. *Expert Systems with Applications*, 40(2), 634-637.
- Rousseeuw, P.J. & Van Zomeren, B.C. (1990). Unmasking multivariate outliers and leverage points. *Journal of the American Statistical Association*, 85(411), 633-639.
- Soylomezoglu, A., Jagannathan, S. & Saygin, C. (2010). Mahalanobis Taguchi system (MTS) as a prognostics tool for rolling element bearing failures. *Journal of Manufacturing Science and Engineering*, 132(5), 051014.
- Wang, H., Huo, N., Li, J., Wang, K., & Wang, Z. (2018). A road quality detection method based on the Mahalanobis-Taguchi system. *IEEE Access*, 6, 29078-29087.