E-ISSN: 2676-6159 | P-ISSN: 2538-5079

Journal of Decisions and Operations Research

www.journal-dmor.ir

J. Decis. Oper. Res. Vol. 8, No. 4 (2023) 954–974.

Paper Type: Original-Application Article

Design an Intelligent Model for Suppliers Productivity Evaluation in Sustainable Supply Chain

Majid Yarahmadi[1], Saeedeh Sakiniya[1,*]

[1] *Department of Mathematics and Computer Sciences, Faculty of Base Sciences, Lorestan University, Khorramabad, Iran; yarahmadi.m@lu.ac.ir; sakisaeideh@gmail.com.*

Citation:

Yarahmadi, M., & Sakiniya, S. (2023). Design an intelligent model for suppliers productivity evaluation in sustainable supply chain. *Journal of decisions and operations research, 8*(4), 954-974.

Received: 19/09/2022 Reviewed: 20/10/2022 Revised: 09/12/2022 Accepted: 11/01/2023

Abstract

Purpose: This paper presents an intelligent method for applying Data Envelopment Analysis (DEA) to design a sustainable supply chain.

Methodology: In the proposed method, for defuzzification of the ERM model, we used the α-cutting technique. Then, to measure the productivity in the presence of environmental uncertainty via different α-levels, a genetic algorithm is implemented to find an optimal α-cutting. Finally, an intelligent DEA model for ranking the supplier companies via optimal α value is designed.

Findings: This paper presents a new fuzzy DEA model based on a Genetic Algorithm for evaluating the productivity of suppliers in a sustainable supply chain.

Originality/Value: In the proposed method, since the α-cut obtained from the Genetic Algorithm is optimal, there is no longer a need to calculate the efficiency for different α-cuts through trial and error. Therefore, the proposed method's advantage is that it offers a more sustainable ranking in addition to increasing productivity for each supplier. The example presented in this article demonstrates the method's superiority and advantages.

Keywords: Data envelopment analysis, Genetic algorithm, Integrated enhanced Russell measure model, Supply chain management, Sustainable supplier selection.

Corresponding Author: sakisaeideh@gmail.com

Licensee. **Journal of Decisions and Operations Research**. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (http://creativecommons.org/licenses/by/4.0).

Journal of Decisions and Operations Research

تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات

دوره ۸، شماره (۴)، (۱۴۰۲)، ۹۷۴-۹۵۴

www.journal-dmor.ir

نوع مقاله: پژوهشی -کاربردی

طراحی یک مدل هوشمند ارزیابی بهره‌وری تامین‌کنندگان در یک زنجیره‌تامین پایدار

مجید یاراحمدی[۱]، سعیده ساکی‌نیا[۱*]

[۱]گروه ریاضی و علوم کامپیوتر، دانشکده علوم پایه، دانشگاه لرستان، خرم آباد، ایران.

چکیده

هدف: این مقاله روشی هوشمند برای به‌کارگیری تحلیل پوششی داده‌ها (*DEA*) در طراحی زنجیره‌تامین پایدار ارایه می‌کند.

روش‌شناسی پژوهش: در روش پیشنهادی، برای غیرفازی‌سازی مدل خطی‌شده *ERM*، از تکنیک α-برش استفاده می‌شود. سپس، برای اندازه‌گیری بهره‌وری در محیط نامعین با α-سطح‌های مختلف، از الگوریتم ژنتیک برای یافتن α-برش بهینه استفاده می‌شود و با جایگزینی α-برش بهینه در مدل پیشنهادی، یک مدل تحلیل پوششی داده‌های هوشمند برای رتبه‌بندی شرکت‌های تامین‌کننده طراحی می‌شود.

یافته‌ها: این مقاله یک مدل جدید تحلیل پوششی داده‌های فازی ژنتیکی برای ارزیابی بهره‌وری تامین‌کنندگان در زنجیره‌تامین پایدار ارایه می‌کند.

اصالت/ارزش‌افزوده علمی: در روش پیشنهادی، ازآنجاکه α-برش به‌دست‌آمده از الگوریتم ژنتیک بهینه‌ترین α-برش است، دیگر نیازی به محاسبه بهره‌وری به ازای α-برش‌های مختلف به‌صورت سعی‌وخطا نیست؛ بنابراین، مزیت روش پیشنهادی این است که علاوه بر بهره‌وری بیشتر برای هر تامین‌کننده، رتبه‌بندی پایدارتری ارایه می‌دهد. مثال ارایه‌شده در این مقاله، برتری و مزایای روش پیشنهادی را نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: الگوریتم ژنتیک، انتخاب تامین‌کننده پایدار، تحلیل پوششی داده‌ها، مدل راسل اصلاح‌شده، مدیریت زنجیره‌تامین.

۱- مقدمه

تحلیل پوششی داده‌ها[۱] یک تکنیک برنامه‌ریزی خطی ریاضی غیرپارامتری برای ارزیابی کارایی نسبی و اثربخشی و بهره‌وری واحدهای تصمیم‌گیرنده[۲] است. برای اولین بار، تحلیل پوششی داده‌ها توسط چارنز و همکاران [1] ارایه شد و به‌طور گسترده برای ارزیابی عملکرد و محک‌زنی یک مجموعه از *DMUs* درگیر در فرآیند تولید استفاده گردید [2]. از دیدگاه ریاضی، تحلیل پوششی داده‌ها یک ابزار تجزیه‌وتحلیل با قابلیت اطمینان بالاست که از آن به‌طور گسترده در بهینه‌سازی مدیریت زنجیره‌تامین و سایر زمینه‌ها استفاده می‌شود. یکی از زمینه‌هایی که به‌طور عمده از تحلیل پوششی داده‌ها استفاده می‌کند، مساله انتخاب بهترین تامین‌کننده در مدیریت زنجیره‌تامین است.

بهینه‌سازی سرمایه و منابع یکی از اهداف اصلی مدیریت زنجیره‌تامین است [3]. ایجاد ترکیب بهینه‌ای از منابع یکی از اهداف اولیه آن در عصر تجارت مدرن است [4]. زنجیره‌تامین مجموعه‌ای از واحدهای تامین‌کننده بهینه‌شده به‌هم‌پیوسته است که در گذشته برای ارزیابی آن از معیارهای اقتصادی استفاده می‌شد [5]؛ اما امروزه برای ارزیابی آن از شاخص‌های پایداری استفاده می‌کنند که این شاخص‌ها شامل معیارهای اقتصادی، اجتماعی و محیطی است [6]. مدیریت زنجیره‌تامین پایدار[۳] یکی از موضوعات بسیار مهم است؛ بنابراین، ارزیابی

[1] Data Envelopment Analysis (DEA)

[2] Decision Making Units (DMUs)

[3] Sustainable Supply Chain Management (SSCM)

* نویسنده مسئول

sakisaeideh@gmail.com

پایداری و انتخاب بهترین تامین‌کننده یکی از اهداف پژوهشی مهم شرکت‌هاست [7]. هم‌چنین سازمان‌ها، پایداری زنجیره‌تامین را به‌عنوان یک عامل موثر در کیفیت محصولات و خدمات خود در نظر می‌گیرند [8]. در همین راستا، ترکیب همه شاخص‌های پایداری در ارزیابی زنجیره‌های تامین یکی از تکنیک‌های مهم در ارزیابی زنجیره‌های تامین پایدار است [9]. توجه دقیق به تعاملات در بین شرکت‌ها، مهم‌ترین مساله در ارزیابی پایداری زنجیره‌های تامین می‌باشد [3]. از سوی دیگر، بررسی چند معیار برای ارزیابی پایداری، یک نگرانی عمده برای شرکت‌ها و سازمان‌ها است [6]. یک نکته قابل توجه این است که تمرکز صرف بر عوامل اقتصادی چالش‌های زیادی مانند کمبود منابع، آلودگی محیط زیست و بی‌عدالتی اجتماعی را ایجاد می‌کند. توسعه پایدار به‌عنوان توسعه‌ای تعریف می‌شود که قادر به رفع نیازهای فعلی بدون آسیب رساندن به توانایی نسل‌های آینده برای رفع نیازهای خود باشد [10]. درحالی‌که زنجیره‌تامین پایدار به حفاظت از محیط زیست و مسئولیت اجتماعی در طول فاکتورهای اقتصادی توجه ویژه‌ای دارد [3]؛ لذا، برای دستیابی به پایداری، سازمان‌ها تلاش می‌کنند که مبتنی بر همه شاخص‌ها محصولاتی را تولید کنند که آسیب زیست‌محیطی نداشته باشد و برخلاف استانداردهای اجتماعی نباشد [11]. با توجه به نقش تعیین‌کننده انتخاب شاخص‌های پایداری برای تعیین پایداری زنجیره‌تامین، تصمیم‌گیران باید آن‌ها را با دقت انتخاب کنند تا به نتیجه مطلوب برسند [12]. هم‌چنین در نظر گرفتن شاخص‌های پایداری مناسب، یک مسئولیت اجتناب‌ناپذیر برای تصمیم‌گیران است [13]. علاوه بر این، می‌دانیم که خرید یک نقش راهبردی در مدیریت زنجیره‌تامین برای یک شرکت ارایه می‌دهد و محرک مزیت رقابتی است [14]؛ بنابراین، انتخاب تامین‌کنندگان در هر کسب‌وکاری یکی از فرآیندهای حیاتی تصمیم‌گیری است که دارای تاثیر زیادی بر دوام و پایداری کسب‌وکار می‌باشد. هم‌چنین، انتخاب تامین‌کننده متاثر از عوامل کمی و کیفی بسیاری است [15]. به‌کارگیری تحلیل پوششی داده‌ها در فرآیند انتخاب تامین‌کنندگان پایدار و ارایه بهترین راهبرد پایدار در زنجیره‌تامین پایدار، به افزایش اثربخشی و کارایی کل زنجیره‌تامین کمک می‌کند [16].

کومار و همکاران [17] اعتقاد دارند که تحلیل پوششی داده‌ها یک رویکرد مقاوم در مساله انتخاب تامین‌کننده فراهم می‌کند. در ادامه به بعضی از این کاربردها اشاره می‌کنیم. کلینسورگ و همکاران [18] از تحلیل پوششی داده‌ها برای آگاهی از عملکرد تامین‌کننده‌ها استفاده کرده‌اند. فرضی‌پور صائن [19] یک مدل تحلیل پوششی داده‌ها برای انتخاب تامین‌کننده در حضور هر دو داده نادقیق و خروجی نامطلوب پیشنهاد داد و همین‌طور یک مدل تصمیم برای رتبه‌بندی تامین‌کنندگان در حضور داده‌های نادقیق، محدودیت وزن و فاکتورهای غیراختیاری پیشنهاد داد [20]. تالوری و همکاران [21] یک مدل تحلیل پوششی داده‌ها با قیود تصادفی[1] را برای انتخاب تامین‌کننده در حضور داده‌های تصادفی پیشنهاد دادند. وبر و همکاران [22] برنامه‌ریزی چندهدفه[2] و تحلیل پوششی داده‌ها را برای ارزیابی تامین‌کننده‌ها پیشنهاد دادند. امین‌دوست و همکاران [23] یک مدل رتبه‌بندی براساس سیستم استنباط فازی، برای انتخاب تامین‌کننده پایدار پیشنهاد دادند.

منطق و محاسبات فازی از رویکردهای هوش محاسباتی و محاسبات نرم می‌باشد که کاربردهای زیادی در مدیریت کسب‌وکارها دارد. به‌عنوان‌مثال، ال-مرسی [24] در یک پژوهش کاربرد بهینه‌سازی فازی را در بودجه‌بندی کسب‌وکارها ارایه نمود. هم‌چنین، مرزبند [25] ارایه خدمات دقیق و اولویت‌بندی زنجیره‌تامین در شرکت‌های تولیدی را با استفاده از تحلیل هزینه ارایه‌شده در محیط فازی مدل‌سازی نموده است. در مقاله آزادی و همکاران [26] برای انتخاب پایدارترین تامین‌کننده، مدل یکپارچه تحلیل پوششی داده‌های اصلاح‌شده راسل در محیط فازی توسعه داده می‌شود. مدل پیشنهادی آن‌ها می‌تواند کارایی، اثربخشی و بهره‌وری را در محیط نامعین با α-سطح‌های مختلف اندازه‌گیری کند. این مدل *DEA* یکپارچه فازی نمی‌تواند با روش‌های بهینه‌سازی قطعی حل شود.

در مقاله آزادی و همکاران [26] برای قطعی‌سازی مدل غیرخطی فازی موردنظرشان، از تئوری امکان استفاده کرده‌اند؛ اما مشکل اصلی روش آن‌ها این بود که α را به طور انتخابی و به صورت یک ثابت در بازه [۰،۱] در نظر می‌گرفتند و اعتقاد داشتند که تغییر مقادیر α، تاثیر مهمی بر روی نتایج رتبه‌بندی ندارد و تصمیم‌گیران درباره انتخاب مقدار α نگران نباشند، درحالی‌که با تغییر مقدار α رتبه‌بندی ناشی از ارزیابی تغییر می‌کند. در این مقاله ابتدا مدل غیرخطی را به مدل خطی تبدیل کرده و سپس برای غیرفازی‌سازی مدل خطی مذکور، به جای استفاده از تئوری امکان از تکنیک α-برش مقاوم استفاده می‌شود. روش ارایه‌شده در این مقاله نسبت به روش‌های دیگر دارای دو مزیت است. در روش‌های قبلی، زمان زیادی صرف محاسبه رتبه‌بندی با α-برش‌های مختلف می‌شد که در روش پیشنهادی در این مقاله چون α-برش به‌دست‌آمده بهینه‌ترین α-برش می‌باشد، دیگر نیازی به محاسبه بهره‌وری به ازای α-برش‌های مختلف و مقایسه

[1] Chance Constrained DEA (CCDEA)

[2] Multi-Objective Programming (MOP)

آن‌ها با یکدیگر نیست؛ بنابراین، دیگر شاهد تغییرات رتبه‌بندی نخواهیم بود. لذا، از مزیت‌های روش جدید این است که علاوه بر بهره‌وری بیشتر برای هر تامین‌کننده، رتبه‌بندی پایدارتری هم خواهیم داشت.

