

A Performance Evaluation Model for the Logistics Service Companies of the Ministry of Oil Using an Integrated Approach of Data Envelopment Analysis and the Markowitz Method

1. Sayed Habibollah Bahrololum : Doctoral Student, Department of Industrial Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, South Tehran, Iran.

2. Ghanbar Abbas pour Esfeden *: Associate Professor, Department of Industrial Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, South Tehran, Iran.

3. Kiamars Fathi : Assistant Professor, Department of Industrial Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, South Tehran, Iran.

3. Mahmood Modiri : Associate Professor, Department of Industrial Management, South Tehran Branch, Islamic Azad University, South Tehran, Iran.

*Corresponding Author's Email Address: gh_abbaspour@azad.ac.ir

Abstract:

The oil industry is one of the most influential and largest industries in the country, which in recent years has been significantly affected by the unjust U.S. sanctions. Therefore, the performance of the companies operating in this sector is of great importance. The logistics companies active in the industry play a supporting role, and their weak performance can cause substantial damage to the national economy. Hence, it is essential that they are continuously evaluated. This study was conducted with the aim of evaluating the performance of the logistics companies operating in the oil industry. In this research, to evaluate the performance of logistics companies in the oil industry, performance evaluation indicators were identified by reviewing the literature and consulting with experts and professionals. Subsequently, a two-stage network data envelopment analysis approach was employed to measure the performance of these companies. The results showed that the average efficiency in 2020 was 80% in the first stage, 74% in the second stage, and 60% in total efficiency. In that year, units four and six were on the efficiency frontier with the highest efficiency, while unit eighteen had the lowest efficiency at 28%. In 2021, the average efficiency was 79% in the first stage, 85% in the second stage, and 68% in total. In this year, units four and eight were on the efficiency frontier with the highest efficiency, and unit twelve had the lowest efficiency at 50%. A comparison of efficiency across the two years indicates that total efficiency increased by 22%. Furthermore, this study, by employing an integrated approach of data envelopment analysis and the Markowitz model, aimed to simultaneously maximize returns, minimize risk, and maximize efficiency.

Keywords: Performance Evaluation, Data Envelopment Analysis, Markowitz Model.

How to Cite: Bahrololum, S.H., Abbas Pour Esfeden, Gh., Fathi, K., Modiri, M. (2025). A Performance Evaluation Model for the Logistics Service Companies of the Ministry of Oil Using an Integrated Approach of Data Envelopment Analysis and the Markowitz Method *Management, Education and Development in Digital Age*, 2(1), 13-28.



ارایه مدل ارزیابی عملکرد شرکت های خدمات لجستیک وزارت نفت با رویکرد تلفیقی تحلیل پوششی داده ها و روش مارکویتز

۱. سیدحبیب اله بحرالعلوم^{ID}: دانشجوی دکتری، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران جنوب، ایران.

۲. قنبر عباس پور اسفدن^{ID*}: دانشیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران جنوب، ایران.

۳. کیامرث فتحی هفشجانی^{ID}: استادیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران جنوب، ایران.

۳. محمود مدیری^{ID}: دانشیار، گروه مدیریت صنعتی، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران جنوب، ایران.

*پست الکترونیک نویسنده مسئول: gh_abbaspour@azad.ac.ir

چکیده

صنعت نفت از موثرترین و بزرگترین صنایع کشور است که در سال های اخیر تحت تاثیر تحریم های ظالمانه امریکا قرار گرفته است بنابراین عملکرد شرکت های فعال در آن، بسیار اهمیت دارد. شرکت های لجستیک فعال در آن نقش پشتیبانی کننده در این صنعت ایفا می کنند و عملکرد ضعیف آن ها می تواند ضرر و زیان بسیار زیادی به اقتصاد کشور وارد کند از اینرو لازم است که به طور مداوم مورد ارزیابی قرار گیرند. این تحقیق هم در همین راستا و با هدف ارزیابی عملکرد شرکت های لجستیکی فعال در صنعت نفت انجام شده است. در این تحقیق جهت ارزیابی عملکرد شرکت های لجستیکی فعال در صنعت نفت، با بررسی ادبیات موضوع و نظرخواهی از خبرگان و متخصصین شاخص های ارزیابی عملکرد شرکت ها شناسایی شدند. سپس جهت اندازه گیری اندازه گیری عملکرد شرکت ها از رویکرد دو مرحله ای تحلیل پوششی داده های شبکه ای استفاده شد. نتایج نشان داد که متوسط کارایی در سال ۱۳۹۹ در مرحله اول ۸۰ درصد و در مرحله دوم ۷۴ درصد و کل کارایی ۶۰ درصد بوده است. در این سال واحدهای چهارم و ششم در مرز کارایی قرار داشته و دارای بیشترین میزان کارایی و واحد هیجدهم با مقدار ۲۸ درصد دارای کمترین میزان کارایی هستند. در سال ۱۴۰۰ متوسط کارایی در مرحله اول ۷۹ درصد و در مرحله دوم ۸۵ درصد و کل کارایی ۶۸ درصد بوده است. در این سال واحدهای چهارم و ششم در مرز کارایی قرار داشته و دارای بیشترین میزان کارایی و واحد دوازدهم با مقدار ۵۰ درصد دارای کمترین میزان کارایی هستند. مقایسه میزان کارایی در این دو سال بیانگر اینست که کل کارایی ۲۲ درصد رشد داشته است. همچنین این تحقیق با بکارگیری رویکرد ترکیبی تحلیل پوششی داده ها و مدل مارکویتز بدنبال حداکثر نمودن بازدهی، حداقل نمودن ریسک و حداکثر نمودن کارایی به طور همزمان بوده است.

کلیدواژه ها: ارزیابی عملکرد، تحلیل پوششی داده ها، مدل مارکویتز.

نحوه استناددهی: بحرالعلوم، سیدحبیب اله، عباس پور اسفدن، قنبر، فتحی هفشجانی، کیامرث، مدیری، محمود. (۱۴۰۴). ارایه مدل ارزیابی عملکرد شرکت های خدمات لجستیک وزارت نفت با رویکرد تلفیقی تحلیل پوششی داده ها و روش مارکویتز. نشریه مدیریت، آموزش و توسعه در عصر دیجیتال، ۱(۲)، ۱۳-۲۸.



مقدمه

صنعت نفت به عنوان یکی از صنایع مادر و راهبردی در اقتصاد ایران، نقشی کلیدی در تأمین منابع مالی کشور ایفا می‌کند. در این میان، بخش لجستیک به عنوان ستون فقرات این صنعت، مسئولیت پشتیبانی از زنجیره تأمین، انتقال تجهیزات، مواد اولیه و فرآورده‌ها را بر عهده دارد. با توجه به شرایط خاص ژئوپلیتیکی منطقه، تحریم‌های بین‌المللی و فشارهای فزاینده بر اقتصاد ایران، ارزیابی دقیق و کارآمد عملکرد شرکت‌های خدمات لجستیکی فعال در این حوزه، بیش از پیش ضروری به نظر می‌رسد (Guchhait & Sarkar, 2024; Jahangiri & Shokouhyar, 2024).

در طول دو دهه گذشته، رویکردهای ارزیابی عملکرد سازمان‌ها و نهادهای خدماتی دچار تحولات شگرفی شده‌اند. یکی از مهم‌ترین این تحولات، استفاده از مدل‌های تحلیل پوششی داده‌ها (DEA) در ارزیابی اثربخشی و کارایی سازمان‌ها است. مدل‌های DEA به دلیل برخورداری از قابلیت ارزیابی چند معیاره، امکان تحلیل عملکرد واحدهای تصمیم‌گیرنده را با ورودی‌ها و خروجی‌های متعدد فراهم می‌آورند (Chen & Yan, 2011; Liu, 2011; Mehregan, 2012). مدل‌های پیشرفته‌تر مانند DEA شبکه‌ای و دو مرحله‌ای، به تحلیل عملکرد فرآیندهای درون‌سازمانی و زیرسیستم‌ها نیز پرداخته‌اند که در مطالعات متعددی به کار رفته‌اند (Chang & Chung, 2012; Kao, 2009; Liu & Wang, 2009).

در کنار مدل‌های DEA، استفاده از مدل‌های بهینه‌سازی مالی مانند مدل مارکویتز (Markowitz) برای تحلیل ریسک و بازده نیز به عنوان رویکردی مکمل و قدرتمند در ادبیات تصمیم‌گیری چندمعیاره مطرح شده است (Estadi & Ebrahimi Sadrabadi, 2021; Faridi et al., 2022). مدل مارکویتز با هدف حداقل‌سازی ریسک و حداکثرسازی بازده، در سال‌های اخیر در حوزه‌هایی چون تخصیص منابع انسانی، بهینه‌سازی سبدهای سرمایه‌گذاری و مدیریت پروژه نیز به کار گرفته شده است (Estadi & Ebrahimi Sadrabadi, 2021). از همین رو، ترکیب این دو رویکرد—یعنی تحلیل پوششی داده‌ها و مدل مارکویتز—می‌تواند چارچوبی جامع و یکپارچه برای ارزیابی عملکرد شرکت‌های لجستیک ارائه دهد، به‌ویژه در محیط‌های دارای عدم قطعیت و محدودیت‌های منابع.

