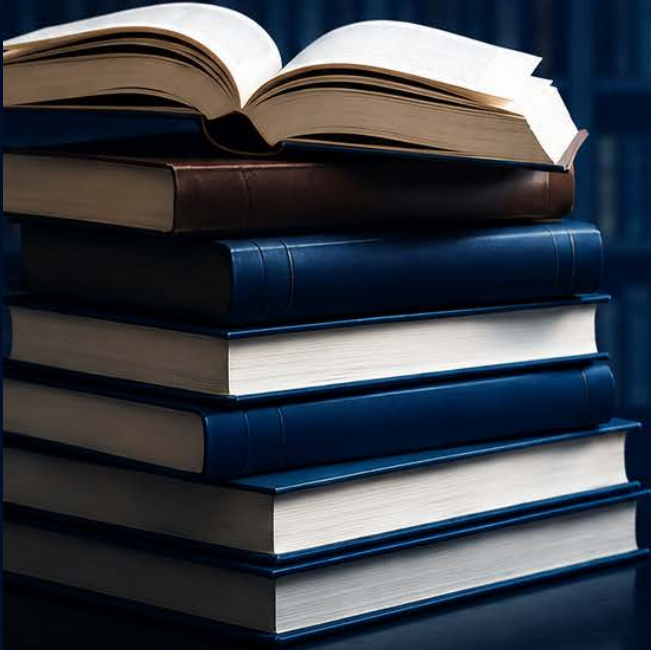


ÜRETİM YÖNETİMİ ALANINDA GÜNCEL KONULAR VE AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER

Editör: Doç.Dr. Hatice DOĞAN



yaz
yayınları

Üretim Yönetimi Alanında Güncel Konular ve Akademik Değerlendirmeler

Editör

Doç.Dr. Hatice DOĞAN

yaz
yayınları

2026

**Üretim Yönetimi Alanında Güncel
Konular ve Akademik Değerlendirmeler**

Editör: Doç.Dr. Hatice DOĞAN

© YAZ Yayınları

Bu kitabın her türlü yayın hakkı Yaz Yayınları'na aittir, tüm hakları saklıdır. Kitabın tamamı ya da bir kısmı 5846 sayılı Kanun'un hükümlerine göre, kitabı yayınlayan firmanın önceden izni alınmaksızın elektronik, mekanik, fotokopi ya da herhangi bir kayıt sistemiyle çoğaltılamaz, yayınlanamaz, depolanamaz.

E_ISBN 978-625-5450-66-1

Ekim 2026 – Afyonkarahisar

Dizgi/Mizanpaj: YAZ Yayınları

Kapak Tasarım: YAZ Yayınları

YAZ Yayınları. Yayıncı Sertifika No: 73086

M.İhtisas OSB Mah. 4A Cad. No:3/3
İscehisar/AFYONKARAHİSAR

www.yazyayinlari.com

yazyayinlari@gmail.com

İÇİNDEKİLER

Eco-Efficiency of Global Automotive Manufacturers: An Input-Oriented Dea Approach.....	1
<i>Emir SAĞ, Damla DURAK UŞAR</i>	
Türkiye'nin Petrol Ürünleri İthalatında Tedarikçi Ülke Yoğunlaşması: 2016–2025 Döneminde GTİP 271012 Üzerine Bir HHI Analizi.....	27
<i>Hakan ÖZKAN</i>	

"Bu kitapta yer alan bölümlerde kullanılan kaynakların, görüşlerin, bulguların, sonuçların, tablo, şekil, resim ve her türlü içeriğin sorumluluğu yazar veya yazarlarına ait olup ulusal ve uluslararası telif haklarına konu olabilecek mali ve hukuki sorumluluk da yazarlara aittir."

ECO-EFFICIENCY OF GLOBAL AUTOMOTIVE MANUFACTURERS: AN INPUT-ORIENTED DEA APPROACH¹

Emir SAĞ²

Damla DURAK UŞAR³

1. INTRODUCTION

Sustainability has increasingly gained attention in politics, business, and society, particularly regarding the reduction of greenhouse gas emissions and carbon footprints through energy efficiency. In response, manufacturing companies across various industries are implementing measures to reduce environmental impact while maintaining operational efficiency. This trend is particularly evident in sectors with high production volumes and revenues, such as the automotive industry, which aligns its strategies with the UN Sustainable Development Goals “Affordable and Clean Energy” (SDG 7) and “Responsible Consumption and Production” (SDG 12), and actively contributes to the global temperature targets outlined in the Paris Agreement.

According to the World Trade Organization (2023), automotive products account for approximately 10% of manufactured goods exports in 2022, which in turn constitute roughly 65% of global merchandise trade, emphasizing the

¹ This book chapter is derived from Emir Sağ’s bachelor’s thesis entitled “Bewertung der ökologischen Nachhaltigkeit von OEMs in der Automobilindustrie anhand der Datenhüllenanalyse.”

² Free University of Berlin, Department of Mathematics and Computer Science, Computer Science, Berlin, Germany, ORCID:0009-0005-1750-1260.

³ Corresponding author: Turkish-German University, Engineering Faculty, Industrial Engineering, İstanbul, Türkiye, ORCID: 0000-0001-8402-3856.

sector's significant role in the global economy. Amid substantial structural changes toward renewable fuels, evaluating environmental performance in this industry has become increasingly important. Yet such assessments remain challenging due to the diversity of operational and environmental factors and the reliance on sustainability ratings or expert assessments with varying methodologies and weighting schemes, which limits comparability (Ahi et al. 2018). Thus, a systematic and comparable approach is needed to assess how efficiently automotive manufacturers generate economic and operational value while limiting their environmental impacts.