هدف اصلی در این مقاله، ارایه روشی هوشمند برای به‌کارگیری تحلیل پوششی داده‌های فازی[1] در انتخاب بهره‌ورترین تامین‌کننده مبتنی بر رتبه‌بندی پایدار است. برای این منظور، در روش پیشنهادی، برای غیرفازی‌سازی مدل خطی‌شده *ERM* از تکنیک α-برش استفاده می‌شود. سپس، برای اندازه‌گیری بهره‌وری در محیط نامعین با α-سطح‌های مختلف، از الگوریتم ژنتیک برای یافتن α-برش بهینه استفاده می‌شود و با جایگزینی α-برش بهینه در مدل پیشنهادی، یک مدل تحلیل پوششی داده‌های هوشمند برای رتبه‌بندی شرکت‌های تامین‌کننده طراحی می‌شود. در ادامه، بخش‌های مختلف این پژوهش به شرح زیر سازمان‌دهی می‌گردد: در بخش ۳، ابتدا روش پیشنهادی شرح داده می‌شود و سپس با استفاده از تکنیک α-برش مقاوم، مدل پیشنهادی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک ارایه می‌گردد. در بخش ۴ این پژوهش، به نتایج شبیه‌سازی و مثال عددی با استفاده از مدل پیشنهادی پرداخته می‌شود و سرانجام در بخش ۵، نتیجه‌گیری و پیشنهادها برای پژوهش‌های آتی آورده می‌شود.

۲- مبانی نظری پژوهش

۲-۱- مدیریت زنجیره‌تامین پایدار

امروزه یکی از اهداف مهم سازمان‌ها، ارزیابی پایداری زنجیره‌تامین است، زیرا ارزیابی کارایی زنجیره‌های تامین به سازمان‌ها کمک می‌کند تا آگاهی‌شان را از عملکرد خود افزایش دهند و بتوانند راهبردهای مدیریتی را توسعه دهند [27]. هم‌چنین امروزه سازمان‌ها پایداری زنجیره‌های تامین را به‌عنوان اهرمی برای بهبود کیفیت و بهره‌وری بررسی می‌کنند [8]، [28]. فاکتورهای پایداری فقط شامل معیارهای اقتصادی نیست بلکه معیارهای اجتماعی و محیطی را نیز شامل می‌شود [29]. شرکت‌ها باید مشکلات زیست‌محیطی و نگرانی‌های اجتماعی را به حداقل برسانند و تلاش کنند تا فایده‌های اقتصادی را به حداکثر برسانند [30]. ارزیابی پایداری زنجیره‌های تامین، زنجیره‌های پایدار را مشخص می‌کند و نقاط ضعف زنجیره‌های ناپایدار را نیز آشکار می‌کند [31]، [32]. به‌عبارت‌دیگر یکی از دغدغه‌های اصلی شرکت‌ها، پرداختن به مسایل چندمعیاره برای ارزیابی پایداری می‌باشد. به‌عنوان نمونه در دهه‌های اخیر، صنعت حمل‌ونقل در همه کشورهای توسعه‌یافته و درحال‌توسعه، نقش حیاتی ایفا می‌کند. محاسبه کارایی سیستم‌های حمل‌ونقل باید با استفاده از انواع معیارهای محیطی، اقتصادی و اجتماعی انجام شود [33]. ارزیابی کارایی واحدهای تصمیم‌گیرنده در دوره‌های مختلف یک موضوع مهم برای تصمیم‌گیران است [27]. برای سود بردن از *SCM*[2] پایدار در بازارهای رقابتی، سه بعد پایداری یعنی اقتصادی، اجتماعی و محیطی نقش کلیدی دارند [34].

از دیدگاه بداقی و فرضی‌پور صائن [35] پایداری بر منافع اقتصادی، مسئولیت اجتماعی و حفاظت از محیط‌زیست تمرکز دارد. هدف از پایداری افزایش سود اقتصادی و درعین‌حال کاهش نگرانی‌های اجتماعی و زیست‌محیطی می‌باشد [2]. ارزیابی پایداری را می‌توان با تشویق زنجیره‌های تامین به توجه ویژه به فاکتورهای اجتماعی و محیطی، تحقق بخشید [26]. شورای جهانی محیط زیست و توسعه[3]، پایداری را به این صورت تعریف کرده است: "توسعه‌ای که با نیازهای نسل حاضر مطابقت دارد، بدون این‌که توانایی نسل‌های آینده را برای رفع نیازهای خود به خطر بیاندازد" [36]. آگرون و همکاران منابع خارجی را بخش اصلی *SCM* می‌دانند [37]. درحالی‌که مدیریت زنجیره‌تامین تنها بر معیارهای اقتصادی تمرکز ندارد، بلکه به معیارهای اجتماعی مانند شرایط خوب کار و معیارهای محیطی مانند حفاظت از محیط‌زیست و کنترل آلودگی توجه دارد. دیلیک و هوکرتز [38] *SSCM* را ترکیبی از توسعه پایدار و مدیریت زنجیره‌تامین می‌دانند که توسعه پایدار به صورت ترکیبی از فاکتورهای اقتصادی، اجتماعی و محیطی تعریف می‌شود.

[1] Fuzzy Data Envelopment Analysis (FDEA)

[2] Supply Chain Management (SCM)

[3] World Council of Environment and Development (WCED)

۲-۲- روش تحلیل پوششی داده‌ها

تحلیل پوششی داده‌ها یک رویکرد ناپارامتریک پیشرو برای اندازه‌گیری کارایی نسبی و محک‌زنی واحدهای تصمیم‌گیرنده همتا می‌باشد که از زمان معرفی آن در سال ۱۹۷۸ توسط مقاله اولیه چارنز و همکاران [1] به‌طور گسترده به‌عنوان یکی از موثرترین روش‌ها برای اندازه‌گیری کارایی و ارزیابی عملکرد شناخته شده است [39]. علاوه براین حوزه‌های خاصی وجود دارد که تحلیل پوششی داده‌ها در آن‌ها بیشترین کاربرد را دارد [40]. *DEA* در ابتدا برای ارزیابی کارایی *DMUs* براساس بهترین مرز کارایی به نام "مرز کارا" معرفی شد [16]، بااین‌حال در *DEA* سنتی، ساختارهای داخلی *DMUs* نادیده گرفته می‌شوند [41]. اگر بخواهیم ساختار داخلی را درنظر بگیریم باید از تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای[1] برای بررسی ساختار شبکه استفاده کنیم [42]. به‌عبارت‌دیگر، *NDEA* عملکرد سیستم‌های چندمرحله‌ای را ارزیابی می‌کند [43]. *NDEA* به‌عنوان یکی از رویکردهای پیشرفته تحلیل پوششی داده‌ها برای ارزیابی و رتبه‌بندی *DMUs* با ساختار داخلی آن‌ها درنظر گرفته می‌شود [46]–[44].

۲-۳- استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها در ارزیابی زنجیره‌تامین پایدار

یکی از تکنیک‌هایی که می‌تواند برای ارزیابی پایداری زنجیره‌های تامین استفاده شود تحلیل پوششی داده‌ها است. فتحی و فرضی‌پور صائن [7] پایداری زنجیره‌های تامین را با تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای فازی مالم‌کوئیست[2] ارزیابی کرده‌اند، آن‌ها برای انجام این کار از ترکیب مرز دوگانه و مجموعه وزن‌های مشترک استفاده کرده‌اند. صنعت حمل‌ونقل یکی از عوامل اصلی آلودگی زیست‌محیطی است و مدیریت زنجیره‌تامین پایدار یکی از موضوعات ضروری در صنعت حمل‌ونقل (ترابری) می‌باشد. فرضی‌پور صائن و همکاران [27] یک شاخص بهره‌وری مالم‌کوئیست را براساس مدل تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای پیشنهاد دادند. مدل پیشنهادی آن‌ها، پایداری زنجیره‌تامین را با خروجی‌های نامطلوب و ورودی‌های غیراختیاری در دوره زمانی (۲۰۱۸-۲۰۱۷ و ۲۰۱۹-۲۰۱۸) ارزیابی می‌کند و به تصمیم‌گیران کمک می‌کند تا کارایی *DMUs* را ارزیابی کنند. لازم به ذکر است که مدل آن‌ها به مدیران کمک می‌کند تا ارزیابی‌های واقع‌بینانه‌تری از زنجیره‌های تامینشان داشته باشند و هم‌چنین می‌توانند پایداری زنجیره‌های تامین حمل‌ونقل را با شاخص بهره‌وری مالم‌کوئیست اندازه‌گیری کنند.

مظفری و استوان [47] در پژوهشی، با استفاده از رویکرد منبع تخصص متمرکز و مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها به ارزیابی زنجیره‌های تامین پرداخته‌اند. ایزدی‌خواه و همکاران [34] یک رویکرد *DEA* دومرحله‌ای با قیود تصادفی فازی را با هدف ارزیابی پایداری زنجیره‌تامین انعطاف‌پذیر در حمل‌ونقل عمومی ارایه دادند. توسلی و همکاران [4] یک مدل فازی دومرزی *NDEA* را برای ارزیابی پایداری زنجیره‌های تامین معرفی کردند و برای حل مدل‌های پیشنهادی از رویکرد α-برش استفاده کردند. از دیدگاه دیگری و مبتنی بر محاسبات بازه‌ای، ولی‌زاده [48] پیشنهاد می‌کند که محاسبه کارایی کلی و رتبه‌بندی تامین‌کننده‌ها را در قالب یک بازه باهم ادغام و کارایی کلی و رتبه‌بندی واحدها بر اساس روش رتبه‌بندی بازه‌ای انجام شود.

۲-۴- استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها برای انتخاب تامین‌کننده پایدار

فرآیند انتخاب تامین‌کننده، یک فرآیند تصمیم‌گیری راهبردی است که بر روی پایداری شرکت‌ها تاثیر می‌گذارد. به همین دلیل تعیین این که شرکت‌ها در زمان انتخاب تامین‌کننده پایدار، بیشتر کدام روش‌ها را و چگونه استفاده می‌کنند بسیار مهم است. به همین دلیل است که روش تحلیل پوششی داده‌ها در مطالعات مربوط به فرآیند انتخاب تامین‌کننده پایدار موردتوجه محققان می‌باشد [49]، [50]. روش تحلیل پوششی داده‌ها که یک روش شاخص ارزیابی است، ابزاری عینی و کمی برای ارزیابی انتخاب تامین‌کنندگان پایدار (سبز) ارایه می‌دهد و واقعیتی است که توسط بسیاری از محققان و از طریق تحقیقات تجربی آن‌ها تایید شده است [51]. زربخش‌نیا و جغدانی [52] یک مدل شبکه‌ای دومرحله‌ای جدید را در حضور ورودی‌های غیرقابل کنترل و خروجی‌های نامطلوب، با درنظر گرفتن مجموعه‌ای از واسطه‌ها بین دو مرحله (فاز)، برای انتخاب و ارزیابی بهترین تامین‌کننده پایدار ارایه دادند.

[1] Network DEA (NDEA)

[2] Malmquist Productivity Index (MPI)

پانث‌آ و همکاران [53] در مطالعه‌ای به ارایه یک روش برای انتخاب تامین‌کننده پایدار با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و مدل تکامل تفاضلی پرداخته‌اند. امین‌دوست [54] یک مدل جدید با درنظر گرفتن امتیازات تصمیم‌گیرندگان و رفع ابهامات و عدم قطعیت در فرآیند انتخاب تامین‌کننده، برای ارزیابی و رتبه‌بندی تامین‌کننده پیشنهاد داد. او تئوری مجموعه فازی و تحلیل پوششی داده‌ها را در مدل جدیدش ادغام کرد. ایزدی‌خواه و همکاران [29] از روش تحلیل پوششی داده‌ها برای گروه‌بندی خوشه‌ای تامین‌کنندگان استفاده می‌کنند و سپس بدین ترتیب تامین‌کنندگان فاقد صلاحیت شناسایی و حذف می‌شوند. در مقاله آن‌ها یک الگوریتم جدید ارایه می‌شود که برای انتخاب تامین‌کنندگان از سیستم غربالگری فازی و روش تحلیل پوششی داده‌ها استفاده می‌کند.