با توجه به ویژگی‌های خاص صنعت نفت، که همواره در معرض تغییرات شدید بازارهای بین‌المللی و مخاطرات سیاسی قرار دارد، نیاز به مدل‌هایی احساس می‌شود که علاوه بر ارزیابی عملکرد فعلی، امکان تحلیل ریسک‌های احتمالی آینده و شبیه‌سازی سناریوهای مختلف را نیز فراهم کنند (Ji et al., 2024; Wang et al., 2024). در این راستا، کاربرد روش‌های ترکیبی مانند AHP-DEA، FBWM-FCM-DEMATEL و شبکه‌های عصبی مصنوعی، در مقالات اخیر مورد توجه قرار گرفته‌اند (Gan et al., 2019; Jahangiri & Shokouhyar, 2024; Soori et al., 2023).

در حوزه لجستیک، شاخص‌های عملکردی می‌بایست با در نظر گرفتن معیارهای نامطلوب (مانند تأخیر در تحویل، مصرف سوخت بالا یا نرخ خرابی) نیز ارزیابی شوند. این موضوع در مطالعاتی مانند پژوهش باجج و تولیاک-سوبان (Baj ec & Tul j ak-Suban) با بهره‌گیری از مدل SBM-DEA و تحلیل سلسله‌مراتبی (AHP) به خوبی مورد بررسی قرار گرفته است (Bajec & Tuljak-Suban, 2019). همچنین در ارزیابی روابط خریدار-تأمین‌کننده در صنایع پیشرفته، توجه به مؤلفه‌های نامشهود و چندبعدی کارایی، مورد تأکید قرار گرفته است (Kai et al., 2009; Tavana et al., 2023).

علاوه بر این، ادبیات پژوهش نشان می‌دهد که عملکرد لجستیکی نه تنها باید از منظر عملیاتی سنجیده شود، بلکه باید از جنبه پایداری زنجیره تأمین، تأثیرات زیست‌محیطی، و رفتار مصرف‌کننده نیز مورد ارزیابی قرار گیرد (Jahangiri & Shokouhyar, 2024; Xu et al., 2023). چنین نگاه چندبعدی، هم‌راستا با الزامات نوین توسعه پایدار و مدیریت سبز زنجیره تأمین است که در مقالاتی نظیر Xi a و همکاران مورد تحلیل قرار گرفته است (Xia et al., 2023).

افزون بر روش‌های کلاسیک، تحلیل کارایی سازمانی در فضای دیجیتال و فناوری‌محور نیز اهمیت یافته است. برای نمونه، تحلیل وب‌سایت‌های تجارت الکترونیک از منظر بهره‌وری شناختی (Cogni ti ve Eff i ci ency) با استفاده از DEA توسط لو استورتو (Lo Storto) مطرح شده که نشان‌دهنده گستره کاربست این روش‌ها در فضای مجازی نیز می‌باشد (Lo Storto, 2013). همچنین هو و همکارانش با ترکیب DEA و تحلیل خاکستری (GRA) کارایی بنگاه‌های اینترنتی را ارزیابی کرده‌اند (Ho, 2010).

در راستای تحلیل جامع عملکرد زنجیره‌های تأمین، چارچوب‌های مفهومی کلانی نیز ارائه شده‌اند. گوناسکاران و همکارانش با ارائه چارچوبی برای اندازه‌گیری عملکرد زنجیره تأمین، بر اهمیت سنجش در سطوح مختلف استراتژیک، تاکتیکی و عملیاتی تأکید داشته‌اند (Gunasekaran et al., 2004). چنین چارچوب‌هایی در محیط‌های پریسک و چندعاملی مانند صنعت نفت، نقش حیاتی ایفا می‌کنند. در همین راستا، برخی پژوهش‌ها نیز به بررسی معیارهای معماری عملکرد در سامانه‌های اطلاعاتی پرداخته‌اند که می‌تواند در سیستم‌های لجستیک دیجیتال بکار رود (Hong & Kim, 2004).

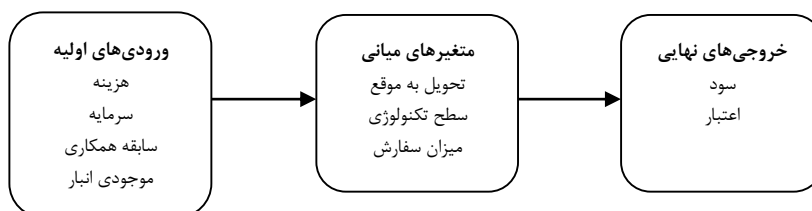
در سطح تصمیم‌گیری‌های عملیاتی، تحلیل‌های مبتنی بر نظریه‌های کشش (Push-Pull) و ترکیب استراتژی‌های انعطاف‌پذیر تولید و برون‌سپاری محصولات نیز مورد توجه قرار گرفته‌اند (Guchhait & Sarkar, 2024; Hopp & Spearman, 2004). به کارگیری چنین مدل‌هایی در شرکت‌های لجستیکی، می‌تواند موجب بهینه‌سازی تصمیمات خرید و تولید شود و ریسک‌های مرتبط با عدم قطعیت تقاضا را کاهش دهد.

همچنین مطالعات اخیر بر تأثیر سیاست‌های زیست‌محیطی بر تصمیمات سرمایه‌گذاری در زنجیره‌های تأمین انرژی نیز تأکید کرده‌اند، که در صنعت نفت از اهمیت ویژه‌ای برخوردار است (Ji et al., 2024). این موضوع به‌ویژه با رشد سیاست‌های جهانی در زمینه انرژی‌های تجدیدپذیر و کاهش آلاینده‌ها، به یکی از محورهای اصلی ارزیابی عملکرد تبدیل شده است. از سوی دیگر، بهره‌گیری از مدل‌های ترکیبی برای تصمیم‌گیری در محیط‌های پیچیده و هوشمند زنجیره تأمین نیز در سال‌های اخیر با استقبال مواجه شده است. مطالعاتی مانند تحقیق تاوانا و همکاران با استفاده از روش فازی و بهترین-بدترین (BWM) نشان داده‌اند که چنین رویکردهایی در زنجیره‌های تأمین دایره‌ای هوشمند کارایی بالایی دارند (Tavana et al., 2023). در نهایت، استفاده از سیستم‌های پشتیبان تصمیم‌گیری هوشمند برای مدیریت زنجیره تأمین انسانی و تحلیل تعامل انسان-هوش مصنوعی در محیط‌های پرریسک، رویکردی نوین است که در سال‌های اخیر مورد تأکید محققان قرار گرفته است (Wang et al., 2024). این سیستم‌ها با بهره‌گیری از روش‌هایی مانند DEMATEL و MARCOS، امکان تحلیل عوامل پیچیده مؤثر بر عملکرد را فراهم می‌سازند.

با توجه به مرور پیش‌گفته، ضرورت توسعه یک مدل ارزیابی عملکرد جامع، چندمرحله‌ای و چندهدفه برای شرکت‌های خدمات لجستیکی در وزارت نفت کاملاً روشن است. این مقاله با بهره‌گیری از رویکرد ترکیبی تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای و مدل مارکویتز، تلاش دارد تا ضمن اندازه‌گیری کارایی شرکت‌ها، بازدهی سرمایه‌گذاری و ریسک عملکرد را نیز به صورت همزمان تحلیل کند؛ مدلی که می‌تواند مبنای تصمیم‌گیری‌های کلان و عملیاتی در محیط‌های حساس و استراتژیک همچون صنعت نفت قرار گیرد.

روش‌شناسی پژوهش

این تحقیق با هدف ارائه مدل ارزیابی عملکرد و تخصیص منابع مالی شرکت‌های خدمات لجستیک وزارت نفت با رویکرد ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و روش مارکویتز صورت می‌گیرد. در ابتدا، ادبیات تحقیق مرور شده و شاخص‌های ارزیابی استخراج می‌گردد، سپس در فاز بعد مدل ترکیبی چند مرحله‌ای تحلیل پوششی داده‌ها و مارکویتز توسعه پیدا می‌کند و در نهایت، مدل اجرا شده و نتایج مورد ارزیابی قرار می‌گیرند. جامعه آماری این تحقیق کلیه شرکت‌های خدمات لجستیک وزارت نفت می‌باشد که از بین شرکت‌هایی که در سه سال اخیر حداقل یک قرارداد با وزارت نفت و شرکت‌های زیرمجموعه داشته‌اند، و در حال حاضر نیز فعال می‌باشند؛ انتخاب شده‌اند. جهت اندازه‌گیری عملکرد شرکت‌های لجستیک خدمات در وزارت نفت، از متغیرهای زیر استفاده می‌گردد:



شکل ۱. متغیرهای تحلیل پوششی داده‌های دو مرحله‌ای

جهت حل این مدل از نرم‌افزار گمز و روش محدودیت اپسیلون استفاده خواهد شد. روش محدودیت اپسیلون یکی از رویکردهای مهم برای حل مسائل بهینه‌سازی چندهدفه است که با انتقال تمام توابع هدف به جز یکی از آن‌ها در هر مرحله به محدودیت به حل مسأله می‌پردازد.