This chapter addresses this gap by benchmarking the eco-efficiency of major automotive Original Equipment Manufacturers (OEMs) using Data Envelopment Analysis (DEA). In this context, eco-efficiency refers to an OEM's ability to minimize per-vehicle environmental inputs while maintaining its economic and operational outputs. DEA produces a relative eco-efficiency measure by jointly evaluating total waste generation, water consumption, greenhouse gas emissions (Scope 1 & 2), and energy intensity as environmental inputs, and total revenue and vehicle production as outputs. By deriving weights endogenously and accommodating variables measured in different units, DEA enables a unified comparison of OEMs. The environmental data were collected from sustainability reports prepared in accordance with Global Reporting Initiative (GRI) standards.

In addition, extensive sensitivity analyses are conducted following the DEA modeling to assess the robustness of the model. Internal validity checks determine the influence of each input and output variable on the efficiency score, while external validity checks compare the DEA modeling approach with sustainability ratings from other third-party organizations to evaluate its reliability. For internal validity, both correlation

coefficients and regression estimations between input/output variables and the efficiency score were examined. External validity was assessed by creating a Spearman correlation matrix between the DEA generated eco-efficiency scores and environmental ratings from third-party providers such as Sustainalytics, LSEG, and S&P.

By constructing a mathematically defined efficiency frontier, DEA provides objective, data-driven benchmarks and mathematically grounded recommendations for performance improvement (Zhou et al. 2018). This is done by analyzing the slack variables produced by the DEA model. These slack variables indicate how much a company would need to reduce certain inputs to be considered fully efficient. Based on this information, the study concludes with an interpretation and further recommendations to improve environmental performance among major automotive companies across different regions.

2. LITERATURE REVIEW & RESEARCH GAP

The application of DEA in the automotive sector has largely focused on operational and financial data. This is primarily because financial indicators are generally easier to quantify and more objective, allowing for consistent and fair comparisons (Wang et al., 2024; Peykani et al., 2022; Jiang et al., 2018; Choi et al., 2017). Most existing studies, for example, use total assets and number of employees as input variables and total revenue, total sales, or net profit as output variables to measure operational efficiency. Although some studies have included carbon dioxide emissions as an undesirable output (Otani & Yamada, 2019), or incorporated total energy consumption into their models (Du et al., 2018), and others have focused solely on the social dimension of sustainability assessments in automotive firms (Azadeh et al., 2017), to date, relatively few studies have

used directly reported environmental indicators from sustainability reports to compare the eco-efficiency of automotive OEMs using DEA. Instead, most studies rely on ESG scores, which combine environmental, social, and governance dimensions based on abstract criteria defined by third-party organizations (Stefanoni & Voltes-Dorta, 2021).

In addition to DEA applications within the automotive sector, studies from outside the industry have also been reviewed to identify exemplary modeling approaches. Cross-industry literature reveals not only different DEA model orientations but also varying operationalizations of input and output variables i) sustainability indicators such as energy consumption, water usage, environmental costs, and operational indicators like total assets and employee count as inputs; with emissions, environmental certificates, and financial performance indicators like return on investment as outputs (Wang et al., 2014; Aslam et al., 2021; Karimi et al., 2022); ii) operational and financial indicators as inputs and sustainability indicators as outputs (Belu, 2009; Durak Usar & Soytas, 2023); iii) operational indicators as inputs and both financial and sustainability performance as outputs (Jiang et al., 2021; Zhuang et al., 2023); iv) sustainability indicators as inputs and economic indicators as outputs (Egilmez et al., 2013). Based on the identified gap, this chapter assesses automotive OEMs' eco-efficiency using an input-oriented DEA model with environmental inputs and economic outputs, following Egilmez et al. (2013).

3. METHOD AND MATERIAL

3.1. Methodical Approach

In general, DEA refers to the construction of a non-parametric efficient production frontier using relevant decision-making units (DMUs), such that their efficiency can be evaluated

based on the most suitable performance and observations in the sample (Jiang et al., 2018). According to the programming logic of the input-oriented DEA multiplier model, the economic output variables are held constant while the input variables—defined as environmental indicators—are minimized (Charnes et al., 1978). In this way, the linear optimization problem for eco-efficiency calculation is solved to determine how much waste, water consumption, energy intensity, and greenhouse gas emissions can be reduced in production, while keeping total revenue and the total number of vehicles produced constant. These latter metrics are considered the economic outputs. Ultimately, these calculations yield an eco-efficiency score for each decision-making unit, ranging between 0 and 1. A score near 1 indicates a highly efficient company, whereas a score closer to 0 represents lower efficiency (Cooper, Seiford & Tone, 2007).

In this chapter, the environmental indicators are used as input variables in the DEA analysis and are grouped into four parameters: The indicators used in this model include: Total Waste Generated (TW), Water Consumption (WC), Energy Intensity (EI), Greenhouse Gas Emissions (GHG) as inputs, and Total Revenue (REV) and Number of Vehicles Produced (VP) as outputs. All these variables were calculated on a per-vehicle basis prior to the analysis to account for differences in company size. The input-oriented Data Envelopment Analysis approach is adopted based on the foundational work of Charnes, Cooper, and Rhodes (1978), which corresponds to the classical CCR model. Although the CCR model can be expressed in fractional multiplier form and subsequently linearized through the Charnes–Cooper transformation (Charnes & Cooper, 1962), this chapter directly applies its dual envelopment formulation, which is more suitable for interpreting input reductions and reference units (Cooper et al., 2011):

$$\theta^* = \min \theta$$

subject to

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot TW_j \leq \theta \cdot TW_o$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot WC_j \leq \theta \cdot WC_o$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot EI_j \leq \theta \cdot EI_o$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot GHG_j \leq \theta \cdot GHG_o$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot REV_j \geq REV_o$$

$$\sum_{j=1}^n \lambda_j \cdot VP_j \geq VP_o$$

$$\lambda_j \geq 0 \quad \text{for } j = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

In this formulation, θ represents the eco-efficiency score of the DMU under evaluation, while λ_j denotes the contribution of each peer DMU to the reference frontier. The model is solved separately for each DMU. A value of ($\theta^*=1$) indicates that the DMU lies on the efficiency frontier, whereas ($0<\theta^*<1$) indicates inefficiency. Accordingly, higher values indicate greater relative eco-efficiency, with scores bounded between zero and one.