انگوبنی و بریتن‌باچ [55] یک مدل تحلیل پوششی داده‌ها را به‌کار می‌گیرند تا بتوانند کارایی تکنیکی شرکت‌های آب در آفریقای جنوبی را اندازه‌گیری کنند؛ بنابراین، تحلیل پوششی داده‌ها را برای تعیین، اندازه‌گیری، تجزیه‌وتحلیل و مقایسه عملکرد فنی تمام پانل‌های آب در آفریقای جنوبی به‌کار می‌برند. طیب و سرکار [56] یک رویکرد برنامه‌ریزی فازی تعاملی را برای انتخاب یک تامین‌کننده پایدار در مدیریت زنجیره‌تامین نساجی پیشنهاد دادند. چنگ و همکاران [57] یک مدل ترکیبی *DEA-Adaboost* برای انتخاب تامین‌کننده با متغیر فازی و اهداف چندگانه ارایه دادند. آدابوست یک الگوریتم یادگیری ماشین است که توسط یاو فروند و رابرت شاپیر ابداع شد.

۵-۲- استفاده از الگوریتم ژنتیک در زنجیره‌تامین

شبیه‌سازی فرآیند تکاملی طبیعی موجودات زنده منجر به تکنیک‌های بهینه‌سازی تصادفی که الگوریتم‌های تکاملی نامیده می‌شوند گردیده است. امروزه این تحقیق به سه شاخه الگوریتم‌های ژنتیک[1]، برنامه‌ریزی تکاملی[2] و راهبردهای تکاملی[3] تقسیم می‌شوند. الگوریتم‌های ژنتیک شاید از معروف‌ترین الگوریتم‌های تکاملی باشند. اخیرا الگوریتم‌های ژنتیک به خاطر قابلیت بالای آن‌ها به‌عنوان روش بهینه‌سازی برای حل مسایل بهینه‌سازی و جست‌وجو در دامنه‌های بزرگ و با توابع هزینه نسبتا پیچیده موردتوجه واقع شده‌اند و در عمل ثابت شده است که در چنین شرایطی از روش‌های محاسباتی موجود در بسیاری از موارد سریع‌تر عمل می‌کند. در الگوریتم ژنتیک، یک راه‌حل برای مساله موردنظر، با یک لیست از پارامترها نشان داده می‌شود که به آن‌ها کروموزوم می‌گویند. کروموزوم‌ها عموما به‌صورت یک رشته ساده از داده نمایش داده می‌شوند. در ابتدا چندین مشخصه به صورت تصادفی برای ایجاد نسل اول تولید می‌شوند. در طول هر نسل، هر مشخصه ارزیابی می‌شود و ارزش تناسب توسط تابع تناسب اندازه‌گیری می‌شود. گام بعدی، ایجاد دومین نسل از جامعه براساس نسل فعلی است که با استفاده از عملگرهای ژنتیکی صورت می‌پذیرد. این عملگرها عبارتند از اتصال کروموزوم‌ها به سر یکدیگر (تقاطع) و تغییر (جهش) و تولید مجدد. برای هر فرد یک جفت والد انتخاب می‌شود.

چندین الگوی انتخاب وجود دارد: چرخ منگنه‌دار (رولت)، انتخاب مسابقه‌ای (تورنامنت) و ... . اتصال دو کروموزوم، فرزند ایجاد می‌کند که به نسل بعدی اضافه می‌شود. مرحله بعدی تغییر دادن فرزندان جدید است. کروموزوم‌های فرزند به‌طور تصادفی تغییر می‌کنند یا جهش می‌یابند. این فرآیند باعث به وجود آمدن نسل جدیدی از کروموزوم‌هایی می‌شود که با نسل قبلی متفاوت است. کل فرآیند برای نسل بعدی هم تکرار می‌شود، جفت‌ها برای ترکیب انتخاب می‌شوند، جمعیت نسل سوم به وجود می‌آیند و ... این فرآیند تکرار می‌شود تا این‌که به آخرین مرحله برسیم و شرط خاتمه الگوریتم ژنتیک برقرار شود [58]. هم‌چنین یاراحمدی و ساکی‌نیا [59] با استفاده از تحلیل پوششی داده های ژنتیکی، ارزیابی تامین کنندگان را در حوزه پتروشیمی ارایه نموده‌اند. فلاح‌پور و همکاران [60] یک مدل یکپارچه برای انتخاب تامین‌کننده سبز تحت محیط فازی ارایه دادند و در آن کاربرد تحلیل پوششی داده‌ها و رویکرد برنامه‌ریزی ژنتیک را نشان دادند. در مقاله موردنظر برای بهبود مدل‌های پیشین، یک معادله ریاضی غیرخطی مقاوم جدید برای ارزیابی کارایی و انتخاب تامین‌کنندگان با استفاده از تاسیس معیارها و برنامه‌ریزی ژنتیکی ایجاد می‌کند. سیف‌الدینه و همکاران [61] یک الگوریتم ژنتیک بهبودیافته برای بهینه‌سازی هزینه کل زنجیره‌تامین در مساله مکان‌یابی-موجودی ارایه دادند. در مقاله موردنظر یک مدل ریاضی برای به حداقل رساندن هزینه کل زنجیره‌تامین فرمول‌بندی می‌شود. لین و همکاران [62] بهینه‌سازی شبیه‌سازی چندهدفه را با استفاده از تحلیل پوششی داده‌ها و الگوریتم ژنتیک ارایه دادند.

---

[1] Genetic Algorithms (GAs)

[2] Evolutionary programming (EP)

[3] ESS

سانگ [63] در مقاله‌اش به کاربرد الگوریتم ژنتیک و شبکه عصبی *BP*[1] در تامین مالی زنجیره‌تامین تحت اشتراک اطلاعات پرداخته است. وی بررسی تامین مالی زنجیره‌تامین را تحت اشتراک اطلاعات از منظر ارزیابی ریسک اعتباری انجام داده است. در این پژوهش، الگوریتم ژنتیک ترکیب‌شده با ماشین بردار پشتیبان و شبکه *BP*، برای ارزیابی ریسک اعتباری تامین مالی زنجیره‌تامین انتخاب شده است. قلی‌زاده و فضل‌الله‌تبار [64] یک بهینه‌سازی مقاوم و الگوریتم ژنتیک اصلاح‌شده برای یک حلقه بسته سبز زنجیره‌تامین تحت عدم قطعیت ارایه دادند. شبکه‌های زنجیره‌تامین حلقه بسته[2] شامل فرآیندهای بازده و هدف تامین‌کنندگان برای به دست آوردن ارزش‌افزوده می‌باشد که در آن ادغام بیشتر تمام فعالیت‌های زنجیره‌تامین درنظر گرفته می‌شود؛ بنابراین، شامل همه فرآیندهایی است که باید بهینه شود و هم‌چنین اثرات زیست‌محیطی که منجر به تشکیل یک حلقه بسته سبز شبکه زنجیره‌تامین می‌شوند را درنظر می‌گیرد.

فتحی و همکاران [65] یک الگوریتم ژنتیک ترکیبی بهینه‌سازی صف-تصادفی یکپارچه برای شبکه زنجیره‌تامین مکان-موجودی ارایه دادند. آن‌ها یک مدل بهینه‌سازی مکان-موجودی برای پیکربندی زنجیره‌تامین درنظر گرفتند. مدل آن‌ها شامل یک تامین‌کننده، چندین مرکز توزیع[3] و چندین خرده‌فروش بازرگانی بود. هدف یافتن مکان‌های بهینه برای *DCs* و خط‌مشی موجودی آن‌ها به‌طور هم‌زمان می‌باشد. برای این هدف، یک رویکرد دوفازی مبتنی بر تئوری صف و بهینه‌سازی تصادفی توسعه داده شده است. کوسول پوچونگ و همکاران [66] یک رویکرد الگوریتم ژنتیک برای زمان‌بندی انبار عبوری[4] چندهدفه در زنجیره‌های تامین ارایه دادند. در زنجیره‌تامین، هدف پایانه‌های انبارهای عبوری انتقال مستقیم محصولات از کامیون‌های ورودی به کامیون‌های خروجی است. حمل‌ونقل می‌تواند هزینه موجودی شبکه زنجیره‌تامین را کاهش دهد.

۳- روش پژوهش

در مقاله اخیر آزادی و همکاران [26]، یک مدل یکپارچه *DEA* راسل اصلاح‌شده[5] با رویکرد فازی را برای انتخاب پایدارترین تامین‌کننده توسعه داده‌اند. در روش پیشنهادی آن‌ها، تصمیم‌گیران می‌توانند در هنگام انتخاب تامین‌کننده‌های پایدار، فاکتورهای اقتصادی، اجتماعی و محیطی را نیز موردبررسی قرار دهند. همین‌طور مدل پیشنهادی آن‌ها می‌تواند کارایی و اثربخشی و بهره‌وری را در محیط نامعین با α-سطح‌های مختلف اندازه‌گیری کند. مدل راسل اصلاح‌شده در مقاله اسماعیلی به‌طور کامل شرح داده شده است [40].

مدل انتخاب بهره‌ورترین تامین‌کننده زیر را درنظر بگیرید [26]. این مدل در **رابطه (۱)** ارایه و اجزای آن معرفی شده‌اند.

$$
\begin{aligned}
max\ \ & P = [\sum_{t=1}^{T} \eta_t g_{to}(\zeta - \beta)] + \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro}, \\
s.t\ \ & \sum_{t=1}^{T} \eta_t g_{to} = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& v_i x_{io} - \mu_i \le \frac{1}{m}, \qquad i = 1,2,...,m, \\
& \frac{\zeta}{s} - u_r y_{ro} + f_r \le 0, \qquad r = 1,2,...,s, \\
& \sum_{i=1}^{m} \mu_i - \sum_{r=1}^{s} f_r - \beta \le 0, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{t=1}^{T} \eta_t g_{tj} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& \zeta, \beta, \mu_i, f_r, u_r, v_i, \eta_t \ge 0, \quad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\qquad (۱)
$$

[1] Back Propagation (BP)
[2] Closed-loop Supply Chain Networks (CSCNs)
[3] Distribution Centers (DCs)
[4] Cross dock
[5] Enhanced Russell Measure (ERM) model

به‌طوری‌که متغیرها و پارامترهای مدل در **جدول ۱** معرفی می‌شوند. $P\epsilon[0,2]$ در **مدل (۱)** امتیاز بهره‌وری DMU_o را نشان می‌دهد. اگر مقدار بهینه **مدل (۱)** برابر با ۲ باشد، DMU_o بهره‌ور نسبی است، در غیر این صورت DMU_o غیر بهره‌ور نسبی است [26].

جدول ۱- مجموعه اصطلاحات.

Table 1- The nomenclatures.

DMUs مجموعه $j\in J, j=1,2,\ldots,n$
$r=1,2,\ldots,s$ مجموعه خروجی‌ها
$i=1,2,\ldots,m$ مجموعه ورودی‌ها
DMU_o: DMU تحت بررسی
y_{rj}: خروجی rth از DMUj
x_{ij}: ورودی ith از DMUj
y_{ro}: خروجی rth از DMU_o
x_{io}: ورودی ith از DMU_o
u_r: وزن برای خروجی rth
v_i: وزن برای ورودی ith
ξ و β و μ_i و f_r: متغیرهای دوگان
g_{to}: هدف tth از DMU_o
η_t: وزن هدف tth

مدل (۱)، در تعیین بهره‌ورترین تامین‌کننده در مقاله آزادی و همکاران [26] به‌طور کامل شرح داده شده است.

۱-۳- مدل پیشنهادی

قضیه ۱- مدل (۱) و **مدل (۲)** معادلند.

اثبات: می‌دانیم که **مساله برنامه‌ریزی (۱)** به خاطر وجود عبارت $\sum_{t=1}^{T}\eta_t g_{to}(\xi-\beta)$ در تابع هدف، غیرخطی می‌باشد. از طرفی می‌توان با استفاده از قید $\sum_{t=1}^{T}\eta_t g_{to}=1$، تابع هدف را به صورت $(\xi-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}$ بازنویسی کرد.

$$
\begin{aligned}
max\ \ P &= [\sum_{t=1}^{T}\eta_t g_{to}(\zeta-\beta)]+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}\\
&= [\eta_1 g_{1o}(\zeta-\beta)+\eta_2 g_{2o}(\zeta-\beta)+\ldots+\eta_T g_{To}(\zeta-\beta)]+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}\\
&= [\eta_1 g_{1o}+\eta_2 g_{2o}+\ldots+\eta_T g_{To}](\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}\\
&= [\sum_{t=1}^{T}\eta_t g_{to}](\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}\\
&\xrightarrow{\sum_{t=1}^{T}\eta_t g_{to}=1} = (\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r y_{ro}.
\end{aligned}
$$

بنابراین **مدل (۱)** به صورت مساله برنامه‌ریزی خطی زیر بازنویسی می‌شود:

$$
\begin{aligned}
& max \;\; P = (\zeta - \beta) + \sum_{r=1}^{s} u_r y_{ro}, \\
& s.t \quad \sum_{t=1}^{T} \eta_t g_{to} = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i x_{ij} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& v_i x_{io} - \mu_i \le \frac{1}{m}, \qquad i = 1,2,...,m, \\
& \frac{\zeta}{s} - u_r y_{ro} + f_r \le 0, \qquad r = 1,2,...,s, \\
& \sum_{i=1}^{m} \mu_i - \sum_{r=1}^{s} f_r - \beta \le 0, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r y_{rj} - \sum_{t=1}^{T} \eta_t g_{tj} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& \zeta, \beta, \mu_i, f_r, u_r, v_i, \eta_t \ge 0, \quad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\qquad (۲)
$$

هم‌اکنون **مدل (۲)** یک مساله برنامه‌ریزی خطی می‌باشد. از طرفی در بسیاری از مسایل انتخاب تامین‌کننده، ممکن است که ورودی‌ها و خروجی‌ها فازی باشند؛ به‌همین دلیل، اکنون مدل فازی متناظر با **مدل (۲)** ارایه می‌شود. با این فرض که داده‌های ورودی و خروجی، فازی باشند، **مدل (۲)** می‌تواند به صورت زیر توسعه داده شود:

$$
\begin{aligned}
& max \;\; P = (\zeta - \beta) + \sum_{r=1}^{s} u_r \tilde{y}_{ro}, \\
& s.t \quad \sum_{t=1}^{T} \eta_t \tilde{g}_{to} = 1, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r \tilde{y}_{rj} - \sum_{i=1}^{m} v_i \tilde{x}_{ij} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& v_i \tilde{x}_{io} - \mu_i \le \frac{1}{m}, \qquad i = 1,2,...,m, \\
& \frac{\zeta}{s} - u_r \tilde{y}_{ro} + f_r \le 0, \qquad r = 1,2,...,s, \\
& \sum_{i=1}^{m} \mu_i - \sum_{r=1}^{s} f_r - \beta \le 0, \\
& \sum_{r=1}^{s} u_r \tilde{y}_{rj} - \sum_{t=1}^{T} \eta_t \tilde{g}_{tj} \le 0, \quad j = 1,2,...,n, \\
& \zeta, \beta, \mu_i, f_r, u_r, v_i, \eta_t \ge 0, \quad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\qquad (۳)
$$

پارامترهای فازی **مدل (۳)**، در **جدول ۲** معرفی می‌شود.