یافته‌ها

در این تحقیق در ابتدا جهت اندازه‌گیری بهره‌وری در شرکت‌های لجستیک فعال در صنعت نفت، گاز و پتروشیمی از مدل تحلیل پوششی داده‌های دو مرحله‌ای استفاده گردید. در این پژوهش بر مبنای تحقیق کوک و همکاران (۲۰۱۰) با فرض بازدهی ثابت نسبت به مقیاس و رویکرد ورودی محور، از مدل تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای زیر استفاده شده است:

$$\theta_0^{global} = \max \sum_{r=1}^2 u_r y_{r0}$$

st :

$$\sum_{r=1}^2 u_r y_{rj} - \sum_{d=1}^3 w_d z_{dj} \leq 0; \quad j=1,2,\dots,19$$

$$\sum_{d=1}^3 w_d z_{dj} - \sum_{i=1}^4 v_i x_{ij} \leq 0; \quad j=1,2,\dots,19$$

$$\sum_{i=1}^4 v_i x_{i0} = 1$$

$$w_d \geq 0, \quad d=1,2,3$$

$$v_i \geq 0, \quad i=1,2,3,4$$

$$u_r \geq 0, \quad r=1,2$$

رابطه ۱)

از آنجائیکه θ_0^{global} سطح کارایی کلی فرآیند دو مرحله‌ای برای DMU_0 است. با فرض اینکه مدل فوق به یک جواب منحصر به فرد منجر می‌شود، بازده برای اولین و دومین مرحله به ترتیب زیر است:

$$\theta_0^1 = \max \sum_{r=1}^2 w_d^* z_{d0}$$

$$\theta_0^2 = \sum_{r=1}^2 u_r y_{r0} / \sum_{d=1}^3 w_d^* z_{d0}$$

رابطه ۲)

از آنجائیکه یک راه‌حل منحصر به فرد در نظر گرفته می‌شود، بنابراین داریم:

$$\theta_0^{global} = \theta_0^1 \times \theta_0^2 \quad \text{رابطه ۳)}$$

در ادامه همانطور که اشاره شد جهت ارزیابی عملکرد شرکت‌های خدمات لجستیکی از ترکیب مدل تحلیل پوششی داده‌ها و مدل مارکویتز استفاده شده است. مدل استاندارد مارکویتز عبارتست از:

$$\min \sigma_p^2 = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j)$$

$$\overline{R_p} = E(R_p) = \sum_{i=1}^n w_i \overline{R_i} \geq R$$

$$\sum_{i=1}^N w_i = 1$$

$$w_i \geq 0 \quad \forall i$$

رابطه ۴)

که در آن $\overline{R_i}$ متوسط بازده DMJ شماره i ، $\text{cov}(R_i, R_j)$ کواریانس بازده واحد i ، j و N تعداد DMJ های در دسترس و R نرخ بازده مورد انتظار است. متغیر w_i وزن DMJ

شماره i است. هدف مدل کمینه‌سازی ریسک σ_p^2 به ازای بازده موردانتظار می‌باشد. مدل دو هدفه معادل این مدل به صورت زیر است:

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{i=1}^N w_i \overline{R_i} \\
& \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j) \\
& \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\
& w_i \geq 0 \quad \forall i
\end{aligned}
\tag{رابطه ۵}$$

فرم تحلیل پوششی داده‌های مضربی CCR ورودی محور عبارت است از:

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{r=1}^s u_r y_{rk} \\
& \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad \forall j \\
& \sum_{i=1}^m v_i x_{ik} = 1 \\
& v_i, u_r \geq \varepsilon \quad \forall i, r
\end{aligned}
\tag{رابطه ۶}$$

که در آن n تعداد واحدهای تصمیم‌گیری، m تعداد ورودی‌ها، s تعداد خروجی‌ها و x_{ij} مقدار ورودی i ام برای j امین DMU، y_{rj} مقدار خروجی r امین DMU است. u_r وزن تخصیص یافته به خروجی r ام و v_i وزن تخصیص یافته به ورودی i ام است. ε عدد مثبت بی‌نهایت کوچک است. این مدل وزن ورودی‌ها و خروجی‌ها را طوری تعیین می‌کند که امتیاز کارایی DMU مشخص k بیشینه شود. لذا مدل مارکویتز و تحلیل پوششی داده‌های تقاطعی با هم ترکیب شده تا همزمان ریسک، بازده و کارایی در مسأله انتخاب DMU در نظر گرفته شود. مدل پیشنهادی عبارت است از:

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{i=1}^N w_i R_i \\
& \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j) \\
& \max \sum_{i=1}^N w_i \overline{e_i} \\
& \sum_{i=1}^n z_i \leq h \\
& w_i \leq u_i z_i \quad \forall i \\
& \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\
& w_i \geq 0 \quad \forall i
\end{aligned}
\tag{رابطه ۷}$$

که در آن z_i یک متغیر صفر و یک است که وقتی که واحد i ام انتخاب شود مقدار یک و در غیر اینصورت مقدار صفر می‌گیرد. u_i حد بالایی کسری از بودجه است که می‌تواند روی واحد i ام باشد. h حداکثر تعداد DMU برای انتخاب است. $\overline{e_i}$ امتیاز کارایی تقاطعی i امین DMU می‌باشد. حال می‌توان مدل فوق را جهت اندازه‌گیری عملکرد یک سیستم دو مرحله‌ای به صورت زیر گسترش داد:

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{i=1}^N w_i R_i \\
& \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \operatorname{cov}(R_i, R_j) \\
& \max \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} \\
& \sum_{i=1}^n z_i \leq h \\
& w_i \leq u_i z_i \quad \forall i \\
& \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\
& \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \beta_d z_{dj} \leq 0 \quad \forall j \\
& \sum_{i=1}^m \beta_d z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad \forall j \\
& \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \\
& v_i, u_r, \beta_d \geq 0 \quad \forall i, r, d \\
& w_i \geq 0 \quad \forall i
\end{aligned}$$

(رابطه ۸)

که در آن x_{ij} ورودی های زیرسیستم اول، z_{dj} خروجی زیرسیستم اول و ورودی زیرسیستم دوم و y_{rj} خروجی نهایی سیستم است. همچنین v_i وزن نهاده های اولیه، β_d وزن معیارهای میانی و u_r وزن خروجی نهایی را نشان می دهد. پس از مدلسازی، مسئله با استفاده از نرم افزار GAMS حل گردید و نتایج حاصل شد. جدول زیر کارایی شرکت های لجستیک را بر اساس مدل شبکه ای (دومرحله ای) در سال های ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰ در دو مرحله نشان می دهد:

جدول ۱. اندازه گیری کارایی شرکت ها در سال ۱۳۹۹ و ۱۴۰۰

واحد	سال ۱۳۹۹		سال ۱۴۰۰					رشد کارایی	
	کارایی اول	مرحله دوم	کارایی کل	مرحله کارایی	کارایی اول	مرحله دوم	کارایی کل	رتبه	رتبه
DMJ۱	۰.۸۹	۰.۵۶	۰.۵۰	۱۳	۰.۶۲	۰.۸۶	۰.۵۳	۱۵	۷٪
DMJ۲	۰.۶۵	۰.۴۶	۰.۳۰	۱۸	۰.۶۹	۰.۷۵	۰.۵۲	۱۷	۷۳٪
DMJ۳	۰.۸۱	۰.۷۸	۰.۶۳	۸	۰.۸۳	۰.۸۱	۰.۶۷	۱۱	۶٪
DMJ۴	۱	۱	۱.۰۰	۱	۱	۱	۱.۰۰	۱	۰٪
DMJ۵	۰.۶۵	۰.۸۷	۰.۵۷	۱۱	۰.۶۴	۰.۹۲	۰.۵۹	۱۳	۴٪
DMJ۶	۰.۸۲	۰.۹۶	۰.۷۹	۴	۰.۸۳	۱	۰.۸۳	۳	۵٪
DMJ۷	۰.۷۸	۰.۶۵	۰.۵۱	۱۲	۰.۷۹	۰.۸۹	۰.۷۰	۹	۳۹٪
DMJ۸	۱	۱	۱.۰۰	۱	۱	۱	۱.۰۰	۱	۰٪
DMJ۹	۰.۸	۰.۵۸	۰.۴۶	۱۵	۰.۷۶	۰.۸۹	۰.۶۸	۱۰	۴۶٪
DMJ۱۰	۰.۶۶	۰.۷۳	۰.۴۸	۱۴	۰.۶۴	۰.۶۲	۰.۴۰	۱۹	-۱۸٪
DMJ۱۱	۰.۵۸	۰.۶۲	۰.۳۶	۱۷	۰.۶۹	۰.۷۶	۰.۵۲	۱۶	۴۶٪
DMJ۱۲	۰.۸۲	۰.۶۹	۰.۵۷	۱۰	۰.۶۸	۰.۷۳	۰.۵۰	۱۸	-۱۲٪
DMJ۱۳	۰.۹۱	۰.۸۳	۰.۷۶	۵	۰.۸۵	۰.۹۴	۰.۸۰	۴	۶٪
DMJ۱۴	۱	۰.۷۲	۰.۷۲	۶	۰.۸۴	۰.۸۶	۰.۷۲	۸	۰٪