According to Equation 1, Cooper, Seiford & Zhu (2011) also pointed out that some inefficient units are not completely efficient, since alternative optima in some solutions may be non-

zero. This problem is due to the existence of slack variables. For this reason, slack variables should generally be integrated into the modeling approach in order to account for the margin of error and to obtain a more precise calculation result. Considering this approach, the above formula was restructured to also incorporate slack variables.

$$\begin{aligned} & \max \sum_{i=1}^m s_i^- + \sum_{r=1}^s s_r^+ \\ & \text{subject to} \\ & \sum_{j=1}^n x_{ij} \lambda_j + s_i^- = \theta^* x_{i0} \quad i = 1, 2, \dots, m; \\ & \sum_{j=1}^n y_{rj} \lambda_j - s_r^+ = y_{r0} \quad r = 1, 2, \dots, s; \\ & \lambda_j, s_i^-, s_r^+ \geq 0 \quad \forall i, j, r \end{aligned} \quad (2)$$

The aim of this newly restructured formula is to maximize the sum of the slack values of both input and output variables in order to determine the residual values for assessing overall eco-inefficiency, particularly when θ^* in the radial measurement is not sufficient, which is considered the eco-efficiency score. In the study by Egilmez et al. (2013), this method is utilized as a performance improvement proposal for each unit. That is, following DEA modeling and benchmarking, the question for each decision-making unit is answered: which company can achieve an efficiency score of 1, and by reducing how much of which input.

Finally, this objective function is derived, which determines the target values of the input and output variables for each decision-making unit. The values x_i^{target} and y_r^{target} indicate how much the respective decision-making unit should

have in the given input or output criterion in order to achieve full efficiency.

for the Input Target Value: $x_i^{\text{target}} = \theta^* x_{io} - s_i^-$

for the Output Target Value: $y_i^{\text{erzielt}} = \theta^* y_{ro} + s_i^+$ (3)

x_{io}, y_{ro} = actual input and output values

θ^* = the corresponding eco-efficiency score of the decision-making unit

s_i^-, s_i^+ = slack variables

After determining the values resulting from the consideration of slack variables, the next step following the previous operations is to present the calculation of the change rates for each input variable. For this purpose, the difference between the actual and target value of each input variable is related to the actual value and expressed as a percentage change. The calculation of the percentage reduction rate of an input variable compared to its target value is carried out as follows (Egilmez et al., 2013):

$$\Delta_{ij}^{\%} = \left(\frac{x_{ij} - x_{ij}^{\text{target}}}{x_{ij}} \right) \cdot 100 \quad (4)$$

x_{ij} = actual value of input i for DMU_j

x_{ij}^{target} = calculated target value of input i for DMU_j

$\Delta_{ij}^{\%}$ = percentage change rate, expressed as the reduction in %

In connection with all these mathematical operations, the study is not only concerned with analyzing the eco-efficiency of OEM companies in the automotive industry, but also with determining what types of measures should be taken in the future.

3.2. Material

The sample was drawn from automotive companies classified under SIC Code 371, with the analysis restricted to manufacturers of passenger cars and light commercial vehicles. The World Benchmarking Alliance's list of 30 automotive companies was used as the initial sample. Of these, 23 companies reported the environmental indicators required for the analysis—Total Waste Generated, Water Consumption, Greenhouse Gas Emissions, and Energy Intensity—for the reference year 2023. The companies were grouped into four regions: Europe and Central Asia, East Asia and Pacific, North America, and South Asia.

Environmental data were primarily collected from corporate sustainability reports and supplemented, where necessary, with climate and water-related reports and information published on official company websites. The data were standardized in accordance with GRI reporting principles and normalized per vehicle to improve comparability across companies of different production scales. Economic indicators were obtained from annual reports and cross-checked against CompaniesMarketCap and StockAnalysis. Financial values reported in local currencies were converted into billions of US dollars using the applicable 2023 exchange rates. When production figures were unavailable, vehicle sales were used as a proxy. In general, no significant discrepancies between production and sales figures were observed that could compromise the DEA modeling.

According to the descriptive statistics in Table 1, there are generally large differences between the environmental indicators of the selected companies, with very high standard deviations. Regarding greenhouse gas emissions and energy, there are no significant deviations in the data, whereas the variations in waste

generation and water consumption are very high, indicating differences in production processes and resource utilization among the companies. The average total revenue of the companies is approximately 105.59 billion USD, while the total number of vehicles produced averages 3.20 million. In summary, these descriptive statistics show that there are substantial differences in both environmental and economic performance values among the examined companies, and that the DEA analysis can provide meaningful results when these differences are considered.