جدول ۲- پارامترهای فازی.

Table 2- The fuzzy parameters.

$\tilde{x}_{io}$	ورودی فازی ith از DMU_o
$\tilde{x}_{ij}$	ورودی فازی ith از DMU_j
$\tilde{y}_{ro}$	خروجی فازی rth از DMU_o
$\tilde{y}_{rj}$	خروجی فازی rth از DMU_j
$\tilde{g}_{to}$	هدف فازی tth از DMU_o
$\tilde{g}_{tj}$	هدف فازی tth از DMU_j

که $\tilde{x}_{ij}(i=1,2,\ldots m)$ ، $\tilde{y}_{rj}(r=1,2,\ldots s)$ و $\tilde{g}_{tj}(t=1,2,\ldots T)$ به ترتیب ورودی فازی، خروجی فازی و پارامتر هدف فازی DMU_j $(j=1,2,\ldots,n)$ هستند.

این مدل *DEA* یکپارچه فازی نمی‌تواند همانند یک مدل قطعی حل شود. در مقاله آزادی و همکاران [26] برای قطعی‌سازی مدل غیرخطی فازی موردنظرشان، از تئوری امکان استفاده کرده‌اند ولی در این مقاله ابتدا مدل غیرخطی را به مدل خطی تبدیل کرده و سپس برای غیرفازی سازی **مدل خطی (۳)** از تکنیک α-برش مقاوم استفاده می‌شود [67]، [71]–[67].

۱-۱-۳- تکنیک α-برش مقاوم (حل مساله برنامه‌ریزی خطی فازی با روش α-برش)

به‌طورکلی مساله برنامه‌ریزی خطی-مقاوم فازی[1] شامل بهینه کردن تابع هدف است، درحالی‌که فضای تصمیم به وسیله قیدهایی با ضرایب فازی و منابع فازی محدود شده باشد و جواب مساله نسبت به تغییر پارامترهای ساختاری حساس نباشد (مقاوم بودن). یک مساله *FRLP* کلی، می‌تواند به‌صورت زیر بیان شود [67]، [71]–[67]:

$$\begin{aligned} &Max \quad f = CX, \\ &s.t. \quad AX \tilde{\leq} B, \\ &\qquad X \geq 0. \end{aligned} \qquad (۴)$$

فرض کنید **قیدهای فازی (۴)** به صورت ویژه زیر نوشته شود:

$$A_1x_1 \oplus A_2x_2 \oplus \ldots \oplus A_nx_n \tilde{\leq} B. \qquad (۵)$$

که A_j و B زیرمجموعه‌های فازی‌اند و علامت $\oplus$ نشان‌دهنده جمع فازی است. فازی بودن در فضای تصمیم به علت عدم قطعیت در قیدهای A_j و B است. فرض کنید A_j $(j=1,2,\ldots,n)$ و B زیرمجموعه‌های فازی باشند، داریم

$$\begin{aligned} &\mu_{A_j} : \tilde{U}_j \to [0,1], \\ &\mu_B : \tilde{V} \to [0,1], \end{aligned} \qquad (۶)$$

که μ_{A_j} نشان‌دهنده درجه عضویت یک مصرف‌کننده ویژه در میان منابع فعالیت j است و μ_B نشان‌دهنده درجه عضویت منابع B می‌باشد. برای بیان دقیق محدودیت‌های فازی مطابق با متغیرهای پایه‌ای $\tilde{U}_j$ و $\tilde{V}$ که به وسیله A_j و B تحمیل شده‌اند، قیدهای فازی در **مدل (۵)** می‌توانند به‌عنوان قیدهای مشمول، به صورت زیر بیان شوند:

$$A_1x_1 \oplus A_2x_2 \oplus \ldots \oplus A_nx_n \subseteq B. \qquad (۷)$$

براساس مفهوم مجموعه سطح (α-برش فازی) و قضیه نمایش، قیدهای **مدل (۵)** را می‌توان به صورت زیر نشان داد:

$$(\tilde{A}_1)_\alpha x_1 \oplus (\tilde{A}_2)_\alpha x_2 \oplus \ldots \oplus (\tilde{A}_n)_\alpha x_n \subseteq \tilde{B}_\alpha \ , \ \alpha \in [0,1], \qquad (۸)$$

که

$$(\tilde{A}_j)_\alpha = \{a_j \in \tilde{U}_j \mid \mu_{A_j}(a_j) \geq \alpha\}. \qquad (۹)$$

$$\tilde{B}_\alpha = \{b \in \tilde{V} \mid \mu_B(b) \geq \alpha\}. \qquad (۱۰)$$

فرض کنید مجموعه فازی در **رابطه (۷)** متناهی باشد و دارای خاصیت زیر باشد:

$$\{\mu_{A_j}(a_j) \mid a_j \in \tilde{U}_j\} = \{\alpha_1, \alpha_2, \ldots, \alpha_k\}, \qquad (۱۱)$$

که $0 \leq \alpha_1 \leq \alpha_2 \leq \ldots \leq \alpha_k \leq 1$. آن‌گاه برای هر $\alpha_s(s=1,2,\ldots,k)$ ، **قید (۸)** تبدیل می‌شود به

$$(\tilde{A}_1)_{\alpha_s} x_1 \oplus (\tilde{A}_2)_{\alpha_s} x_2 \oplus \ldots \oplus (\tilde{A}_n)_{\alpha_s} x_n \subseteq \tilde{B}_{\alpha_s} \ , \ \alpha_s \in [0,1], \qquad (۱۲)$$

[1] Fuzzy Robust LP (FRLP)

که $(\tilde{A}_j)_{\alpha_s}(j=1,2,...,n;s=1,2,...,k)$ و $\tilde{B}_{\alpha_s}$ محدب و بازه‌های فازی غیر تهی هستند. سپس قیدهای فازی در **رابطه (۱۲)** می‌توانند دقیقا با $2k$ نامساوی، جایگزین شوند که k نشان‌دهنده تعداد سطح از α-برش‌ها است.

$$\bar{a}_1^{\,s}x_1+\bar{a}_2^{\,s}x_2+...+\bar{a}_n^{\,s}x_n\le \underline{b}^{s}\ ,\ s=1,2,...,k, \qquad (۱۳)$$

$$\underline{a_1}^{\,s}x_1+\underline{a_2}^{\,s}x_2+...+\underline{a_n}^{\,s}x_n\ge \bar{b}^{s}\ ,\ s=1,2,...,k, \qquad (۱۴)$$

که

$$\bar{a}_j^{\,s}=sup(a_j^{\,s}),\ a_j^{\,s}\in(\tilde{A}_j)_{\alpha_s}, \qquad (۱۵)$$

$$\underline{a_j}^{\,s}=inf(a_j^{\,s}),\ a_j^{\,s}\in(\tilde{A}_j)_{\alpha_s}, \qquad (۱۶)$$

$$\bar{b}^{\,s}=sup(b^{\,s}),\ b^{\,s}\in(\tilde{B})_{\alpha_s}, \qquad (۱۷)$$

$$\underline{b}^{\,s}=inf(b^{\,s}),\ b^{\,s}\in(\tilde{B})_{\alpha_s}, \qquad (۱۸)$$

که $sup(t)$ نشان‌دهنده کوچک‌ترین کران بالا در میان مقادیر t و $inf(t)$ نشان‌دهنده بزرگ‌ترین کران پایین در میان مقادیر t است؛ بنابراین، برای مدلی با m قید فازی، فضای تصمیم می‌تواند به وسیله متغیرهای تصمیم محدود شود که قیدهای فازی

$$A_{i1}x_1\oplus A_{i2}x_2\oplus...\oplus A_{in}x_n\subseteq B_i\ \ ,\ i=1,2,...,m. \qquad (۱۹)$$

نشان‌دهنده شرایط مجموعه سطح هستند. قیدهای فازی در **رابطه (۱۹)** تبدیل می‌شوند به

$$(A_{i1})_\alpha x_1\oplus(A_{i2})_\alpha x_2\oplus...\oplus(A_{in})_\alpha x_n\subseteq B_{i\alpha},\ i=1,2,...,m,\ \alpha\in[0,1], \qquad (۲۰)$$

که

$$\{\mu_{A_{ij}}(a_{ij})\mid a_{ij}\in\tilde{U}_{ij}\}=\{\alpha_{i1},\alpha_{i2},...,\alpha_{ik}\}. \qquad (۲۱)$$

$$0\le\alpha_{i1}\le\alpha_{i2}\le...\le\alpha_{ik}\le 1,\quad i=1,2,...,m. \qquad (۲۲)$$

آن‌گاه با دنبال کردن استدلال‌های **رابطه (۸)** تا **رابطه (۱۵)**، فضای تصمیم برای **مدل فازی (۳)** می‌تواند توسط قیدهای قطعی زیر محدود شود:

$$\begin{aligned}&\sum_{j=1}^{n}(\overline{a_{ij}}^{\,s}x_j)\le\underline{b_i}^{\,s},\ i=1,...,m,\ s=1,...,k,\\&\sum_{j=1}^{n}(\underline{a_{ij}}^{\,s}x_j)\ge\overline{b_i}^{\,s},\ i=1,...,m,\ s=1,...,k,\\&x_j\ge 0,\quad j=1,...,n.\end{aligned} \qquad (۲۳)$$

بنابراین برای فازی‌زدایی **مدل (۳)** و تبدیل آن به یک مساله قطعی به روش α-برش مقاوم، باید آن را به شکل زیر بازنویسی کرد:

$$
\begin{aligned}
max\ \ & P=(\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r(\tilde{y}_{ro})_{\alpha}^{L},\\
s.t\ \ & \sum_{t=1}^{T}\eta_t(\tilde{g}_{to})_{\alpha}^{L}\geq 1,\\
& \sum_{t=1}^{T}\eta_t(\tilde{g}_{to})_{\alpha}^{U}\leq 1,\\
& \sum_{r=1}^{s}u_r(\tilde{y}_{rj})_{\alpha}^{U}-\sum_{i=1}^{m}v_i(\tilde{x}_{ij})_{\alpha}^{L}\leq 0,\ \ j=1,2,...,n,\\
& v_i(\tilde{x}_{io})_{\alpha}^{U}-\mu_i\leq\frac{1}{m},\qquad i=1,2,...,m,\\
& \frac{\zeta}{s}-u_r(\tilde{y}_{ro})_{\alpha}^{L}+f_r\leq 0,\qquad r=1,2,...,s,\\
& \sum_{i=1}^{m}\mu_i-\sum_{r=1}^{s}f_r-\beta\leq 0,\\
& \sum_{r=1}^{s}u_r(\tilde{y}_{rj})_{\alpha}^{U}-\sum_{t=1}^{T}\eta_t(\tilde{g}_{tj})_{\alpha}^{L}\leq 0,\ \ j=1,2,...,n,\\
& \zeta,\beta,\mu_i,f_r,u_r,v_i,\eta_t\geq 0\ ,\qquad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\tag{۲۴}
$$