DMJ۱۵	۰.۹۳	۰.۶۴	۰.۶۰	۹	۰.۹	۰.۸۲	۰.۷۴	۷	۲۴٪
DMJ۱۶	۰.۹۶	۰.۸۳	۰.۸۰	۳	۰.۸۴	۰.۷۳	۰.۶۱	۱۲	-۲۳٪
DMJ۱۷	۰.۸۸	۰.۷۹	۰.۷۰	۷	۰.۸۵	۰.۹۳	۰.۷۹	۶	۱۴٪
DMJ۱۸	۰.۴۶	۰.۶۱	۰.۲۸	۱۹	۰.۶۷	۰.۸۴	۰.۵۶	۱۴	۱۰۱٪
DMJ۱۹	۰.۵۳	۰.۷۶	۰.۴۰	۱۶	۰.۹۶	۰.۸۳	۰.۸۰	۵	۹۸٪
متوسط	۰.۸۰	۰.۷۴	۰.۶۰		۰.۷۹	۰.۸۵	۰.۶۸		۲۲٪

همانطور که جدول فوق نشان می‌دهد، متوسط کارایی در سال ۱۳۹۹ در مرحله اول ۸۰ درصد و در مرحله دوم ۷۴ درصد و کل کارایی ۶۰ درصد بوده است. در این سال واحدهای چهارم و ششم در مرز کارایی قرار داشته و دارای بیشترین میزان کارایی و واحد هیجدهم با مقدار ۲۸ درصد دارای کمترین میزان کارایی هستند. در سال ۱۴۰۰ متوسط کارایی در مرحله اول ۷۹ درصد و در مرحله دوم ۸۵ درصد و کل کارایی ۶۸ درصد بوده است. در این سال واحدهای چهارم و هشتم در مرز کارایی قرار داشته و دارای بیشترین میزان کارایی و واحد دوازدهم با مقدار ۵۰ درصد دارای کمترین میزان کارایی هستند. مقایسه میزان کارایی در این دو سال بیانگر اینست که کل کارایی ۲۲ درصد رشد داشته است.

در ادامه جهت بکارگیری مدل توسعه داده شده از رویکرد محدودیت اپسیلون تقویت‌شده استفاده گردید. مزیت این روش در ارائه فقط جواب‌های بهینه پارتوی مناسب و اجتناب از جوابهای ناکارآمد است. قالب کلی مسئله بهینه‌سازی چندهدفه با این روش به صورت زیر است:

$$\max (f_1(x), f_2(x), \dots, f_n(x))$$

st :

$$x \in S$$

رابطه ۹)

در رابطه فوق، S نشاندهنده منطقه موجه است. برای حل مدل فوق با روش محدودیت اپسیلون نخست یکی از توابع هدف را به عنوان تابع هدف اصلی در نظر گرفته شد. هر بار با در نظر گرفتن یکی از توابع هدف مسئله حل گردید و جواب‌های بهینه بدست آمد. پس از آن غیر از تابع هدف اصلی، بقیه توابع را در محدودیت قرار داده و مسئله به شکل زیر تبدیل شد:

$$\max \left(f_1(x) + \partial \left(\frac{s_2}{r_2} + \frac{s_3}{r_3} + \dots + \frac{s_i}{r_i} + \dots + \frac{s_n}{r_n} \right) \right)$$

st :

$$f_2(x) - s_2 = \varepsilon_2$$

$$f_3(x) - s_3 = \varepsilon_3$$

.

.

.

$$f_2(x) - s_2 = \varepsilon_2$$

$$s_i \in \mathbb{R}^+$$

$$x \in S$$

رابطه ۱۰)

جواب‌های بهینه مدل از طریق متغیرهای پارامتریک سمت راست محدودیت‌های اضافه شده (اپسیلون‌ها) به دست می‌آیند. دامنه تغییرات جواب تابع هدف i ام است.

$$r_i = \text{PIS}_{f_i} - \text{NIS}_{f_i} \quad \text{رابطه ۱۱)}$$

که در رابطه فوق PIS_{f_i} بهترین جواب (راه حل ایده آل مثبت) برای تابع هدف i ام و NIS_{f_i} بدترین جواب برای تابع هدف i ام (راه حل ایده آل منفی) هستند. جواب‌های ایده‌آل

مثبت و منفی برای هر تابع هدف، بهترین و بدترین جواب به دست آمده از حل مدل با لحاظ تنها همان تابع هدف و بدون در نظر گرفتن سایر توابع هدف است. همچنین ∂ یک

عدد بسیار کوچک بین ۰,۰۰۱ و ۰,۰۰۰۰۰۱ بوده و S_i متغیر کمکی متناظر با تابع هدف I ام است. اگر r_i به $l_i + 1$ نقطه مختلف به دست می‌آید که مقدار هر نقطه از رابطه زیر محاسبه می‌شود:

$$\varepsilon_i^{\gamma} = NIS_{f_i} + \frac{r_i}{l_i} \times \gamma \quad (\text{رابطه ۱۲})$$

در رابطه فوق γ شماره نقطه است. این روش برای همه برادرهای ε حل شود. برای تسهیل فرآیند تصمیم‌گیری در انتخاب بهترین راه‌حل‌های بهینه پارتو و مقایسه روش‌های حل می‌توان از رویکرد فازی به صورت زیر استفاده کرد:

برای تابع کمینه‌سازی:

$$\alpha_i^l = \begin{cases} 1 & f_i^l \leq f_i^{\min} \\ \frac{f_i^{\max} - f_i^l}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} & f_i^{\min} \leq f_i^l \leq f_i^{\max} \\ 0 & f_i^l \geq f_i^{\max} \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱۳})$$

برای تابع بیشینه‌سازی:

$$\alpha_i^1 = \begin{cases} 0 & f_i^l \leq f_i^{\min} \\ \frac{f_i^{\max} - f_i^l}{f_i^{\max} - f_i^{\min}} & f_i^{\min} \leq f_i^l \leq f_i^{\max} \\ 1 & f_i^l \geq f_i^{\max} \end{cases} \quad (\text{رابطه ۱۴})$$

در روابط فوق f_i^l مقدار تابع هدف در l امین جواب بهینه پارتو و α_i^l مقدار تابع عضویت f_i^l هستند. همچنین مقدار کل تابع عضویت برای l امین جواب بهینه پارتو از رابطه زیر به دست می‌آید که در واقع نشان‌دهنده ارزش کلی به دست آمده از حل مدل است:

$$TVG^L = \sum_{I=1}^N W_I \alpha_I^L \quad (\text{رابطه ۱۵})$$

با بکارگیری رویکرد فوق و در نظر تابع هدف دوم به عنوان تابع هدف اصلی، مسئله به شکل زیر تبدیل می‌شود:

$$\begin{aligned}
& \max \sum_{r=1}^s u_r y_{r0} + \partial \left(\frac{s_1}{r_1} + \frac{s_2}{r_2} \right) \\
& \sum_{i=1}^N w_i R_i - s_1 = \varepsilon_1 \\
& - \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N w_i w_j \text{cov}(R_i, R_j) - s_2 = \varepsilon_2 \\
& \sum_{i=1}^n z_i \leq h \\
& w_i \leq u_i z_i \quad \forall i \\
& \sum_{i=1}^N w_i = 1 \\
& \sum_{r=1}^s u_r y_{rj} - \sum_{i=1}^m \beta_d z_{dj} \leq 0 \quad \forall j \\
& \sum_{i=1}^m \beta_d z_{dj} - \sum_{i=1}^m v_i x_{ij} \leq 0 \quad \forall j \\
& \sum_{i=1}^m v_i x_{i0} = 1 \\
& v_i, u_r, \beta_d \geq 0 \quad \forall i, r, d \\
& w_i \geq 0 \quad \forall i
\end{aligned}$$

(رابطه ۱۶)

سپس هر یک از توابع هدف فرعی (توابع اول و دوم) بدون در نظر گرفتن سایر توابع بهینه‌سازی می‌شوند و بهترین و بدترین راه‌حل و دامنه تغییرات برای آن‌ها محاسبه می‌شود.