Table 1. Descriptive Statistics of the Input and Output Variables of the Selected OEM Companies for DEA Modeling

Variables	GRI Standard	Role	Base Unit	N	Min	Mean	Max	Standard Deviation
Total Waste Generation	GRI 306-3	Input	kg / vehicle	23	25.00	189.45	502.83	126.91
Water Consumption	GRI 303-5	Input	m ³ / vehicle	23	0.22	8.52	119.39	24.65
GHG Emissions	GRI 305-1 / -2 / -4	Input	t CO _{2e} / vehicle	23	0.11	0.60	4.05	0.77
Energy Intensity	GRI 302-3	Input	MWh / vehicle	23	0.35	2.01	5.45	1.09
Total Revenue	–	Output	billion USD	23	13.99	105.59	349.94	93.79
Number of Vehicles Produced	–	Output	Vehicles (x1,000,000)	23	0.55	3.20	8.90	2.35

4. DEA-BASED ECO-EFFICIENCY RESULTS

4.1. Eco-Efficiency Results

This section focuses on the execution of the DEA modeling and the subsequent interpretation of the results. The calculations for this methodology were performed using the formulations of the “deaR” package in R-Studio, and the correctness and consistency of the analysis were repeatedly verified both for the mathematical formulations explained in the previous sections of the study using Python yielding the same results. As shown in Table 2, the eco-efficiency scores of the examined automotive corporations are available. In conjunction

with the obtained results, the DEA modeling measures the automotive OEMs' eco-efficiency based on environmental inputs and economic outputs by generating an indicator on a scale from 0 to 1.

Table 2. Overview of DEA-Based Eco-Efficiency Scores of OEM Companies in the Automotive Industry (2023)

OEM	DEA-Based Eco-Efficiency Score	OEM	DEA-Based Eco-Efficiency Score
Volkswagen AG	1.00	Hyundai	0.52
Toyota Motor Corporation	1.00	Nissan Motor	0.51
BMW-Group	0.98	Tesla	0.42
Mercedes-Benz Group	0.96	Geely Holding	0.36
Stellantis	0.89	Honda Motor	0.33
General Motors	0.82	Great Wall Motor Company	0.24
Mahindra & Mahindra	0.72	Dongfeng Motor Group	0.23
Suzuki Motor	0.72	Mitsubishi	0.19
Chery	0.68	BYD Company	0.13
Kia	0.65	Subaru	0.13
Tata Motors	0.55	Mazda Motor Corporation	0.12
Ford Motor Company	0.53		

4.2. Verification of the Internal Validity of the Eco-Efficiency Measure

Following the comparison of the companies' performance, the next step involves verifying the internal validity of the input and output variables and the calculated eco-efficiency scores. First, internal validity was assessed using Pearson correlation coefficients to examine the direction and strength of the linear relationships among the DEA-based eco-efficiency scores and the input and output variables (Pearson & Lee, 1897). Table 3 presents the Pearson correlation coefficients between the eco-efficiency scores and the input as well as output variables. The results indicate that, as expected, the environmental indicators generally correlate negatively with the eco-efficiency

score, with greenhouse gas emissions and energy intensity having the greatest impact on eco-efficiency. Additionally, there is multicollinearity between the energy intensity of the variables and greenhouse gas emissions in terms of environmental indicators, which means that these variables exhibit a similarly strong behavior with respect to the eco-efficiency score. Additionally, the output variables simultaneously correlate positively, ensuring the consistency of the analysis.

Table 3. Pearson Correlation Matrix of Eco-Efficiency Scores and Input and Output Variables

	DEA-Based Eco- Efficiency Score	TW	WC	GHG	EI	REV	VP
TW	-0.147 (0.505)						
WC	-0.317 (0.141)	0.322 (0.134)					
GHG	-0.483* (0.020)	0.323 (0.133)	0.149 (0.498)				
EI	-0.382 (0.072)	0.298 (0.167)	-0.041 (0.852)	0.783*** (<0.001)			
REV	0.558** (0.006)	0.170 (0.439)	-0.397 (0.061)	0.291 (0.178)	0.434* (0.039)		
VP	0.524* (0.010)	0.005 (0.982)	-0.358 (0.093)	0.384 (0.070)	0.375 (0.078)	0.788*** (<0.001)	
p-values are reported in parentheses. ***, **, and * indicate statistical significance at the 1%, 5% and 10% level, respectively.							

Following the correlation analysis, the next internal validity check was to perform a regression-based sensitivity analysis, which examines the influence of individual input and output variables on the eco-efficiency assessment using OLS regression (Zhuang et al., 2023). A logarithmic transformation of all dependent and independent variables was performed prior to the OLS regression estimation to eliminate the risk of outliers and obtain more consistent results. This allows the regression residuals to conform to the Gaussian distribution, and the model ultimately achieves a higher R^2 -Value (Wooldridge, 2016). The log-linear OLS regression model is as follows:

$$\ln(\widehat{Eff}_i) = \beta_0 + \beta_1 \ln(TW_i) + \beta_2 \ln(WC_i) + \beta_3 \ln(EI_i) + \beta_4 \ln(GHG_i) + \beta_5 \ln(REV_i) + \beta_6 \ln(VP_i) + \varepsilon_i \quad (5)$$

$\ln(\widehat{Eff}_i)$ = logarithm of the DEA-based eco-efficiency score for observation i ,

β_0 = Intercept,

β_k = estimated regression coefficients,

$\ln(x_{1i}), \dots, \ln(x_{ik})$ = log-transformed independent input and output variables,

ε_i = error term

As shown in Table 4, all four input variables and the output variables were considered to examine their influence on the DEA-based eco-efficiency score using the OLS regression method. The results indicate that the environmental indicators, namely greenhouse gas emissions and energy intensity, show high significance among the input variables. On the other hand, it is also evident that the selection of output variables has a stronger influence on the calculation of the DEA-based eco-efficiency score. The coefficient of determination ($R^2 = 0.9335$) confirms that the observed dataset in this chapter provides a meaningful basis.