فرض شود که $\tilde{g}_{tj}=(g_{tj}^{a},g_{tj}^{b},g_{tj}^{c})$ یک عدد فازی مثلثی برای هدف tth از DMU_j و $\tilde{y}_{rj}=(y_{rj}^{a},y_{rj}^{b},y_{rj}^{c})$ یک عدد فازی مثلثی برای خروجی rth از DMU_j و $\tilde{x}_{ij}=(x_{ij}^{a},x_{ij}^{b},x_{ij}^{c})$ یک عدد فازی مثلثی برای ورودی ith از DMU_j باشد؛ بنابراین، اگر در **مدل (۲۴)** به‌جای $(\tilde{y}_{rj})_{\alpha}^{U}$، $(\tilde{x}_{ij})_{\alpha}^{U}$ و $(\tilde{g}_{tj})_{\alpha}^{L}$ از اعداد فازی بالا مثلثی و به‌جای $(\tilde{y}_{rj})_{\alpha}^{L}$، $(\tilde{x}_{ij})_{\alpha}^{L}$ و $(\tilde{g}_{tj})_{\alpha}^{L}$ از اعداد فازی پایین مثلثی استفاده شود، **مدل (۲٤)** به صورت زیر ارایه می‌شود:

$$
\begin{aligned}
max\ \ & P=(\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r(y_{ro}^{a}+\alpha(y_{ro}^{b}-y_{ro}^{a}),\\
s.t\ \ & \sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{to}^{a}+\alpha(g_{to}^{b}-g_{to}^{a}))\geq 1,\\
& \sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{to}^{c}-\alpha(g_{to}^{c}-g_{to}^{b}))\leq 1,\\
& \sum_{r=1}^{s}u_r(y_{rj}{}^{c}-\alpha(y_{rj}{}^{c}-y_{rj}{}^{b}))-\sum_{i=1}^{m}v_i(x_{ij}{}^{a}+\alpha(x_{ij}{}^{b}-x_{ij}{}^{a}))\leq 0,\ j=1,2,...,n,\\
& v_i(x_{io}{}^{c}-\alpha(x_{io}{}^{c}-x_{io}{}^{b}))-\mu_i\leq\frac{1}{m},\qquad i=1,2,...,m,\\
& \frac{\zeta}{s}-u_r(y_{ro}^{a}+\alpha(y_{ro}^{b}-y_{ro}^{a})+f_r\leq 0,\qquad r=1,2,...,s,\\
& \sum_{i=1}^{m}\mu_i-\sum_{r=1}^{s}f_r-\beta\leq 0,\\
& \sum_{r=1}^{s}u_r(y_{rj}{}^{c}-\alpha(y_{rj}{}^{c}-y_{rj}{}^{b}))-\sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{tj}^{a}+\alpha(g_{tj}^{b}-g_{tj}^{a}))\leq 0,\qquad j=1,2,...,n,\\
& \zeta,\beta,\mu_i,f_r,u_r,v_i,\eta_t\geq 0,\qquad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\tag{۲۵}
$$

مدل (۲۵) یک مدل برنامه‌ریزی خطی قطعی است که در صورت دریافت داده، با استفاده از روش سیمپلکس و یا *linprog* توسط نرم‌افزار متلب قابل اجرا می‌باشد. ضریب α در مدل فوق مجهول می‌باشد. در این مقاله الگوریتم ژنتیک را که یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است، برای یافتن α-برش بهینه در مدل پیشنهادی به‌کار گرفته شده است و α-برش بهینه در **مدل (۲۵)** توسط الگوریتم ژنتیک پیدا می‌شود. سرانجام در پایان کار با جایگزینی α-برش بهینه در مدل پیشنهادی، یک مدل تحلیل پوششی داده‌های هوشمند برای رتبه‌بندی تامین‌کنندگان طراحی می‌شود. در بخش بعد الگوریتم ژنتیک و چگونگی استفاده از آن در مدل پیشنهادی شرح داده شده است.

۲-۳- الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک در سال ۱۹۷۰ توسط هلند، دیجونگ و گلدبرگ ارایه شده است. الگوریتم ژنتیک، یک تکنیک برنامه‌نویسی است که از تکامل ژنتیکی به‌عنوان یک الگوی حل مساله استفاده می‌کند. متغیرهای مساله‌ای که باید حل شود، ورودی الگوریتم هستند و راه‌حل‌ها طبق یک الگو کدگذاری می‌شود و یک متریک که تابع برازندگی[1] نام دارد، هر راه‌حل کاندید را ارزیابی می‌کند که اکثر آن‌ها به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. الگوریتم ژنتیک جز کلاس الگوریتم‌های بهینه‌سازی تصادفی است که از علم زیست‌شناسی مثل وراثت، جهش، انتخاب ناگهانی، انتخاب طبیعی و ترکیب الهام گرفته شده است [58].

۱-۲-۳- ساختار کلی الگوریتم ژنتیک

ابتدا پیش از هر چیزی باید مکانیزمی برای تبدیل هر جواب مساله به یک کروموزوم تعریف کرد. پس از آن یک مجموعه از کروموزوم‌ها که در حقیقت مجموعه‌ای از جواب‌های مساله هستند، به‌عنوان یک جمعیت آغازین[2] تهیه می‌گردند. این مجموعه که اندازه آن دلخواه است و توسط کاربر تعریف می‌شود، اغلب به صورت تصادفی ایجاد می‌گردد. بعدازاین مرحله، باید با به‌کارگیری عملیات ژنتیک[3] اقدام به ایجاد کروموزوم‌های جدید موسوم به فرزند[4] نمود. این عملیات به دو گونه عمده تقاطعی و جهشی تقسیم‌بندی می‌شوند. هم‌چنین برای گزینش کروموزوم‌هایی که باید نقش والدین را بازی کنند، دو مفهوم نرخ تقاطعی[5] و نرخ جهشی[6] کاربرد فراوان دارند که این دو نیز پیش از شروع الگوریتم توسط کاربر تعیین می‌شوند. بعد از تولید یک سری کروموزوم جدید یا اولاد باید با استفاده از عمل ارزیابی[7] اقدام به انتخاب[8] برازنده‌ترین کروموزوم‌ها نمود. این فرآیند که در فرآیند انتخاب نمود می‌یابد، گلچین کردن کروموزوم‌های برازنده در میان والدین و اولاد است، به‌طوری‌که تعداد کروموزوم‌های منتخب برابر با جمعیت اولیه باشد. فرآیند انتخاب مبتنی بر مقدار برازندگی[9] هر رشته است. در حقیقت ارزیابی (*Evaluation*) محوری‌ترین بحث در فرآیند انتخاب است. تا بدین مرحله یک تکرار یا یک نسل از الگوریتم طی شده است. الگوریتم بعد از طی چندین نسل به تدریج به سمت جواب بهینه همگرا می‌شود. شرط توقف مساله نیز طی کردن تعداد معینی تکرار است که پیش از آغاز الگوریتم توسط کاربر تعیین می‌شود [58].

۲-۲-۳- استفاده از الگوریتم ژنتیک در مدل پیشنهادی

در ابتدا الگوریتم با مجموعه‌ای از جواب‌های تصادفی (کروموزوم‌ها) که به آن‌ها جمعیت گفته می‌شود آغاز می‌گردد. از این جواب‌ها برای ساخت جمعیت جدید بعدی استفاده می‌شود؛ به این امید که جمعیت‌های جدید بهتر از جمعیت‌های قدیم باشند، زیرا روش‌هایی که برای انتخاب‌های جدید استفاده می‌شود با توجه به مناسب بودن (*Fittness*) آن‌ها صورت گرفته است. پس بهترین‌ها شانس بیشتری برای تولیدمثل خواهند داشت. این فرآیند آنقدر تکرار می‌شود تا شرایط خاتمه محقق شود. در الگوریتم پیشنهادی در این پژوهش برای ایجاد نسل اولیه، از تولید تصادفی استفاده شده است. تعداد کروموزوم‌های منتخب برابر با اندازه جمعیت اولیه می‌باشد. اندازه جمعیت در این تحقیق ۵۰ کروموزوم است، به عبارتی *Popsize = 50*.

تولید مثل معمولا اولین عملی است که بر روی جمعیت اعمال می‌شود. در این روش معمولا یک سری کروموزوم از میان جمعیت به‌عنوان والد انتخاب شده که درنهایت با عمل ادغام منجر به تولید فرزندان می‌شوند. روش‌های مختلفی برای انتخاب کروموزوم‌ها و ادغام آن‌ها وجود دارد که مهم‌ترین این روش‌ها عبارتند از ۱- روش چرخ رولت، ۲- روش بولتزمن، ۳- روش مسابقه‌ای، ۴-روش رتبه‌بندی و ۵-روش حالت پایدار.

در این پژوهش برای انتخاب کروموزوم‌ها و ادغام آن‌ها از روش رتبه‌بندی[10] استفاده شده است، در این روش ابتدا جمعیت را رتبه‌بندی کرده و سپس انتخاب کروموزوم براساس مقدار تابع برازندگی (*Fitness*) مبتنی بر رتبه صورت می‌گیرد.

---

[1] Fitness function
[2] Initial population
[3] Genetic operations
[4] Offspring
[5] Crossover rate
[6] Mutation rate
[7] Evaluation operation
[8] Selection
[9] Fitness value
[10] Rank

برای تبدیل مقدار تابع هدف به یک مقدار برازندگی وابسته به آن، از تابع برازندگی استفاده می‌شود. در الگوریتم پیشنهادی در این مقاله، تابع برازش برابر با تابع هدف **مدل (۲۵)** درنظر گرفته شده است و به صورت زیر می‌باشد:

$$max \;\; P = (\zeta - \beta) + \sum_{r=1}^{s} u_r (y_{ro}^a + \alpha (y_{ro}^b - y_{ro}^a).$$

محدودیت‌های مدل نیز به صورت ماتریس در حل الگوریتم ژنتیک درنظر گرفته شده است.

تذکر: چون در الگوریتم ژنتیک تابع برازندگی باید مینیمم باشد؛ بنابراین، تابع برازندگی به‌صورت زیر تغییر می‌یابد:

$$min \;\; P = -(\zeta - \beta) - \sum_{r=1}^{s} u_r (y_{ro}^a + \alpha (y_{ro}^b - y_{ro}^a)$$

$$= -\zeta + \beta - \sum_{r=1}^{s} u_r (y_{ro}^a + \alpha (y_{ro}^b - y_{ro}^a).$$

هدف الگوریتم ژنتیک یافتن مقدار بهینه α، مبتنی بر مقدار متغیرهای ورودی و خروجی واحدهاست. از آن‌جایی‌که $\alpha \in [0,1]$ ، یعنی کران پایین متغیر را برابر با صفر و کران بالای آن را برابر با یک در نظر می‌گیریم.

بعدازاین مرحله با به‌کارگیری عملگرهای ژنتیک، اقدام به ایجاد کروموزوم‌های جدید موسوم به فرزند (*offspring*) می‌کنیم. این عملیات به دو گونه عمده تقاطعی و جهشی تقسیم‌بندی می‌شوند. هم‌چنین برای گزینش کروموزوم‌هایی که باید نقش والدین را بازی کنند، دو مفهوم نرخ تقاطعی و نرخ جهشی کاربرد فراوان دارند که این دو نیز پیش از شروع الگوریتم توسط کاربر تعیین می‌شوند. در این مقاله نرخ ادغام برای مساله الگوریتم ژنتیک ۰/۷ و نرخ جهش برابر ۰/۲ است.

شرط توقف مساله نیز طی کردن تعداد معینی تکرار است که پیش از آغاز الگوریتم توسط کاربر تعیین می‌شود. در اینجا ماکزیمم تعداد تکرارهای الگوریتم ژنتیک برابر با ۱۰۰ درنظر گرفته شده است.

۳-۳- الگوریتم مدل هوشمند طراحی بهره‌ورترین تامین‌کننده

گام ۱- تعیین داده‌های ورودی و خروجی واحدها (ورود داده‌ها).

گام ۲- خطی‌سازی تابع هدف **مدل (۱)**.

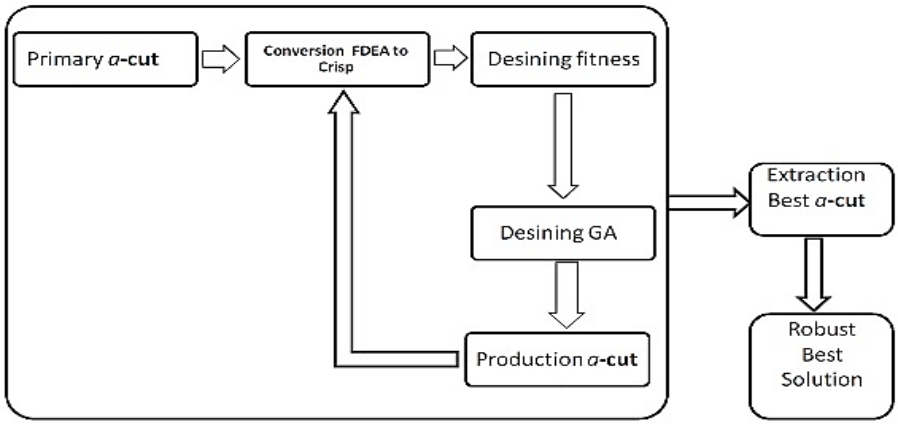
گام ۳- تبدیل مدل فازی خطی به مدل قطعی خطی با استفاده از تکنیک α-برش (مبتنی بر بهترین α-برش حاصل از الگوریتم ژنتیک).

گام ۴- طراحی مساله بهینه‌سازی ژنتیکی مبتنی بر تحلیل پوششی داده‌ها و یافتن بهترین α-برش. **گام ۴** به شرح زیر می‌باشد:

۱. تابع برازندگی همان تابع بهره‌وری است که درواقع می‌توان گفت تابع برازندگی، مساله برنامه‌ریزی خطی (مدل تحلیل پوششی داده‌ها) در **مدل (۲۵)** موجود در مقاله می‌باشد.
۲. تعداد متغیرهای مساله یک می‌باشد.
۳. کران پایین متغیر صفر و کران بالای آن یک می‌باشد.
۴. ماکزیمم تعداد تکرارهای الگوریتم ژنتیک ۱۰۰ و سایز جمعیت در آن ۵۰ می‌باشد.
۵. نرخ ادغام (*P Crossover*) برای مساله الگوریتم ژنتیک ۰/۷ و نرخ جهش (*P Mutation*) آن ۰/۲ است.