نتایج انجام این مرحله در جدول زیر آمده است.

جدول ۲. بیشترین و کمترین مقدار توابع هدف اول و دوم

تابع هدف اول	تابع هدف دوم
۰.۸۷۶۳۵۲	۰.۰۵۳۶۸۹
۰.۰۸۳۷۲۲	۰.۷۶۸۷۴۴

لازم به ذکر است که تابع هدف اول به علت کمینه‌سازی بودن نخست در یک منفی ضرب شده است همچنین وزن اهداف یکسان فرض شده است. در مرحله بعد با تقسیم بازه‌های تغییرات به ۶ قسمت، برای هر بازه ۷ نقطه حاصل می‌شود که در مجموع برای دو تابع هدف فرعی ۴۹ نقطه پارتو حاصل می‌شود. از بین ۴۹ نقطه مذکور، ۴۱ نقطه موجه و بقیه غیر موجه شدند، که برای این نقاط مقادیر تخصیص به دست آمد. همچنین مقادیر اپسیلون، توابع هدف و TVG برای نقاط موجه مطابق جدول زیر هستند. نقطه‌ای که دارای بیشترین مقدار TVG است، جواب بهینه مسئله انتخاب شد.

جدول ۳. نقاط پاره‌تو از حل مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و مارکویتز

ردیف	ε_1	ε_2	Z_1	Z_2	Z_3	α_1	α_2	α_3	TVG
۱	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۲۸۸۸۸۱	۰.۲۲	۰.۱۳	۰.۵۲	۰.۹۳۳	۰.۱۲	۰.۰۲	۰.۳۵۴۰۹
۲	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۳۲۵۵۶۱	۰.۸۹	۰.۹۲	۰.۹۴	۰.۹۳۳	۰.۱	۰.۳۳	۰.۴۴۹۷۹
۳	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۲۱۱۶۶۴	۰.۹	۰.۱۵	۰.۳۹	۰.۹۳۳	۰.۰۳	۰.۸	۰.۵۸۱۷۹
۴	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۲۷۷۷۵۲	۰.۴۱	۰.۶۹	۰.۷۷	۰.۹۳۳	۰.۰۶	۰.۶۷	۰.۵۴۸۷۹
۵	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۲۸۸۳۱۲	۰.۳۷	۰.۸۸	۰.۳۷	۰.۹۳۳	۰.۱۷	۰.۴۱	۰.۴۹۹۲۹
۶	۰.۴۲۳۵۹۸	۰.۲۹۵۴۶۳	۰.۴۹	۰.۷	۰.۳۱	۰.۹۳۳	۰.۱۵	۰.۶۲	۰.۵۶۱۹۹
۷	۰.۴۴۲۷۶	۰.۳۰۱۵۴۶	۰.۶۵	۰.۴۴	۰.۷	۱	۰.۰۸	۰.۶۳	۰.۵۶۴۳
۸	۰.۴۴۲۷۶	۰.۳۲۴۶۵۲	۰.۲۳	۰.۸۴	۰.۹۵	۰.۶۱۴۳	۰.۱۵	۰.۵۷	۰.۴۴۰۳۱۹
۹	۰.۴۴۲۷۶	۰.۳۳۴۵۸۱	۰.۸۵	۰.۸۱	۰.۸۵	۰.۶۱۴۳	۰.۰۱	۰.۳۹	۰.۳۳۴۷۱۹
۱۰	۰.۴۴۲۷۶	۰.۳۳۴۶۵۲	۰.۳۴	۰.۶۵	۰.۳۵	۰.۶۱۴۳	۰.۱۱	۰.۱۱	۰.۲۷۵۳۱۹
۱۱	۰.۴۴۲۷۶	۰.۳۴۵۶۷۴	۰.۴۸	۰.۷۳	۰.۲۴	۰.۶۱۴۳	۰.۱۴	۰.۵۲	۰.۴۲۰۵۱۹

۰.۴۷۰۰۱۹	۰.۸	۰.۰۱	۰.۶۱۴۳	۰.۲۳	۰.۷۲	۰.۴	۰.۳۵۴۶۲۱	۰.۴۴۲۷۶	۱۲
۰.۲۲۵۸۱۹	۰.۰۳	۰.۰۴	۰.۶۱۴۳	۰.۶۲	۰.۱۹	۰.۹	۰.۲۴۴۶۵۲	۰.۴۴۲۷۶	۱۳
۰.۳۷۶۸۶	۰.۴۷	۰.۳۲	۰.۳۵۲	۰.۷۱	۰.۵۱	۰.۶۵	۰.۲۵۴۵۴۳	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۴
۰.۲۷۷۸۶	۰.۰۹	۰.۴	۰.۳۵۲	۰.۹۸	۱	۰.۶۶	۰.۲۵۴۶۱۹	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۵
۰.۵۵۱۷۶	۰.۶	۰.۷۲	۰.۳۵۲	۰.۲۸	۰.۳۸	۰.۶۴	۰.۲۵۴۶۲۱	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۶
۰.۵۳۸۲۳	۰.۹۷	۰.۳۸	۰.۲۸۱	۰.۵۷	۰.۸۱	۰.۹۱	۰.۲۶۴۶۸۷	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۷
۰.۳۵۳۴۳	۰.۵۷	۰.۲۲	۰.۲۸۱	۰.۳۵	۰.۹	۰.۳۳	۰.۲۵۴۶۲۱	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۸
۰.۶۲۴۰۳	۰.۹۲	۰.۶۹	۰.۲۸۱	۰.۷۲	۰.۵۷	۰.۹۹	۰.۳۰۲۱۹۸	۰.۴۶۱۹۲۷	۱۹
۰.۳۹۳۰۳	۰.۷۲	۰.۱۹	۰.۲۸۱	۰.۲۲	۰.۲۹	۰.۳	۰.۳۱۲۶۴۱	۰.۴۶۱۹۲۷	۲۰
۰.۳۲۰۴۳	۰.۶۹	.	۰.۲۸۱	۰.۵۹	۰.۵۳	۰.۵۶	۰.۳۲۵۴۶۱	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۱
۰.۲۵۴۴۳	۰.۴۹	.	۰.۲۸۱	۰.۳۸	۰.۱۴	۰.۵۷	۰.۳۳۲۵۴۹	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۲
۰.۴۰۲۹۳	۰.۹۴	.	۰.۲۸۱	۰.۳۸	۰.۳۷	۰.۶۱	۰.۳۴۶۱۲۵	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۳
۰.۵۳۷۹	۰.۴۵	۰.۹۹	۰.۱۹	۰.۹۷	۰.۳	۰.۵۷	۰.۳۴۵۱۶۲	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۴
۰.۵۰۴۹	۰.۴۸	۰.۵۳	۰.۵۲	۰.۴۱	۰.۵۷	۰.۴۵	۰.۳۷۹۵۱۲	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۵
۰.۷۷۸۸	۰.۷۱	۰.۹۷	۰.۶۸	۰.۵۱	۰.۶۱	۰.۲۳	۰.۳۸۵۴۲۲	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۶
۰.۶۸۶۴	۰.۷۶	۰.۴۳	۰.۸۹	۰.۷۴	۰.۱۲	۰.۷۶	۰.۳۹۸۴۵۶	۰.۴۸۱۰۹۱	۲۷
۰.۳۰۳۶	۰.۱	۰.۴	۰.۴۲	۰.۴۸	۰.۳۲	۰.۴	۰.۴۱۲۰۲۵	۰.۵۰۰۲۵۵	۲۸
۰.۷۷۵۵	۰.۸۶	۰.۷۹	۰.۷	۰.۵۱	۰.۱۲	۰.۴۹	۰.۲۴۸۵۵۶	۰.۵۰۰۲۵۵	۲۹
۰.۴۰۲۶	۰.۶۴	۰.۴۵	۰.۱۳	۰.۸۶	۰.۹۲	۰.۱۴	۰.۲۶۴۱۵۸	۰.۵۰۰۲۵۵	۳۰
۰.۳۲۰۱	۰.۵	.	۰.۴۷	۰.۷	۰.۸۱	۰.۵۶	۰.۲۷۹۱۵۳	۰.۵۰۰۲۵۵	۳۱
۰.۳۶۹۶	۰.۱۵	۰.۱۸	۰.۷۹	۰.۶۸	۰.۴۹	۰.۶۸	۰.۲۸۹۵۴۶	۰.۵۰۰۲۵۵	۳۲
۰.۶۲۳۷	۰.۷۸	۰.۶۵	۰.۴۶	۰.۶۱	۰.۶۲	۰.۲	۰.۲۹۸۵۱۶	۰.۵۰۰۲۵۵	۳۳
۰.۴۶۸۶	۰.۵۵	۰.۲۲	۰.۶۵	۰.۵۳	۰.۵۷	۰.۱۵	۰.۳۱۲۵۸۷	۰.۵۰۰۲۵۵	۳۴
۰.۵۳۷۹	۰.۸۹	.	۰.۷۴	۰.۲۶	۰.۶۷	۰.۳۴	۰.۳۲۶۴۵۵	۰.۵۱۹۴۱۹	۳۵
۰.۴۵۸۷	۰.۷۹	.	۰.۶	۰.۳۶	۰.۷۸	۰.۳	۰.۳۳۲۵۴۷	۰.۵۱۹۴۱۹	۳۶
۰.۳۱۰۲	۰.۵۲	.	۰.۴۲	۰.۲۸	۰.۹۸	۰.۴۷	۰.۳۱۲۵۴۸	۰.۵۱۹۴۱۹	۳۷
۰.۵۵۱۱	۰.۸۳	۰.۱۱	۰.۷۳	۰.۸۱	۰.۲۸	۰.۲۵	۰.۳۶۴۵۱۳	۰.۵۱۹۴۱۹	۳۸
۰.۸۴۱۵	۰.۹۸	۰.۷۳	۰.۸۴	۰.۷۵	۰.۴۴	۰.۹۱	۰.۳۱۲۱۵۴	۰.۵۱۹۴۱۹	۳۹
۰.۵۳۷۹	۰.۶۹	۰.۵۵	۰.۳۹	۰.۸۲	۰.۸۲	۰.۳۶	۰.۴۲۳۰۴۵	۰.۵۱۹۴۱۹	۴۰
۰.۳۸۹۴	۰.۴۵	۰.۲۳	۰.۵	۰.۷۲	۰.۸۴	۰.۹	۰.۲۴۸۵۵۶	۰.۵۱۹۴۱۹	۴۱