Table 4. OLS Regression Results and Significance Analysis

Variable	OLS Regression Coefficients
Total Waste Volume	0.0032 (0.0649)
Water Consumption	0.0830 (0.0439)
Greenhouse Gas Emissions (Scope 1 & 2)	−0.630*** (0.124)
Energy Intensity	−0.369*** (0.130)
Total Revenue	0.376*** (0.112)
Total Number of Vehicles Produced	0.489*** (0.086)
R-squared	0.9335
Adjusted R-squared	0.9086
Standard errors are reported in parentheses. ***, **, and * indicate statistical significance at the 1%, 5% and 10% level, respectively.	

4.3. Verification of the External Validity of the Eco-Efficiency Measure

In this section, the Spearman rank correlation method (Spearman, 1904) is used to evaluate the validity of the modeling with respect to external aspects, meaning that the accuracy of the analysis can be demonstrated. Furthermore, the environmental assessment results from third-party organizations, such as Sustainalytics, S&P, and LSEG, are considered and examined within the framework of external validation to determine the extent to which they align with the analysis conducted in this chapter. The so-called nonparametric model is used to measure the degree of monotonic association between two ordinaly scaled variables. In this context, it is examined whether the eco-efficiency scores are systematically associated with the Sustainalytics environmental score, or the LSEG and S&P environmental scores.

Table 5 presents the Spearman rank correlations between the DEA-based eco-efficiency scores and the environmental ratings provided by third-party organizations. The results indicate moderate correlations in the expected directions. Eco-efficiency is positively correlated with the environmental scores of S&P and

LSEG, and negatively correlated with the Sustainalytics ESG Risk Rating. The negative association with Sustainalytics is consistent with the inverse interpretation of its risk rating, where higher scores indicate greater ESG risk. Overall, these findings provide external support for the DEA-based eco-efficiency measure, although the results should be interpreted cautiously given the moderate correlations and relatively small sample sizes.

It is surprising that the Spearman correlation efficiencies among third-party organizations themselves are even weaker, which supports our assertion that the evaluation criteria of different organizations and research institutions vary, as they are based on different abstract criteria. In particular, when examining the correlations between third-party organizations, our model shows a stronger correlation in the correct direction with the mathematical target optimization method we applied, which is presented in a more realistic and consistent manner.

Table 5. Results of the Spearman Rank Correlationsa

	DEA-Based Eco-Efficiency Score	Sustainalytics ESG Risk Rating	S&P	LSEG
DEA-Based Eco-Efficiency Score	1.000			
Sustainalytics ESG Risk Rating	−0.392* (0.079)	1.000		
S&P	0.481** (0.023)	−0.210 (0.350)	1.000	
LSEG	0.403* (0.063)	−0.190 (0.418)	0.100 (0.667)	1.000

5. RECOMMENDATIONS FOR OEM COMPANIES

We observe that the European automotive manufacturers selected in our study, such as Volkswagen AG, BMW Group, Mercedes-Benz Group, and Stellantis, stand out as the most eco-efficient in the results. Including Toyota Motor Corporation,

these top five companies are identified as the most eco-efficient according to our analysis results. However, when examining the eco-efficiency scores further down the list, it becomes apparent that most companies from East Asia & Pacific, with the exception of Toyota Motor Corporation, exhibit eco-efficiency levels far below expectations. The company BYD, which has particularly increased its vehicle output in the European market, is one of the least eco-efficient companies with a score of 0.13. During data collection for this company, it was noted that its water consumption and waste generation were well above average compared to other companies. Therefore, the low eco-efficiency score is understandable. Particularly surprising is that Chery, which has only recently entered the market, shows an average eco-efficiency score of 0.62 in 2023. Notably, Tesla's eco-efficiency score (0.42), despite being recognized and renowned in the autonomous electric vehicle market, is not only far below the European market but also below the companies in the South Asian market, as well as below companies such as Chery and Toyota.

Furthermore, performance improvement recommendations for each individual automotive manufacturer were developed. Based on this analysis, the reduction of each input variable related to environmental indicators was calculated for every OEM company, determining which company should reduce how much in each environmental category. According to the target value results, the average reduction rate in the automotive industry is highest for water consumption at 82%, regardless of the impact of the input variables on the eco-efficiency score, while energy intensity and waste generation generally show a similar reduction rate of approximately 54%. In general, it is noteworthy that most companies should reduce their water consumption by at least 80%. Additionally, Volkswagen

and Toyota Motor Corporation are already fully eco-efficient, so no reductions are expected from them.

Looking at the companies in Table 6, it is particularly noticeable that companies in East Asia & Pacific generally exhibit a reduction rate of over 60%. Especially when considering the results for BYD Company, which, as the least eco-efficient company, needs to save an average of 90% of each input variable to become fully eco-efficient. On the other hand, companies such as Chery, Great Wall Motor Company, Mitsubishi, Suzuki Motor, and Subaru should reduce their water usage by at least 90%. Among companies in the North American region, Tesla and Ford Motor Company should also reduce their energy intensity by 60%. In contrast, the situation in Europe appears somewhat more optimistic. For instance, Stellantis is expected to achieve an average reduction of 10–30% for all inputs except water consumption. However, it is assumed that the BMW Group should make further efforts to reduce its energy intensity by 50%. The same improvement scenario applies to Mercedes-Benz Group, with a reduction in energy intensity of approximately 70%. Finally, the South Asian companies Tata Motors and Mahindra & Mahindra should focus not only on reducing water consumption but also on lowering waste generation. Tata Motors should reduce waste by 70%, and Mahindra & Mahindra by more than 50%.