گام ۵- یافتن بهره‌ورترین تامین‌کننده با استفاده از مساله خطی قطعی شده (براساس بهترین α-برش).

چرخه الگوریتم ژنتیک به‌کار رفته در مدل پیشنهادی به طور مختصر در **شکل ۱** نشان داده شده است.



شکل ۱- چرخه الگوریتم ژنتیک و α-برش به‌کار رفته در مدل پیشنهادی.

Figure 1- GA and α-cut algorithm in proposed model.

در بخش بعد نشان داده می‌شود که نتایج شبیه‌سازی، کاربرد مدل پیشنهادی را ثابت می‌کند.

۴- نتایج شبیه‌سازی

۴-۱- مثال عددی

در بخش مطالعه موردی مقاله آزادی و همکاران [26] دیدیم که مجتمع صنعتی شیمیایی رزین آذر قزوین که یکی از فعال‌ترین و مهم‌ترین شرکت‌ها ابین کارخانه‌های تولیدکننده رزین در ایران است، قصد دارد که پایدارترین تامین‌کننده (بهره‌ورترین تامین‌کننده) مواد خام را انتخاب کند. جدول **۳** مجموعه داده‌های مرتبط با ورودی‌ها، خروجی‌های فازی و اهداف فازی آن‌ها را نشان می‌دهد. ورودی‌ها شامل چهار ورودی *In1*، *In2*، *In3* و *In4* می‌باشد که *In1* هزینه کل حمل‌ونقل[1]، *In2* قیمت و تعداد محموله‌های هر ماه[2] می‌باشند که به‌عنوان معیارهای اقتصادی درنظر گرفته می‌شوند. *In3* هزینه طراحی اکو است که به‌عنوان معیار محیطی می‌باشد و *In4* هزینه ایمنی کار و سلامت کارگر است که به‌عنوان معیار اجتماعی درنظر گرفته می‌شود. خروجی‌ها *NOT* و *NB* هستند که NB^{3} تعداد صورت‌حساب‌هایی که از تامین‌کننده دریافت شده‌اند و بدون خطا هستند و NOT^{4} تعداد محموله‌هایی که به‌موقع دریافت شده‌اند. مطابق با **جدول ۳** در این پژوهش، خروجی‌ها و اهداف خروجی‌ها به صورت اعداد فازی مثلثی می‌باشند؛ بنابراین، با درنظر گرفتن **مدل (۲۵)**، مساله برنامه‌ریزی خطی برای محاسبه بهره‌وری اولین *DMU* به نام شرکت نفت پتروشیمی ایرانیان به‌صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود:

$$
\begin{aligned}
&max \;\; P=(\zeta-\beta)+\sum_{r=1}^{s}u_r(y_{r1}^{a}+\alpha(y_{r1}^{b}-y_{r1}^{a})),\\
&s.t. \;\; \sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{t1}^{a}+\alpha(g_{t1}^{b}-g_{t1}^{a}))\geq 1,\\
&\quad \sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{t1}^{c}-\alpha(g_{t1}^{c}-g_{t1}^{b}))\leq 1,\\
&\quad \sum_{r=1}^{s}u_r(y_{rj}{}^{c}-\alpha(y_{rj}{}^{c}-y_{rj}{}^{b}))-\sum_{i=1}^{m}v_i(x_{ij}{}^{a}+\alpha(x_{ij}{}^{b}-x_{ij}{}^{a}))\leq 0,\; j=1,2,...,n,\\
&\quad v_i(x_{i1}{}^{c}-\alpha(x_{i1}{}^{c}-x_{i1}{}^{b}))-\mu_i\leq\frac{1}{m}, \qquad i=1,2,...,m,\\
&\quad \frac{\zeta}{s}-u_r(y_{r1}^{a}+\alpha(y_{r1}^{b}-y_{r1}^{a}))+f_r\leq 0, \qquad r=1,2,...,s,\\
&\quad \sum_{i=1}^{m}\mu_i-\sum_{r=1}^{s}f_r-\beta\leq 0,\\
&\quad \sum_{r=1}^{s}u_r(y_{rj}{}^{c}-\alpha(y_{rj}{}^{c}-y_{rj}{}^{b}))-\sum_{t=1}^{T}\eta_t(g_{tj}^{a}+\alpha(g_{tj}^{b}-g_{tj}^{a}))\leq 0, \qquad j=1,2,...,n,\\
&\quad \zeta,\beta,\mu_i,f_r,u_r,v_i,\eta_t\geq 0, \qquad for\ all\ i,r,t.
\end{aligned}
\tag{۲۶}
$$

[1] Total cost (TC) of shipment

[2] Number of Shipments (NS) per month

[3] Number of Bills (NB) received from the supplier without errors

[4] Number of shipments to arrive On Time (NOT)

جدول ۳- مجموعه داده‌های مرتبط با ورودی‌ها، خروجی‌ها و اهداف فازی آن‌ها.

Table 3- The data set related to inputs, fuzzy outputs, and its fuzzy targets.

شماره	تامین‌کننده (DMU)	ورودی‌ها			خروجی‌ها						اهداف								
						NOT			NB			هدف NOT			هدف NB				
		TC	NS	هزینه طراحی اکو	هزینه ایمنی کار	L	M	U	L	M	U	L	M	U	L	M	U	L	M	U
1	شرکت ملی نفت ایرانیان	316	251	61	18	199	219	239	76	83	90	203	226	239	84	89	91
2	شرکت پتروشیمی شازند	281	164	45	21	153	173	193	28	35	42	153	179	202	32	38	44
3	شرکت پتروشیمی اصفهان	309	198	83	40	203	223	243	78	85	92	208	224	243	80	87	96
4	شرکت پتروشیمی فارابی	291	218	37	45	167	187	207	85	92	99	167	193	215	93	92	103
5	شرکت بازرگانی پتروشیمی ایران	597	178	52	29	197	217	237	163	170	177	202	222	247	172	176	177
6	شرکت چلیک البرز	341	142	19	33	129	149	169	129	136	143	132	154	171	136	139	150
7	گروه صنعتی شیمیایی آلند	475	149	74	18	193	213	233	111	118	125	203	216	237	113	127	134
8	شرکت شیمیایی مولدان	254	172	53	35	134	154	174	250	257	264	134	160	176	252	260	264
9	شرکت شیمیایی کربن اسید	328	135	83	47	184	204	224	58	65	72	191	214	228	68	65	76
10	مجتمع صنعتی کیمیا گستر نیما	310	173	41	16	113	133	153	88	95	102	114	137	161	96	98	108
11	شرکت گیپا	321	121	57	45	125	145	165	153	160	167	129	153	174	162	164	177
12	گروه شیمیایی فرزام	329	204	38	53	195	215	235	90	97	104	205	225	243	100	99	104
13	شرکت پارس پاک کیمیا	475	212	32	42	156	176	196	139	146	153	162	184	200	142	155	162
14	شرکت پتروشیمی شیراز	259	189	56	85	129	149	169	97	104	111	134	152	170	103	112	113
15	شرکت پتروشیمی تبریز	274	217	38	51	85	105	125	68	75	82	85	110	135	74	83	83
16	شرکت پتروشیمی رازی	264	158	25	35	193	213	233	45	52	59	201	217	234	55	56	62
17	شرکت پتروشیمی هگمتانه	327	124	32	16	107	127	147	271	278	285	110	133	155	281	281	289
18	شرکت پتروشیمی جم	429	207	57	49	142	162	182	46	53	60	146	168	189	49	63	65
19	شرکت پتروشیمی لاله	262	138	25	31	122	142	162	173	180	187	130	148	162	174	188	190
20	شرکت پتروشیمی خارک	385	238	74	22	106	126	146	119	126	133	115	130	150	128	135	136
21	شرکت پتروشیمی مارون	249	217	69	72	150	170	190	90	97	104	154	177	194	93	97	110
22	شرکت پتروشیمی کارون	337	203	27	33	104	124	144	271	278	285	113	126	150	274	281	294
23	شرکت پتروشیمی خوزستان	365	292	85	71	185	205	225	143	150	157	188	212	227	147	156	163
24	شرکت پتروشیمی فجر	296	185	49	18	112	132	152	177	184	191	114	132	155	177	193	198
25	شرکت پتروشیمی خراسان	428	242	39	22	94	114	134	78	85	92	101	124	139	79	95	99
26	شرکت پتروشیمی مبین	327	218	43	48	173	193	213	113	120	127	182	193	223	116	122	131

۴-۲- تحلیل حساسیت

ضریب α در **مدل (۲۵)** مجهول است. روش‌های قبلی موجود [26]، α را به‌طور سلیقه‌ای و به‌صورت یک ثابت در بازه [۰،۱] درنظر می گرفتند و اعتقاد داشتند که تغییر مقادیر α، تاثیر مهمی بر روی نتایج رتبه‌بندی ندارد و تصمیم‌گیران درباره انتخاب مقدار α نگران نباشند. با مطالعه جدول‌های رتبه‌بندی تامین‌کنندگان (جدول ۵ موجود در مقاله آزادی و همکاران [26]) مشاهده می‌کنیم که با تغییر مقادیر α، رتبه بندی تامین‌کنندگان و هم‌چنین میزان بهره‌وری آن‌ها نیز تا حدودی تغییر می‌کند. اگر DMU_{19} (شرکت پتروشیمی لاله) را درنظر بگیریم، مشاهده می‌کنیم که با انتخاب $\alpha=1$ و $\alpha=0.75$ رتبه چهارم و با انتخاب $\alpha=0.5$ و $\alpha=0.25$ رتبه سوم و با انتخاب $\alpha=0$ رتبه اول را دارد. هم‌چنین (با بررسی جدول ۵ موجود در مقاله آزادی و همکاران [26]) برای DMU_{23} (شرکت پتروشیمی خوزستان) می‌بینیم که با انتخاب

$\alpha=1$ رتبه نوزدهم و با انتخاب $\alpha=0.75$ رتبه هفدهم و با انتخاب $\alpha=0.5$ و $\alpha=0.25$ رتبه پانزدهم و با انتخاب $\alpha=0$ رتبه چهاردهم را دارد؛ بنابراین، با انتخاب α به‌طور سلیقه‌ای، یک رتبه‌بندی پایدار نخواهیم داشت.

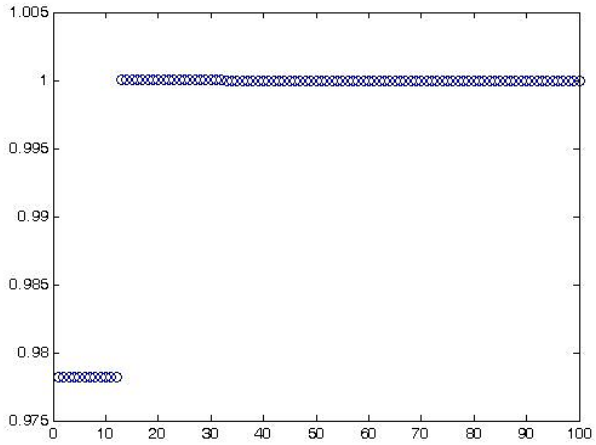
در این مقاله، الگوریتم ژنتیک را که یکی از الگوریتم‌های فراابتکاری است، برای یافتن α-برش بهینه در مدل پیشنهادی به‌کار گرفته شده است. سرانجام در پایان کار با جایگزینی α-برش بهینه در مدل پیشنهادی، یک مدل تحلیل پوششی داده‌های هوشمند برای رتبه‌بندی تامین‌کنندگان طراحی می‌شود. **جدول ۴** مقادیر بهره‌وری ۲۶ شرکت تامین‌کننده را به ازای α-برش بهینه انتخابی الگوریتم ژنتیک، نشان می‌دهد و سپس مقدار بهره‌وری محاسبه شده با مدل‌های پیشین [26] به ازای همان $\alpha=1$ آورده شده است. مشاهده می‌شود که شرکت ها به ازای $\alpha=1$ در مدل جدید، بهره‌وری بیشتری نسبت به مقدار بهره‌وری به ازای همان $\alpha=1$ با مدل‌های پیشین [26] دارند.

در روش‌های قبلی، زمان زیادی صرف محاسبه‌ی رتبه‌بندی با α-برش‌های مختلف می‌شد که در روش پیشنهادی در این مقاله چون α-برش به‌دست‌آمده بهینه‌ترین α-برش می‌باشد، دیگر نیازی به محاسبه بهره‌وری به ازای α-برش‌های مختلف و مقایسه آن‌ها با یکدیگر نیست؛ بنابراین، دیگر شاهد تغییرات رتبه‌بندی نخواهیم بود. پس یکی دیگر از مزیت‌های روش جدید این است که علاوه بر بهره‌وری بیشتر برای هر تامین‌کننده، رتبه‌بندی پایدارتری هم خواهیم داشت. نمودار انتخاب تصادفی α و نمودار محاسبه بهره‌وری توسط برنامه متلب برای شرکت‌های ۱ و ۲۶ در **شکل ۲** تا **شکل ۵** نشان داده شده‌اند.

جدول ۴- مقدار بهره‌وری محاسبه شده توسط α-برش بهینه انتخابی الگوریتم ژنتیک.