سپس مدل فوق برای سایر DMJ ها حل شد و بهترین نتایج حاصل شده انتخاب گردید. این نتایج در جدول زیر ارائه شده است:

جدول ۴. نتایج ارزیابی شرکت‌های لجستیک با استفاده از مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و مارکوئیتز

کارایی	ریسک	بازدهی	DMJ
۰.۷۵	۰.۴۴	۰.۹۱	DMJ۱
۰.۶۸	۰.۳۶	۰.۸۱	DMJ۲
۰.۵۶	۰.۲۵	۰.۳۶	DMJ۳
۱	۰.۳۶	۰.۷۶	DMJ۴
۰.۴۴	۰.۴۱	۰.۳۶	DMJ۵
۰.۸۶	۰.۶۲	۰.۶۴	DMJ۶
۰.۳۶	۰.۲۶	۰.۲۳	DMJ۷
۰.۸۳	۰.۵۲	۰.۷۶	DMJ۸
۰.۷۶	۰.۶۲	۰.۷۵	DMJ۹
۰.۴۶	۰.۴۱	۰.۳۷	DMJ۱۰
۰.۶۸	۰.۶۲	۰.۵۱	DMJ۱۱
۰.۷۹	۰.۴۵	۰.۴۹	DMJ۱۲
۰.۶۷	۰.۳۳	۰.۴۶	DMJ۱۳
۰.۴۳	۰.۳۹	۰.۶۷	DMJ۱۴

DMU _{۱۵}	۰.۶۴	۰.۴۱	۰.۵۶
DMU _{۱۶}	۰.۸۲	۰.۳۸	۰.۴۹
DMU _{۱۷}	۰.۳۷	۰.۴۳	۰.۵۶
DMU _{۱۸}	۰.۴۵	۰.۴۹	۰.۶۴
DMU _{۱۹}	۰.۷۴	۰.۵۱	۰.۸۷
متوسط	۰.۵۸	۰.۴۳	۰.۶۵

نتایج حاصل از بکارگیری این رویکرد نشان داد که واحدهای اول و هفتم دارای بیشترین و کمترین میزان بازدهی؛ واحدهای ششم و یازدهم دارای بیشترین میزان ریسک و واحد سوم دارای حداقل ریسک بوده است. همچنین نتایج نشان داد که واحد چهارم با کارایی ۱ دارای بیشترین کارایی و واحد ۱۴ م با میزان کارایی ۴۳ درصد دارای کمترین میزان کارایی است. متوسط میزان کارایی محاسبه شده در این روش ۶۵ درصد؛ متوسط ریسک محاسبه شده ۴۳ درصد و بازدهی محاسبه شده ۵۸ درصد بوده است.

در ادامه برای ارزیابی اعتبار مدل برنامه‌ریزی خطی پیشنهادی، ابتدا با استفاده از نرم افزار متلب مدل برنامه‌ریزی خطی پیشنهادی، مدل تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای ارائه شده در مقاله کوک و همکاران (۲۰۱۰) و مدل برنامه‌ریزی خطی تخصیص با تابع هدف ماکزیمم برنامه‌نویسی گردید. سپس، مسائل کاربردی متعددی با داده‌ها و ابعاد مختلف، شبیه‌سازی و با استفاده از مدل پیشنهادی حل شد. سرانجام، تمام این مسائل، ابتدا با مدل تحلیل پوششی داده‌های شبکه‌ای کوک و همکاران (۲۰۱۰) و بعد با مدل برنامه‌ریزی خطی تخصیص با تابع هدف ماکزیمم حل گردید. حال برای بررسی اعتبار مدل پیشنهادی و مقایسه زمان محاسبات مدل پیشنهادی با مدل مرسوم (ترکیب مدل کوک و همکاران (۲۰۱۰) و مدل تخصیص)، نتایج حل برخی از این نوع مسائل کاربردی در جدول زیر آمده است.

جدول ۵. تحلیل حساسیت نتایج

ردیف	تعداد DMU	تعداد ورودی	تعداد متغیر میانی	تعداد خروجی	متوسط زمان حل مدل پیشنهادی	مدل	متوسط زمان حل مدل کوک و همکاران (۲۰۱۰)
۱	۱۹	۴	۳	۲	۰.۱۶۹	۴۰.۴۶	
۲	۱۹	۵	۴	۳	۰.۳۰۳	۷.۴۲۱	
۳	۲۰	۴	۳	۲	۰.۳۸۴	۹.۸۷۳	
۴	۲۰	۵	۴	۳	۰.۵۷۷	۱۱.۰۰۸	
۵	۲۴	۴	۳	۲	۰.۸۸۹	۱۲.۱۴۷	
۶	۲۴	۵	۴	۳	۱.۵۴	۱۳.۷۵۲	
۷	۲۸	۴	۳	۲	۲.۶۳	۱۵.۸۳۴	
۸	۲۸	۵	۴	۳	۴.۴۷	۱۷.۱۲۶	

مطابق با نتایج جدول فوق، اعتبار و صحت مدل پیشنهادی پژوهش تأیید می‌شود.

سناریوهای بررسی شده مطابق جدول ۶ هستند. لازم به ذکر است که W_1 ، W_2 و W_3 به ترتیب وزن توابع هدف بازدهی، ریسک و کارایی هستند. همانطور که جدول زیر برای واحد تصمیم اول نشان می‌دهد، بیشترین مقدار به دست آمده برای ارزش کل مربوط به حالتی است که تابع کارایی دارای وزن نسبی بیشتری است. بنابراین می‌توان نتیجه گرفت در صورتی که در این مدل وزن تابع هدف سوم بیشتر باشد میزان ارزش کل بیشتر می‌شود.

جدول ۶. تحلیل نتایج با تغییر وزن‌های توابع هدف

سناریو ۱	سناریو ۲	سناریو ۳	سناریو ۴	سناریو ۵	سناریو ۶	سناریو ۷
W_1	۰.۳۳۳	۰.۵	۰.۵	۰.۲	۰.۳	۰.۳
W_2	۰.۳۳۳	۰.۳	۰.۲	۰.۵	۰.۳	۰.۲
W_3	۰.۳۳۳	۰.۲	۰.۳	۰.۳	۰.۵	۰.۵
TVG	۰.۸۴۱	۰.۶۹۳	۰.۷۸۳	۰.۸۵۵	۰.۷۸۵	۰.۸۵۷

به منظور تحلیل بیشتر و شناسایی متغیرهای اثرگذار بر روی کارایی از تحلیل همبستگی پیرسون استفاده شد. بر این اساس متغیر سود دارای بیشترین همبستگی با کارایی است.