Table 6. Percentage Reduction Rates of Input Variables for Each OEM Company

OEM	Total Waste Generation (%)	Water Consumption (%)	Greenhouse Gas Emissions (Scope 1 & 2) (%)	Energy Intensity (%)
BMW-Group	63.81	84.52	2.30	51.24
BYD Company	86.75	99.26	95.05	86.75
Chery	54.55	99.88	55.62	32.13
Dongfeng Motor Group	77.36	97.61	84.12	77.30
Ford Motor Company	47.31	90.94	47.31	61.26
Geely Holding	63.74	96.65	63.74	66.75
General Motors	18.21	38.11	18.21	33.09
Great Wall Motor Company	76.15	99.40	76.15	84.72
Honda Motor	67.08	91.54	70.58	67.08
Hyundai	47.94	87.97	48.03	47.94
Kia	34.74	72.73	49.12	34.74
Mahindra & Mahindra	55.31	92.80	31.39	27.72
Mazda Motor Corporation	88.50	93.64	88.70	88.50
Mercedes-Benz Group	67.22	91.99	3.51	68.17
Mitsubishi	80.60	95.03	80.6	87.88
Nissan Motor	49.16	93.60	52.35	49.16
Stellantis	11.00	81.67	11.00	29.10
Subaru	87.42	98.76	87.42	93.07
Suzuki Motor	28.27	90.58	28.27	31.91
Tata Motors	71.43	97.03	60.73	45.46
Tesla	64.32	92.40	57.52	60.58
Toyota Motor Corporation	0	0	0	0
Volkswagen AG	0	0	0	0
Average Reduction (%)	53.95	82.00	48.34	53.24

Based on the results of the analysis, we can conclude that the differences in DEA-based eco-efficiency scores between regions can be attributed to the regulation of legal requirements in comparison to environmental policies. These so-called

reductions are therefore not solely the result of internal company strategies but can also be influenced by geographic and legal frameworks as well as the environmentally friendly regulatory approaches adopted by states. Stricter environmental standards and statutory sustainability guidelines promote environmentally conscious behavior and positively impact companies' performance improvement. This demonstrates how legal requirements can support the implementation of sustainable measures and the reduction of environmental burdens.

The environmental mitigation measures in Europe are very strict across all sectors, requiring each OEM to pay greater attention to emissions to achieve targeted sustainability goals and advance global cooling efforts. As a result, the eco-efficiency scores of European companies are generally higher compared to those of companies in other regions. Therefore, the regulatory approach applied in the European region should also be implemented in other regions, so that companies with lower eco-efficiency scores can achieve sustainability targets. In particular, companies in the East Asia & Pacific region, which are beginning to open up to global markets, could attain high eco-efficiency scores similar to Toyota Motor Corporation by considering investments in more environmentally friendly technologies and processes, provided they comply with specific environmental legislation standards.

6. CONCLUSION

In conclusion, this chapter assessed the eco-efficiency of each OEM in the automotive industry using a Data Envelopment Analysis (DEA) modeling approach, which relies solely on mathematical linear optimization procedures to objectively evaluate their eco-efficiency, without subjective aggregations or weightings. Furthermore, a DEA model for automotive

companies was developed, in which input variables are minimized relative to fixed output variables. The input variables in the DEA modeling consisted of environmental indicators per vehicle produced, while the output variables included economic indicators such as the company's total revenue and total number of vehicles produced, allowing for consideration of companies of all sizes. As a result, companies are ranked according to their ability to reduce their environmental footprint without compromising revenue or operational performance.

After selecting the modeling approach, all published sustainability reports of the automotive manufacturers from the “World Benchmarking Alliance” dataset, as well as their supplementary documents and business reports, were first analyzed to identify the environmental indicators for the year 2023 in specific units. These environmental indicators were further processed according to the established GRI standards and guidelines. Additionally, the economic indicators were collected from current financial data platforms such as CompaniesMarketCap and StockAnalysis. After data collection, an input-oriented DEA analysis was conducted, and the eco-efficiency score of each OEM in the automotive industry was determined. Following the analysis, internal and external validity checks were performed to verify the consistency and stability of the DEA modeling, as well as to analyze the impact of each input and output variable on the eco-efficiency score and on each other, to propose improved performance enhancement suggestions for each company based on their respective regions.

For each firm, the required reduction levels to reach the eco-efficiency frontier were identified. However, if there is to be continuous improvement in the eco-efficiency of the automobile sector, the industry as a whole must push the eco-efficiency frontier forward. Thus, the pioneer firms play a crucial role by developing and implementing innovative strategies to advance

environmental sustainability. Regarding the regulatory approach to environmental protection measures, it was emphasized that other regions should also introduce stricter environmental regulations similar to those in Europe. Notably, the East Asian company Chery – despite having only recently entered the European market – demonstrates a remarkably strong eco-efficiency compared to other manufacturers in the region. This highlights that other East Asian companies could similarly benefit from such strategies and achieve their sustainability targets more effectively through more efficient production approaches.