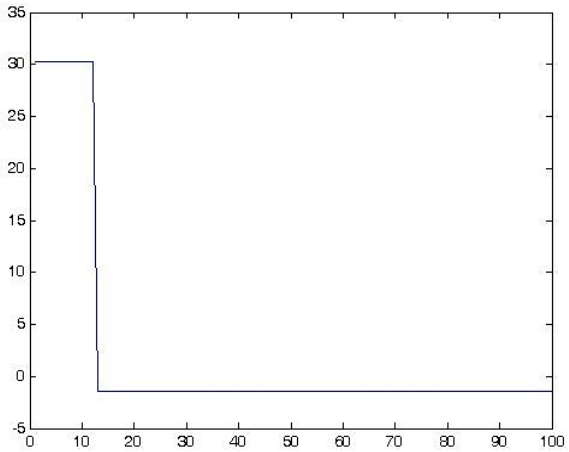
Table 4- Productivity value by considering GA selecting optimum α-cutting.

شماره	تامین‌کننده (DMU)	بهره‌وری جدید (به ازای α=1)	بهره‌وری قبلی (به ازای α=1)	رتبه جدید (به ازای α=1)	رتبه قبلی (به ازای α=1)
1	شرکت ملی نفت ایرانیان	1.454	1.447	17	17
2	شرکت پتروشیمی شازند	1.268	1.265	22	22
3	شرکت پتروشیمی اصفهان	1.459	1.449	15	16
4	شرکت پتروشیمی فارابی	1.488	1.484	13	12
5	شرکت بازرگانی پتروشیمی ایران	1.562	1.53	8	9
6	شرکت چلیک البرز	1.775	1.811	5	5
7	گروه صنعتی شیمیایی آلند	1.537	1.521	11	11
8	شرکت شیمیایی مولدان	1.848	1.833	2	2
9	شرکت شیمیایی کربن اسید	1.334	1.337	21	21
10	مجتمع صنعتی کیمیا گستر نیما	1.458	1.433	16	15
11	شرکت گیپا	1.570	1.556	7	7
12	گروه شیمیایی فرزام	1.472	1.464	14	13
13	شرکت پارس پاک کیمیا	1.542	1.53	10	10
14	شرکت پتروشیمی شیراز	1.499	1.414	12	19
15	شرکت پتروشیمی تبریز	0.979	0.964	26	26
16	شرکت پتروشیمی رازی	1.434	1.456	18	14
17	شرکت پتروشیمی هگمتانه	1.969	1.968	1	1
18	شرکت پتروشیمی جم	1.104	1.077	25	25
19	شرکت پتروشیمی لاله	1.814	1.822	4	4
20	شرکت پتروشیمی خارک	1.229	1.199	23	23
21	شرکت پتروشیمی مارون	1.439	1.433	19	18
22	شرکت پتروشیمی کارون	1.833	1.833	3	2
23	شرکت پتروشیمی خوزستان	1.434	1.413	20	20
24	شرکت پتروشیمی فجر	1.696	1.685	6	6
25	شرکت پتروشیمی خراسان	1.136	1.11	24	24
26	شرکت پتروشیمی مبین	1.549	1.535	9	8



شکل ۲- انتخاب تصادفی α برای DMU_1 در ۱۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک.

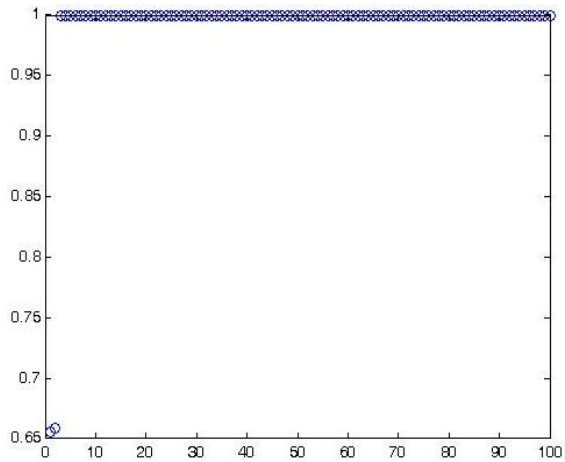
Figure 2- α-random selection of DMU_1 in 100 iterations of the genetic algorithm.



شکل ۳- مقدار بهره‌وری DMU_1 در ۱۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک.

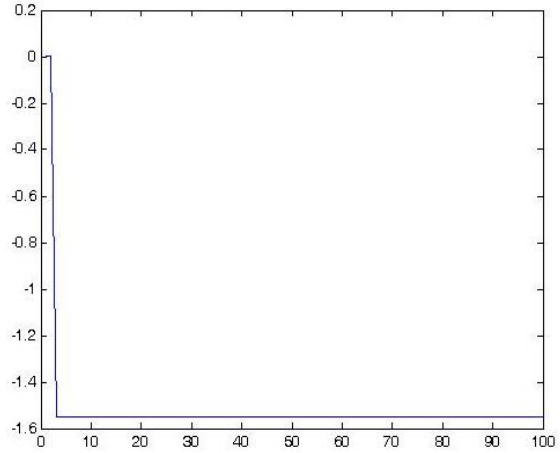
Figure 3- Productivity value of DMU_1 in 100 iterations of the genetic algorithm.

تذکر: چون در الگوریتم ژنتیک تابع *Fitness* به صورت مینیمم می‌باشد بنابراین تابع هدف **مدل (۲۵)** که مقدار بهره‌وری مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد و به صورت ماکزیمم است، باید در یک منفی ضرب شود تا شرط مینیمم تابع *Fitness* در الگوریتم ژنتیک برقرار شود. به همین دلیل مقدار بهره‌وری در **شکل ۳**، منفی می‌باشد.



شکل ۴- انتخاب تصادفی α برای DMU_{26} در ۱۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک.

Figure 4- α-random selection of DMU_{26} in 100 iterations of the genetic algorithm.



شکل ۵- مقدار بهره‌وری DMU_{26} در ۱۰۰ تکرار الگوریتم ژنتیک.

Figure 5- Productivity value of DMU_{26} in 100 iterations of the genetic algorithm.

تذکر: چون در الگوریتم ژنتیک تابع *Fitness* به صورت مینیمم می‌باشد؛ بنابراین، تابع هدف **مدل (۲۵)** که مقدار بهره‌وری مدل پیشنهادی را نشان می‌دهد و به صورت ماکزیمم است، باید در یک منفی ضرب شود تا شرط مینیمم تابع *Fitness* در الگوریتم ژنتیک برقرار شود. به همین دلیل مقدار بهره‌وری در **شکل ۵** منفی می‌باشد.

۵- نتیجه‌گیری

در این مقاله، روشی هوشمند برای به‌کارگیری تحلیل پوششی داده‌های فازی در رتبه‌بندی تامین‌کننده‌ها و انتخاب بهره‌ورترین تامین‌کننده از میان آن‌ها ارایه می‌شود. برای این منظور، در روش پیشنهادی، از غیرفازی‌ساز α-برش هوشمند مبتنی بر الگوریتم ژنتیک استفاده می شود. سپس، برای اندازه‌گیری بهره‌وری در محیط نامعین با α-سطح‌های مختلف از مدل تحلیل پوششی داده‌های قطعی شده به‌عنوان تابع برازندگی الگوریتم ژنتیک طراحی شده استفاده می‌شود که عدم قطعیت ناشی از انتخاب‌های α-برش مبتنی بر سعی‌وخطا را که در روش‌های قبلی بوده از بین می‌برد و سبب رتبه‌بندی و انتخاب بهره‌ورترین تامین‌کننده پایدار می‌شود. برای این منظور یک قضیه ارایه و اثبات گردیده و یک الگوریتم پشتیبانی اجرایی روش را فراهم آورده است. در پایان با یک مثال و شبیه‌سازی آن، کارایی و مزیت روش پیشنهادی در این مقاله را در مقایسه با روش‌های موجود نشان داده‌ایم.

پیشنهاد می‌گردد برای تحقیقات بعدی که می‌توان براساس نتایج این مقاله انجام داد، در روش پیشنهادی برای یافتن بهینه‌ترین α-برش مقاوم به‌جای الگوریتم ژنتیک از سایر ابزارهای هوش مصنوعی مانند شبکه عصبی استفاده شود.

تشکر و قدردانی

نویسندگان تمایل دارند تا مراتب تقدیر و تشکر خویش را از داوران محترم که با نظرات سازنده خویش موجب افزایش کیفیت مقاله شدند، ابراز نمایند.

تعارض با منافع

نویسنده مسئول اعلام می‌دارد که هیچ تضادی در منافع در مورد انتشار این نسخه وجود ندارد. همه نویسندگان، نسخه نهایی ارسال‌شده را مشاهده و تایید کرده‌اند. نویسندگان تضمین می‌کنند که مقاله کامل، اثر اصلی آن‌ها بوده، قبلا در هیچ مجله‌ای چاپ نشده و در حال حاضر تحت انتشار هیچ مجله‌ای نمی‌باشد.

منابع

[1] Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European journal of operational research*, *2*(6), 429–444.

[2] Ruiz, J. L., & Sirvent, I. (2016). Common benchmarking and ranking of units with DEA. *Omega (United Kingdom)*, *65*, 1–9. DOI:10.1016/j.omega.2015.11.007

[3] Kahi, V. S., Yousefi, S., Shabanpour, H., & Saen, R. F. (2017). How to evaluate sustainability of supply chains? A dynamic network DEA approach. *Industrial management and data systems*, *117*(9), 1866–1889. DOI:10.1108/IMDS-09-2016-0389

[4] Tavassoli, M., Fathi, A., & Saen, R. F. (2021). Assessing the sustainable supply chains of tomato paste by fuzzy double frontier network DEA model. *Annals of operations research*, 1–33. DOI:10.1007/s10479-021-04139-4

[5] Azadi, M., Shabani, A., Khodakarami, M., & Farzipoor Saen, R. (2015). Reprint of "planning in feasible region by two-stage target-setting DEA methods: An application in green supply chain management of public transportation service providers." *Transportation research part E: logistics and transportation review*, *74*, 22–36. DOI:10.1016/j.tre.2014.12.009

[6] Yousefi, S., Shabanpour, H., Fisher, R., & Saen, R. F. (2016). Evaluating and ranking sustainable suppliers by robust dynamic data envelopment analysis. *Measurement: journal of the international measurement confederation*, *83*, 72–85. DOI:10.1016/j.measurement.2016.01.032

[7] Fathi, A., & Farzipoor Saen, R. (2021). Assessing sustainability of supply chains by fuzzy Malmquist network data envelopment analysis: Incorporating double frontier and common set of weights. *Applied soft computing*, *113*, 107923. DOI:10.1016/j.asoc.2021.107923

[8] Tavassoli, M., Saen, R. F., & Zanjirani, D. M. (2020). Assessing sustainability of suppliers: A novel stochastic-fuzzy DEA model. *Sustainable production and consumption*, *21*, 78–91. DOI:10.1016/j.spc.2019.11.001

[9] Izadikhah, M., Saen, R. F., & Roostaee, R. (2018). How to assess sustainability of suppliers in the presence of volume discount and negative data in data envelopment analysis? *Annals of operations research*, *269*(1–2), 241–267. DOI:10.1007/s10479-018-2790-6

[10] Picazo-Tadeo, A. J., Gómez-Limón, J. A., & Reig-Martínez, E. (2011). Assessing farming eco-efficiency: A data envelopment analysis approach. *Journal of environmental management*, *92*(4), 1154–1164. DOI:10.1016/j.jenvman.2010.11.025

[11] Linton, J. D., Klassen, R., & Jayaraman, V. (2007). Sustainable supply chains: An introduction. *Journal of operations management*, *25*(6), 1075–1082. DOI:10.1016/j.jom.2007.01.012

[12] Wen, L., Xu, L., & Wang, R. (2013). Sustainable supplier evaluation based on intuitionistic fuzzy sets group decision methods. *Journal of information and computational science*, *10*(10), 3209–3220. DOI:10.12733/jics20102169

[13] Fathi, A., & Farzipoor Saen, R. (2018). A novel bidirectional network data envelopment analysis model for evaluating sustainability of distributive supply chains of transport companies. *Journal of cleaner production*, *184*, 696–708. DOI:10.1016/j.jclepro.2018.02.256

[14] Dutta, P., Jaikumar, B., & Arora, M. S. (2022). Applications of data envelopment analysis in supplier selection between 2000 and 2020: a literature review. *Annals of operations research*, *315*(2), 1399–1454. DOI:10.1007/s10479-021-03931-6

[15] Bao, X., & Li, F. (2021). A methodology for supplier selection under the curse of dimensionality problem based on fuzzy quality function deployment and interval data envelopment analysis. *PLoS one*, *16*(7), e0253917. DOI:10.1371/journal.pone.0253917

[16] Moghaddas, Z., Tosarkani, B. M., & Yousefi, S. (2022). A developed data envelopment analysis model for efficient sustainable supply chain network design. *Sustainability (Switzerland)*, *14*(1), 262. DOI:10.3390/su14010262

[17] Kumar, A., Jain, V., & Kumar, S. (2014). A comprehensive environment friendly approach for supplier selection. *Omega (United Kingdom)*, *42*(1), 109–123. DOI:10.1016/j.omega.2013.04.003

[18] Kleinsorge, I. K., Schary, P. B., & Tanner, R. D. (1992). Data envelopment analysis for monitoring customer-supplier relationships. *Journal of accounting and public policy*, *11*(4), 357–372. DOI:10.1016/0278-4254(92)90004-H

[19] Farzipoor Saen, R. (2010). Developing a new data envelopment analysis methodology for supplier selection in the presence of both undesirable outputs and imprecise data. *International journal of advanced manufacturing technology*, *51*(9–12), 1243–1250. DOI:10.1007/s00170-010-2694-3

[20] Farzipoor Saen, R. (2009). A decision model for ranking suppliers in the presence of cardinal and ordinal data, weight restrictions, and nondiscretionary factors. *Annals of operations research*, *172*, 177–192.