جدول ۷. همبستگی بین متغیرها و کارایی

متغیر	همبستگی	نتیجه
هزینه	۰,۵۲۱ (۰,۰۰۱)	همبستگی دارد.
سرمایه	۰,۶۴۲ (۰,۰۱۵)	همبستگی دارد.
سابقه همکاری	۰,۴۰۵ (۰,۰۴۱)	همبستگی دارد.
موجودی انبار	۰,۴۸۷ (۰,۰۰۰)	همبستگی دارد.
تحويل به موقع	۰,۵۳۲ (۰,۰۰۸)	همبستگی دارد.
سطح تکنولوژی	۰,۴۵۷ (۰,۰۳۲)	همبستگی دارد.
میزان سفارش	۰,۴۱۹ (۰,۰۰۴)	همبستگی دارد.
سود	۰,۶۶۷ (۰,۰۰۰)	همبستگی دارد.
اعتبار	۰,۵۷۳ (۰,۰۰۰)	همبستگی دارد.

همانطور که جدول فوق نشان می‌دهد متغیر سود با همبستگی ۰,۶۶۷ دارای بیشترین میزان همبستگی با کارایی واحدهای تصمیم‌گیری است. همچنین متغیر سرمایه نیز دومین مقدار بیشترین همبستگی را با کارایی دارد. کمترین میزان همبستگی مربوط به متغیر سابقه همکاری می‌باشد.

بحث و نتیجه‌گیری

در این تحقیق جهت ارزیابی عملکرد شرکت‌های لجستیک وزارت نفت، از رویکرد تحلیل پوششی داده‌های دو مرحله‌ای و همچنین رویکرد ترکیبی چندهدفه استفاده گردید. در ابتدا با بررسی ادبیات موضوع متغیرهای ورودی و خروجی انتخاب شدند. سپس با استفاده از رویکرد دو مرحله‌ای کوک و همکاران (۲۰۱۰) کارایی شرکت‌های منتخب مورد بررسی قرار گرفت. سپس مدل ترکیبی تحلیل پوششی داده‌ها و مدل مارکوویتز توسعه داده شد، و مجدداً شرکت‌ها ارزیابی شدند و نتایج این دو رویکرد با یکدیگر مقایسه شد. نتایج نشان داد که کارایی محاسبه شده با استفاده از رویکرد کوک و همکاران (۲۰۱۰) اندکی بیشتر است. در ادامه جهت تحلیل و بررسی اثر هر توابع هدف بر ارزش کل محاسبه شده، وزن هر یک از اهداف تحت سناریوهای مختلف تغییر داده شد تا بتوانیم تحلیل حساسیت بیشتری بر نتایج داشته باشیم. در این حالت با تغییر وزن توابع هدف ۷ سناریوی مختلف را در نظر گرفته و برای هر کدام مقادیر بهینه و TVG محاسبه می‌شوند. در انتها بر اساس نتایج حاصل پیشنهادات زیر ارائه می‌گردد:

- ✓ که وزارت نفت جهت انتخاب شرکت‌های لجستیک از این رویکرد استفاده نماید و شرکت‌هایی که دارای عملکرد بهتری هستند انتخاب نماید.
- ✓ با عنایت به همبستگی بالای میزان سود شرکت‌ها و کارایی توصیه می‌گردد که وزارت نفت جهت انتخاب شرکت‌های لجستیک با بررسی دقیق صورت‌های مالی آن‌ها نسبت به انتخاب این شرکت‌ها اقدام نماید.
- ✓ با عنایت به همبستگی بالای میزان سرمایه شرکت‌ها و کارایی توصیه می‌گردد که وزارت نفت جهت انتخاب شرکت‌های لجستیک با بررسی دقیق صورت‌های مالی آن‌ها شرکت‌هایی را انتخاب نماید که دارای سرمایه کافی جهت انجام پروژه‌های نفتی باشند.
- یکی از متغیرهای مهم در اندازه‌گیری کارایی شرکت‌ها، سطح تکنولوژی آن‌ها است. با توجه به اینکه تکنولوژی‌های پیشرفته می‌توانند خدمات لجستیک را با سرعت و دقت بیشتری انجام دهند، توصیه می‌گردد که شرکت‌هایی با سطح فناوری برتر انتخاب گردند. پیشنهاد می‌گردد در تحقیقات آتی از سایر روش‌های حل همچون روش‌های متاهوریستیک استفاده شود پیشنهاد می‌گردد که در تحقیقات آتی، مدل جهت شرایط عدم اطمینان از قبیل فازی، خاکستری و غیره توسعه داده شود.

تشکر و قدردانی

از تمامی کسانی که در طی مراحل این پژوهش به ما یاری رساندند تشکر و قدردانی می‌گردد.

مشارکت نویسندگان



در نگارش این مقاله تمامی نویسندگان نقش یکسانی ایفا کردند.

تعارض منافع

در انجام مطالعه حاضر، هیچ گونه تضاد منافی وجود ندارد.

حمایت مالی

این پژوهش حامی مالی نداشته است.

موازن اخلاقی

در انجام این پژوهش تمامی موازن و اصول اخلاقی رعایت گردیده است.

Extended Summary

Introduction

The logistics sector plays a vital supporting role in the oil industry, which remains one of the most economically strategic and politically sensitive sectors in Iran. The unique positioning of this industry in the national economy is further magnified due to recurring external challenges, including unilateral economic sanctions and heightened operational risks. These pressures have underscored the need for efficient and adaptive logistical services to sustain oil operations and protect macroeconomic stability. Consequently, the continuous and comprehensive evaluation of the performance of logistics service providers (LSPs) operating under the Ministry of Oil has become both an academic concern and a managerial imperative (Guchhait & Sarkar, 2024; Jahangiri & Shokouhyar, 2024).

In recent decades, researchers and policymakers have increasingly turned to quantitative, multi-criteria evaluation models for performance assessment. Among these, Data Envelopment Analysis (DEA) has emerged as a dominant tool for measuring operational efficiency, particularly in environments characterized by multiple inputs and outputs (Chen & Yan, 2011; Liu, 2011; Mehregan, 2012). DEA provides a non-parametric method of efficiency analysis that identifies best-performing decision-making units (DMUs) and benchmarks others against them. Building upon traditional DEA models, two-stage and network DEA approaches have been introduced to accommodate internal structures and sequential processing stages within organizations (Chang & Chung, 2012; Kao, 2009; Liu & Wang, 2009).

Meanwhile, the Markowitz Mean-Variance Portfolio Theory, originally developed in financial economics, has found a new application domain in operational research. It is particularly useful in contexts where decision-makers need to balance returns with risk exposure. Integrating the Markowitz model with DEA frameworks allows organizations not only to evaluate relative performance but also to optimize resource allocation under uncertainty (Estadi & Ebrahimi Sadrabadi, 2021; Faridi et al., 2022). The hybridization of DEA and the Markowitz approach has been proposed as a powerful mechanism for maximizing efficiency, minimizing operational risk, and achieving robust decision-making in volatile environments such as the logistics divisions of the oil industry.

Several empirical studies have advanced this integrated perspective. For example, Bajec and Tuljak-Suban (2019) proposed a combined AHP-SBM-DEA model to account for undesirable outputs in logistics service evaluations (Bajec & Tuljak-Suban, 2019). Other researchers have emphasized the importance of sustainability metrics, environmental performance, and stakeholder perspectives in evaluating supply chain performance (Jahangiri & Shokouhyar, 2024; Xia et al., 2023; Xu et al., 2023). Furthermore, advanced techniques such as fuzzy inference



systems, artificial neural networks, and DEMATEL-based models have contributed to more nuanced performance assessments under complex supply chain dynamics (Soori et al., 2023; Tavana et al., 2023; Wang et al., 2024).

In light of these developments, the present study aims to design and apply a performance evaluation model for the logistics service companies affiliated with the Ministry of Oil. By employing a two-stage network DEA combined with the Markowitz optimization model, this study evaluates the technical efficiency of logistics units while simultaneously addressing risk minimization and performance enhancement. This hybrid framework offers a data-driven foundation for decision-makers to optimize logistics operations in a high-stakes industrial setting.

Methods and Materials

This study adopted a descriptive-applied research design. The population consisted of logistics service companies affiliated with the Ministry of Oil. To develop the performance evaluation model, a two-phase methodology was followed.

In the first phase, performance indicators were identified through a comprehensive review of the relevant literature and consultations with logistics experts and academic professionals. This step ensured the inclusion of both input and output variables that reflect operational efficiency, resource utilization, service quality, and risk sensitivity.

In the second phase, performance data were collected for 18 logistics units over two consecutive years (2020 and 2021). The data were standardized and analyzed using a two-stage network DEA model. This model decomposed the production process into sequential stages, allowing for separate evaluations of primary logistics functions and support operations.

The output from the DEA model was then fed into a Markowitz optimization model. This model computed the optimal efficiency portfolio by maximizing weighted efficiency scores while minimizing associated risks across the evaluated units.