REFERENCES

- Ahi, P., Searcy, C., & Jaber, M. Y. (2018). A probabilistic weighting model for setting priorities in assessing sustainability performance. *Sustainable Production and Consumption*, 13, 80–92. <https://doi.org/10.1016/j.spc.2017.07.007>
- Aslam, S., Elmagrhi, M. H., Rehman, R. U., & Ntim, C. G. (2021). Environmental management practices and financial performance using data envelopment analysis in Japan: The mediating role of environmental performance. *Business Strategy and the Environment*, 30(4), 1655–1673. <https://doi.org/10.1002/bse.2700>
- Azadeh, A., Nasirian, B., Salehi, V., & Kouzehchi, H. (2017). Integration of PCA and DEA for identifying and improving the impact of Six Sigma implementation on job characteristics in an automotive industry. *Quality Engineering*, 29(2), 273–290. <https://doi.org/10.1080/08982112.2016.1182633>
- Belu, C. (2009). Ranking corporations based on sustainable and socially responsible practices: A data envelopment analysis (DEA) approach. *Sustainable Development*, 17(4), 257–268. <https://doi.org/10.1002/sd.390>
- Charnes, A., & Cooper, W. W. (1962). Programming with linear fractional functionals. *Naval Research Logistics Quarterly*, 9(3–4), 181–186. <https://doi.org/10.1002/nav.3800090303>
- Charnes, A., Cooper, W. W., & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision-making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429–444. [https://doi.org/10.1016/0377-2217\(78\)90138-8](https://doi.org/10.1016/0377-2217(78)90138-8)

- Choi, K., Kim, C., & Kim, H. J. (2017). Multi-period efficiency and productivity changes in global automobile: A VRS–VRM and SML productivity index approach. *Expert Systems with Applications*, 79, 1–13. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2017.05.022>
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Tone, K. (2007). *Data envelopment analysis: A comprehensive text with models, applications, references and DEA-solver software* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-45283-8>
- Cooper, W. W., Seiford, L. M., & Zhu, J. (2011). Data envelopment analysis: History, models, and interpretations. In W. W. Cooper, L. M. Seiford, & J. Zhu (Eds.), *Data envelopment analysis* (pp. 1–39). Springer. https://doi.org/10.1007/978-1-4419-6151-8_1
- Du, J., Chen, Y., & Huang, Y. (2018). A modified Malmquist-Luenberger productivity index: Assessing environmental productivity performance in China. *European Journal of Operational Research*, 269(1), 171–187. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.01.006>
- Durak Uşar, D., & Soytaş, M. A. (2023). Sustainability outcomes in multi-tier supply chains: An empirical study of Turkish manufacturing firms. *International Journal of Production Research*, 61(14), 4625–4656. <https://doi.org/10.1080/00207543.2022.2088425>
- Egilmez, G., Kucukvar, M., & Tatari, O. (2013). Sustainability assessment of U.S. manufacturing sectors: An economic input–output-based frontier approach. *Journal of Cleaner Production*, 53, 91–102. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.03.037>

- Jiang, H., Han, L., Ding, Y., & He, Y. (2018). Operating efficiency evaluation of China listed automotive firms: 2012–2016. *Sustainability*, 10(1), 184. <https://doi.org/10.3390/su10010184>
- Jiang, T., Ji, P., Shi, Y., Ye, Z., & Jin, Q. (2021). Efficiency assessment of green technology innovation of renewable energy enterprises in China: A dynamic data envelopment analysis considering undesirable output. *Clean Technologies & Environmental Policy*, 23(5), 1509–1519. <https://doi.org/10.1007/s10098-021-02044-9>
- Karimi, B., Azadi, M., Saen, R. F., & Wamba, S. F. (2022). Theory of binary-valued data envelopment analysis: An application in assessing the sustainability of suppliers. *Industrial Management & Data Systems*, 122(3), 682–701. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2021-0555>
- Otani, S., & Yamada, S. (2019). An analysis of automobile companies' intensity targets for CO₂ reduction: Implications for managing performance related to carbon dioxide emissions. *Total Quality Management & Business Excellence*, 30(3–4), 335–354. <https://doi.org/10.1080/14783363.2017.1304818>
- Pearson, K., & Lee, A. (1897). Mathematical contributions to the theory of evolution: On telegony in man, &c. *Journal of the Royal Statistical Society*, 60(2), 440–449. <http://www.jstor.org/stable/2979805>
- Peykani, P., Gheidar-Kheljani, J., Saen, R. F., & Mohammadi, E. (2022). Generalized robust window data envelopment analysis approach for dynamic performance measurement under uncertain panel data. *Operational Research*, 22(5), 2345–2363. <https://doi.org/10.1007/s12351-022-00729-7>

- Spearman, C. (1904). The proof and measurement of association between two things. *The American Journal of Psychology*, 15(1), 72–101.
<https://doi.org/10.2307/1412159>
- Stefanoni, S., & Voltes-Dorta, A. (2021). Technical efficiency of car manufacturers under environmental and sustainability pressures: A data envelopment analysis approach. *Journal of Cleaner Production*, 311, 127589.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2021.127589>
- Wang, D., Li, S., & Sueyoshi, T. (2014). DEA environmental assessment on U.S. industrial sectors: Investment for improvement in operational and environmental performance to attain corporate sustainability. *Energy Economics*, 45, 254–267.
<https://doi.org/10.1016/j.eneco.2014.07.009>
- Wang, C.-N., Nhieu, N. L., & Nguyen, T. T. (2024). Strategic assessment of sustainable production in the international automobile sector using efficiency analysis and decision-making models. *Journal of Cleaner Production*, 142173.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2024.142173>
- Wooldridge, J. M. (2016). *Introductory econometrics: A modern approach* (6th ed.). Cengage Learning.
- World Benchmarking Alliance. (2024, December 4). 2024 automotive and transportation manufacturers benchmark.
<https://www.worldbenchmarkingalliance.org/research/2024-automotive-and-transportation-manufacturers-benchmark/>
- World Trade Organization. (2023). *World trade statistical review 2023*, p. 13-14.
https://www.wto.org/english/res_e/publications_e/wtsr_2023_e.htm