[21] Talluri, S., Narasimhan, R., & Nair, A. (2006). Vendor performance with supply risk: A chance-constrained DEA approach. *International journal of production economics*, *100*(2), 212–222.

[22] Weber, C. A., Current, J., & Desai, A. (2000). An optimization approach to determining the number of vendors to employ. *Supply chain management: an international journal*, *5*(2), 90–98.

[23] Amindoust, A., Ahmed, S., Saghafinia, A., & Bahreininejad, A. (2012). Sustainable supplier selection: A ranking model based on fuzzy inference system. *Applied soft computing journal*, *12*(6), 1668–1677. DOI:10.1016/j.asoc.2012.01.023

[24] El-Morsy, S. A. (2022). Optimization of fuzzy zero-base budgeting. *Computational algorithms and numerical dimensions*, *1*(4), 147–154.

یاراحمدی و ساکی‌نیا / تصمیم‌گیری و تحقیق در عملیات، دوره ۸، شماره ۴، زمستان ۱۴۰۲، صفحه: ۹۷۴-۹۵۴

[25] Marzband, A. (2020). Precise services and supply chain prioritization in manufacturing companies using cost analysis provided in a fuzzy environment. *Journal of fuzzy extension and applications*, *1*(1), 41–56. DOI:10.22105/jfea.2020.248187.1006

[26] Azadi, M., Jafarian, M., Farzipoor Saen, R., & Mirhedayatian, S. M. (2015). A new fuzzy DEA model for evaluation of efficiency and effectiveness of suppliers in sustainable supply chain management context. *Computers and operations research*, *54*, 274–285. DOI:10.1016/j.cor.2014.03.002

[27] Saen, R. F., Karimi, B., & Fathi, A. (2022). Assessing the sustainability of transport supply chains by double frontier network data envelopment analysis. *Journal of cleaner production*, *354*, 131771. DOI:10.1016/j.jclepro.2022.131771

[28] Yazdani, M., Gonzalez, E. D. R. S., & Chatterjee, P. (2019). A multi-criteria decision-making framework for agriculture supply chain risk management under a circular economy context. *Management decision*, *59*(8), 1801–1826. DOI:10.1108/MD-10-2018-1088

[29] Izadikhah, M., Farzipoor Saen, R., Ahmadi, K., & Shamsi, M. (2020). How to use fuzzy screening system and data envelopment analysis for clustering sustainable suppliers? A case study in Iran. *Journal of enterprise information management*, *34*(1), 199–229. DOI:10.1108/JEIM-09-2019-0262

[30] Rashidi, K., & Farzipoor Saen, R. (2015). Measuring eco-efficiency based on green indicators and potentials in energy saving and undesirable output abatement. *Energy economics*, *50*, 18–26. DOI:10.1016/j.eneco.2015.04.018

[31] Huma, S., Ahmed, W., & Najmi, A. (2020). Understanding the impact of supply-side decisions and practices on supply risk management. *Benchmarking*, *27*(5), 1769–1792. DOI:10.1108/BIJ-06-2019-0272

[32] Mavi, N. K., & Mavi, R. K. (2019). Energy and environmental efficiency of OECD countries in the context of the circular economy: Common weight analysis for malmquist productivity index. *Journal of environmental management*, *247*, 651–661. DOI:10.1016/j.jenvman.2019.06.069

[33] Kiani Mavi, R., Fathi, A., Farzipoor Saen, R., & Kiani Mavi, N. (2019). Eco-innovation in transportation industry: A double frontier common weights analysis with ideal point method for Malmquist productivity index. *Resources, conservation and recycling*, *147*, 39–48. DOI:10.1016/j.resconrec.2019.04.017

[34] Izadikhah, M., Azadi, M., Toloo, M., & Hussain, F. K. (2021). Sustainably resilient supply chains evaluation in public transport: A fuzzy chance-constrained two-stage DEA approach. *Applied soft computing*, *113*, 107879. DOI:10.1016/j.asoc.2021.107879

[35] Boudaghi, E., & Saen, R. F. (2018). Developing a novel model of data envelopment analysis--discriminant analysis for predicting group membership of suppliers in sustainable supply chain. *Computers & operations research*, *89*, 348–359.

[36] Wced, S. W. S. (1987). World commission on environment and development. *Our common future*, *17*(1), 1–91.

[37] Ageron, B., Gunasekaran, A., & Spalanzani, A. (2012). Sustainable supply management: An empirical study. *International journal of production economics*, *140*(1), 168–182. DOI:10.1016/j.ijpe.2011.04.007

[38] Dyllick, T., & Hockerts, K. (2002). Beyond the business case for corporate sustainability. *Business strategy and the environment*, *11*(2), 130–141.

[39] Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2007). *Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software*. Springer.

[40] Esmaeili, M. (2012). An Enhanced Russell Measure in DEA with interval data. *Applied mathematics and computation*, *219*(4), 1589–1593. DOI:10.1016/j.amc.2012.07.060

[41] Soltanzadeh, E., & Omrani, H. (2018). Dynamic network data envelopment analysis model with fuzzy inputs and outputs: An application for Iranian Airlines. *Applied soft computing journal*, *63*, 268–288. DOI:10.1016/j.asoc.2017.11.031

[42] Yu, M. M., & Lin, E. T. J. (2008). Efficiency and effectiveness in railway performance using a multi-activity network DEA model. *Omega*, *36*(6), 1005–1017. DOI:10.1016/j.omega.2007.06.003

[43] Khalili-Damghani, K., Tavana, M., & Santos-Arteaga, F. J. (2015). A comprehensive fuzzy DEA model for emerging market assessment and selection decisions. *Applied soft computing journal*, *38*, 676–702. DOI:10.1016/j.asoc.2015.09.048

[44] Hatami-Marbini, A., Saati, S., & Tavana, M. (2010). An ideal-seeking fuzzy data envelopment analysis framework. *Applied soft computing*, *10*(4), 1062–1070.

[45] Farzipoor Sean, R. (2005). Developing a nondiscretionary model of slacks-based measure in data envelopment analysis. *Applied mathematics and computation*, *169*(2), 1440–1447. DOI:10.1016/j.amc.2004.10.053

[46] Zhu, J. (2004). Imprecise DEA via standard linear DEA models with a revisit to a Korean mobile telecommunication company. *Operations research*, *52*(2), 323–329. DOI:10.1287/opre.1030.0072

[47] Mozaffari, M. R., & Ostovan, S. (2021). Finding projection in the two-stage supply chain in DEA-R with random data using (CRA) model. *Big data and computing visions*, *1*(3), 146–155.

[48] Valizadeh Palang Sarae, F. (2020). A new approach to supplier selection: interval ranking of DEA whit double frontiers. *Innovation management and operational strategies*, *1*(1), 17-37. (**In Persian**). https://www.journal-imos.ir/article_120959.html?lang=en

[49] Bai, C., & Sarkis, J. (2014). Determining and applying sustainable supplier key performance indicators. *Supply chain management*, *19*(3), 275–291. DOI:10.1108/SCM-12-2013-0441

[50] Fotova Čiković, K., Martinčević, I., & Lozić, J. (2022). Application of data envelopment analysis (DEA) in the selection of sustainable suppliers: a review and bibliometric analysis. *Sustainability (Switzerland)*, *14*(11), 6672. DOI:10.3390/su14116672

[51] Sharafi, H., Soltanifar, M., & Lotfi, F. H. (2022). Selecting a green supplier utilizing the new fuzzy voting model and the fuzzy combinative distance-based assessment method. *EURO journal on decision processes*, *10*, 100010. DOI:10.1016/j.ejdp.2021.100010

[52] Zarbakhshnia, N., & Jaghdani, T. J. (2018). Sustainable supplier evaluation and selection with a novel two-stage DEA model in the presence of uncontrollable inputs and undesirable outputs: a plastic case study. *International journal of advanced manufacturing technology*, *97*(5–8), 2933–2945. DOI:10.1007/s00170-018-2138-z

[53] Pantha, R. P., Islam, M. S., Akter, N., & Islam, E. (2020). Sustainable supplier selection using integrated data envelopment analysis and differential evolution model. *Journal of applied research on industrial engineering*, *7*(1), 25–35. https://www.journal-aprie.com/article_104763

[54] Amindoust, A. (2018). Supplier selection considering sustainability measures: An application of weight restriction fuzzy-DEA approach. *RAIRO - operations research*, *52*(3), 981–1001. DOI:10.1051/ro/2017033

[55] Ngobeni, V., & Breitenbach, M. C. (2021). Production and scale efficiency of South African water utilities: The case of water boards. *Water policy*, *23*(4), 862–879. DOI:10.2166/wp.2021.055

[56] Tayyab, M., & Sarkar, B. (2021). An interactive fuzzy programming approach for a sustainable supplier selection under textile supply chain management. *Computers and industrial engineering*, *155*, 107164. DOI:10.1016/j.cie.2021.107164

[57] Cheng, Y., Peng, J., Zhou, Z., Gu, X., & Liu, W. (2017). A hybrid DEA-adaboost model in supplier selection for fuzzy variable and multiple objectives. *IFAC-papersonline*, *50*(1), 12255–12260. DOI:10.1016/j.ifacol.2017.08.2038

[58] Alem Tabriz, A., Zandiyeh, M., & Mohamad Rahimi, A. (2013). *Meta-heuristic algorithms in hybrid optimization*. Saffar Publishers. (**In Persian**). https://eshraghipub.com/product/detail/52077/

[59] Yarahmadi, M., & Sakiniya, S. (2022). *Ranking and optimal selection of the most sustainable suppliers based on genetic-fuzzy data envelopment analysis* [presentation]. 14th international conference on decision and data envelopment analysis (ICDDEA) (pp. 1-12). (**In Persian**). https://14dea.shahtoodut.ac.ir

[60] Fallahpour, A., Olugu, E. U., Musa, S. N., Khezrimotlagh, D., & Wong, K. Y. (2016). An integrated model for green supplier selection under fuzzy environment: application of data envelopment analysis and genetic programming approach. *Neural computing and applications*, *27*(3), 707–725. DOI:10.1007/s00521-015-1890-3

[61] Saif-Eddine, A. S., El-Beheiry, M. M., & El-Kharbotly, A. K. (2019). An improved genetic algorithm for optimizing total supply chain cost in inventory location routing problem. *Ain shams engineering journal*, *10*(1), 63–76. DOI:10.1016/j.asej.2018.09.002

[62] Lin, R. C., Sir, M. Y., & Pasupathy, K. S. (2013). Multi-objective simulation optimization using data envelopment analysis and genetic algorithm: Specific application to determining optimal resource levels in surgical services. *Omega (United Kingdom)*, *41*(5), 881–892. DOI:10.1016/j.omega.2012.11.003

[63] Sang, B. (2021). Application of genetic algorithm and BP neural network in supply chain finance under information sharing. *Journal of computational and applied mathematics*, *384*, 113170. https://doi.org/10.1016/j.cam.2020.113170

[64] Gholizadeh, H., & Fazlollahtabar, H. (2020). Robust optimization and modified genetic algorithm for a closed loop green supply chain under uncertainty: Case study in melting industry. *Computers and industrial engineering*, *147*, 106653. DOI:10.1016/j.cie.2020.106653

[65] Fathi, M., Khakifirooz, M., Diabat, A., & Chen, H. (2021). An integrated queuing-stochastic optimization hybrid Genetic Algorithm for a location-inventory supply chain network. *International journal of production economics*, *237*, 108139. DOI:10.1016/j.ijpe.2021.108139

[66] Kusolpuchong, S., Chusap, K., Alhawari, O., & Suer, G. (2019). A genetic algorithm approach for multi objective cross dock scheduling in supply chains. *Procedia manufacturing*, *39*, 1139–1148. DOI:10.1016/j.promfg.2020.01.356

[67] Pipkin, J. S. (1991). Spatial Analysis and Planning under Imprecision, by Y. Leung. *Geographical analysis: an international journal of theoretical geographical*, *23*(1), 90–92.

[68] Liu, L., Huang, G. H., Liu, Y., Fuller, G. A., & Zeng, G. M. (2003). A fuzzy-stochastic robust programming model for regional air quality management under uncertainty. *Engineering optimization*, *35*(2), 177–199. DOI:10.1080/0305215031000097068

[69] Minciardi, R., Paolucci, M., Robba, M., & Sacile, R. (2008). Multi-objective optimization of solid waste flows: Environmentally sustainable strategies for municipalities. *Waste management*, *28*(11), 2202–2212. DOI:10.1016/j.wasman.2007.10.003

[70] Negoita, C. V., Minoiu, S., & Stan, E. (1976). On considering imprecision in dynamic linear programming. *Econ comput econ cybern stud res*, *3*, 83–96.

[71] Shih, C. J., Chi, C. C., & Hsiao, J. H. (2003). Alternative α-level-cuts methods for optimum structural design with fuzzy resources. *Computers and structures*, *81*(28–29), 2579–2587. DOI:10.1016/S0045-7949(03)00331-6

[72] Soyster, A. L. (1973). Convex programming with set-inclusive constraints and applications to inexact linear programming. *Operations research*, *21*(5), 1154–1157.