All calculations and simulations were carried out using specialized operational research software.

Findings

The two-stage network DEA analysis for the year 2020 revealed that the average efficiency in the first stage was 80%, while the second stage recorded an average of 74%. The overall efficiency across all units in 2020 stood at 60%. Units 4 and 6 were located on the efficiency frontier and exhibited the highest levels of technical efficiency. In contrast, Unit 18 demonstrated the lowest efficiency with an overall score of 28%.

In the following year, 2021, the average efficiency in the first stage slightly declined to 79%, while the second stage showed a notable improvement with an average efficiency of 85%. The overall technical efficiency for 2021 improved to 68%. Again, Units 4 and 8 reached the efficiency frontier, while Unit 12 recorded the lowest performance with an efficiency score of 50%.

The comparative results across the two years indicate a significant increase of 22% in overall efficiency from 2020 to 2021. This improvement highlights the responsiveness of logistics operations to performance optimization strategies.

The integration of DEA with the Markowitz model yielded a performance frontier that maximized returns while minimizing risk. The optimized portfolio suggested that the best-performing units should receive increased resource allocation, while underperforming units should be subject to performance improvement plans or strategic restructuring.

Discussion and Conclusion

The results of this study confirm the value of integrating DEA and the Markowitz model for comprehensive performance evaluation in complex logistics environments. By combining technical efficiency measurement with risk-sensitive optimization, the proposed model provides a powerful analytical tool for decision-makers in the oil sector.

The observed improvements in overall efficiency between 2020 and 2021 underscore the potential of systematic performance monitoring and adaptive management in enhancing logistics capabilities. The identification of best-practice units and the benchmarking of underperformers enable organizations to set realistic performance targets and allocate resources more effectively.

The hybrid framework developed in this study allows for a multi-dimensional view of performance, one that considers not only operational outcomes but also uncertainty and risk trade-offs. This approach is particularly relevant in sectors such as oil logistics, where volatility and resource constraints are inherent.



Moreover, the model can be extended to include environmental and sustainability metrics, enabling organizations to align with global supply chain standards. As industries move toward digitalization and intelligent decision-support systems, incorporating AI-based forecasting and dynamic risk assessment into this model may further enhance its applicability.

This study contributes to both academic research and practical policy by offering a robust model for logistics performance evaluation in strategic industrial sectors. It sets the stage for future research in hybrid decision-making models and supports the development of more resilient, efficient, and responsive logistics networks.

References

- Bajec, P., & Tuljak-Suban, D. (2019). An Integrated Analytic Hierarchy Process-Slack Based Measure-Data Envelopment Analysis Model for Evaluating the Efficiency of Logistics Service Providers Considering Undesirable Performance Criteria. *Sustainability*, 11(8), 2330. <https://doi.org/10.3390/su11082330>
- Chang, T. Y., & Chung, P. H. (2012). Two-stage performance model for evaluating the managerial efficiency of higher education: Application by the Taiwanese tourism and leisure department. *Journal of Hospitality, Leisure, Sport & Tourism Education*, 11, 168-177. <https://doi.org/10.1016/j.jhlste.2012.04.003>
- Chen, C., & Yan, H. (2011). Network DEA model for supply chain performance evaluation. *European Journal of Operational Research*, 213, 147-155. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.03.010>
- Estadi, B., & Ebrahimi Sadrabadi, H. Z. K. S. (2021). Presenting a model for optimal allocation of human resources to operational processes using the Markowitz model: A case study in the urology department of a specialized kidney center. *Scientific-Research Journal of Engineering and Quality Management*, 11(1), 77-87. https://www.pqprc.ir/article_136306.html
- Faridi, S., Madanchi Zaj, M., Daneshvar, A., Shahverdiani, S., & Rahnamai Roud Poshti, F. (2022). Portfolio Optimization Based on a Combined Omega Ratio and Markowitz Mean-Variance Model Using Two-Level Ensemble Machine Learning. *Financial Knowledge and Security Analysis (Financial Studies)*, 14(55), 33-54. <https://www.sid.ir/paper/1063401/en>
- Gan, W. H., Cheng, C. H., Zhong, R., & Li, X. K. (2019). Comprehensive Evaluation of the Efficiency of China's Highway Freight Transport Platform Based on AHP-DEA. In S. Springer (Ed.), *Proceeding of the 24th International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management 2018* (pp. 346-354). https://doi.org/10.1007/978-981-13-3402-3_37
- Guchhait, R., & Sarkar, B. (2024). A decision-making problem for product outsourcing with flexible production under a global supply chain management. *International Journal of Production Economics*, 272, 109230. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2024.109230>
- Gunasekaran, A., Patel, C., & McGaughey, R. E. (2004). A framework for supply chain performance measurement. *International Journal of Production Economics*, 87(3), 333-347. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2003.08.003>
- Ho, C. B. (2010). Measuring dot com efficiency using a combined DEA and GRA approach. *Journal of the Operational Research Society*, 62(4), 776-783. <https://doi.org/10.1057/jors.2010.3>
- Hong, S., & Kim, J. (2004). Architectural criteria for website evaluation - conceptual framework and empirical validation. *Behaviour & Information Technology*, 23(5), 337-357. <https://doi.org/10.1080/01449290410001712753>
- Hopp, W. J., & Spearman, M. L. (2004). To will or not to pull: what is the questioned? *Manufacturing & Service Operations Management*, 6(2), 133-148. <https://doi.org/10.1287/msom.1030.0028>
- Jahangiri, S., & Shokouhyar, S. (2024). An integrated FBWM-FCM-DEMATEL model to assess and manage the sustainability in the supply chain: A three-stage model based on the consumers' point of view. *Applied Soft Computing*, 157, 111281. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2024.111281>
- Ji, C. Y., Tan, Z. K., Chen, B. J., Zhou, D. C., & Qian, W. Y. (2024). The impact of environmental policies on renewable energy investment decisions in the power supply chain. *Energy Policy*, 186, 113987. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2024.113987>
- Kai, A. H., Chang, H. J., & Lin, C. Y. (2009). An evaluation model of buyer-supplier relationships in high-tech industry—the case of an electronic components manufacturer in Taiwan. *Computers & Industrial Engineering*, 57(4), 1417-1430. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2009.07.012>
- Kao, C. (2009). Efficiency decomposition in network data envelopment analysis: A relational model. *European Journal of Operational Research*, 192(3), 949-962. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.10.008>
- Liu, S. T. (2011). A note on efficiency decomposition in two-stage data envelopment analysis. *European Journal of Operational Research*, 212(3), 606-608. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2011.03.001>
- Liu, S. T., & Wang, R. T. (2009). Efficiency measures of PCB manufacturing firms using relational two-stage data envelopment analysis. *Expert Systems with Applications*, 36(3), 4935-4939. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.06.014>
- Lo Storto, C. (2013). Evaluating ecommerce websites cognitive efficiency: An integrative framework based on data envelopment analysis. *Applied Ergonomics*, 44(6), 1004-1014. <https://doi.org/10.1016/j.apergo.2013.03.031>
- Mehregan, M. (2012). *DEA: Quantitative Models to Assess Organizational Performance*. Academic Book Publishing. https://www.researchgate.net/publication/351821026_astfadh_az_rwykrd_trkyby_chndmrhlhay_thlyl_pwshshy_dadhha_DEA_w_kart_amtyazy_mt_wazn_BSC_bray_bhbwd_arzyaby_mlkrd
- Soori, M., Arezoo, B., & Dastres, R. (2023). Artificial neural networks in supply chain management, a review. *Journal of Economy and Technology*, 1, 179-196. <https://doi.org/10.1016/j.ject.2023.11.002>
- Tavana, M., Sorooshian, S., & Mina, H. (2023). An integrated group fuzzy inference and best-worst method for supplier selection in intelligent circular supply chains. *Annals of Operations Research*. <https://doi.org/10.1007/s10479-023-05680-0>
- Wang, W., Chen, Y., Wang, Y., Deveci, M., Cheng, S., & Brito-Parada, P. R. (2024). A decision support framework for humanitarian supply chain management – Analysing enablers of AI-HI integration using a complex spherical fuzzy DEMATEL-MARCOS method. *Technological Forecasting and Social Change*, 206, 123556. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123556>
- Xia, T., Wang, Y., Lv, L., Shen, L., & Cheng, T. C. E. (2023). Financing decisions of low-carbon supply chain under chain-to-chain competition. *International Journal of Production Research*, 61(18), 6153-6176. <https://doi.org/10.1080/00207543.2021.2023833>
- Xu, J., Meng, Q., Chen, Y., & Jia, Z. (2023). Dual-Channel Pricing Decisions for Product Recycling in Green Supply Chain Operations: Considering the Impact of Consumer Loss Aversion. *International journal of environmental research and public health*, 20(3), 1792. <https://doi.org/10.3390/ijerph20031792>