- Zhou, H., Yang, Y., Chen, Y., & Zhu, J. (2018). Data envelopment analysis application in sustainability: The origins, development and future directions. *European Journal of Operational Research*, 264(1), 1–16. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2017.06.023>
- Zhuang, Y., Denizel, M., & Montabon, F. (2023). Examining firms' sustainability frontier: Efficiency in reaching the triple bottom line. *Sustainability*, 15(18), 8871. <https://doi.org/10.3390/su15118871>

TÜRKİYE'NİN PETROL ÜRÜNLERİ İTHALATINDA TEDARİKÇİ ÜLKE YOĞUNLAŞMASI: 2016–2025 DÖNEMİNDE GTİP 271012 ÜZERİNE BİR HHI ANALİZİ

Hakan ÖZKAN¹

1. GİRİŞ

Enerji, ekonomik ve endüstriyel faaliyetlerin sürdürülebilirliği açısından stratejik bir girdidir. Enerji arz güvenliği; kaynakların yeterliliğinin yanı sıra tedarik sürekliliği, dışa bağımlılık ve tedarikçi çeşitliliği ile de ilişkilidir (IEA, 2014; Kim vd, 2024). Özellikle enerji ithalatının sınırlı sayıdaki tedarikçi ülkede yoğunlaşması, dış tedarik kaynaklarına bağımlılığı ve arz risklerini artırabilmektedir. Bu nedenle tedarikçi ülke yoğunlaşmasının ölçülmesi enerji arz güvenliğinin değerlendirilmesinde önem taşımaktadır.

Petrol ürünleri ulaştırma, sanayi ve lojistik faaliyetlerinde yaygın olarak kullanılmakta ve enerji arz güvenliği açısından önemli bir yer tutmaktadır. Türkiye'nin enerji tedarikinde dış kaynaklara önemli ölçüde bağımlı olması, petrol ürünlerinin tedarikçi ülke yapısının incelenmesini gerekli kılmaktadır (IEA, 2021). Bununla birlikte, toplam petrol ithalatına ilişkin göstergeler belirli ürün gruplarındaki tedarikçi yoğunlaşmasını yeterince ortaya koymayabilir. Bu nedenle ürün bazlı analizler daha ayrıntılı bir değerlendirme sağlayabilir.

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Süleyman Demirel Üniversitesi, İİBF, Uluslararası Ticaret ve Lojistik Bölümü, Isparta, ORCID: 0000-0001-7948-8333.

Bu çalışmada Türkiye'nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünü ithalatında tedarikçi ülke yoğunlaşması 2016–2025 dönemi için incelenmektedir. Tedarikçi yoğunlaşmasını ölçmek amacıyla Herfindahl-Hirschman Endeksi (HHI) kullanılmakta; analiz hem ithalat miktarı hem de ithalat değeri üzerinden gerçekleştirilmektedir. HHI'nin yüksek olması ithalatın daha sınırlı sayıdaki tedarikçide yoğunlaştığını, düşük olması ise daha dağınık bir tedarik yapısını göstermektedir (DOJ, 2024; IMF, 2025).

Çalışmanın temel amacı, Türkiye'nin GTİP 271012 ithalatında tedarikçi ülke yoğunlaşmasının 2016–2025 dönemindeki gelişimini miktar ve değer boyutlarıyla ortaya koymaktır. Bu kapsamda başlıca tedarikçi ülkeler, ülke paylarının yıllar içerisindeki değişimi, miktar ve değer bazlı HHI farklılıkları ve tedarikçi yoğunlaşmasının genel seyri incelenmektedir.

Çalışmanın temel katkısı, Türkiye'nin belirli bir petrol ürünü grubundaki dış tedarik yapısını GTİP 271012 düzeyinde ve tedarikçi ülke bazında incelemesi ve yoğunlaşmayı hem fiziksel miktar hem de parasal değer açısından birlikte değerlendirmesidir.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Enerji arz güvenliği; enerjinin güvenilir, kesintisiz, erişilebilir ve ekonomik koşullarda temin edilmesini ifade eden çok boyutlu bir kavramdır. Kruyt ve diğerleri (2009), enerji güvenliğini kullanılabilirlik, erişilebilirlik, karşılanabilirlik ve kabul edilebilirlik boyutlarıyla ele alırken, Le Coq ve Paltseva (2009) dış enerji arz güvenliğinde ithalat bağımlılığı, tedarikçi çeşitliliği ve politik risklerin önemini vurgulamaktadır.

Tedarikçi çeşitliliği enerji arz güvenliğinin önemli unsurlarından biridir. Ancak tedarikçi sayısının yanı sıra ithalatın ülkeler arasındaki dağılımı da önem taşımaktadır. Bu nedenle Herfindahl-Hirschman Endeksi (HHI), enerji ithalatında tedarikçi yoğunlaşmasını ölçmek amacıyla yaygın olarak kullanılmaktadır. HHI, tedarikçilerin toplam ithalat içindeki paylarının kareleri toplamına dayanmakta ve yüksek değerler daha yoğun, düşük değerler ise daha çeşitlendirilmiş bir tedarik yapısına işaret etmektedir (Cohen vd., 2011; Azzuni ve Breyer, 2018; Chalvatzis ve Ioannidis, 2017; Rubio-Varas ve Muñoz-Delgado, 2019). Eurostat ve IEA da enerji ithalatı ve kaynak çeşitliliğinin değerlendirilmesinde HHI temelli göstergelerden yararlanmaktadır (Eurostat, 2026; IEA, 2025).

Petrol ithalatına ilişkin çalışmalar, HHI'nin tedarikçi yoğunlaşmasını ölçmede kullanılabileceğini; ancak enerji arz güvenliğinin politik, jeopolitik ve ulaştırma riskleri gibi diğer boyutlarının da dikkate alınması gerektiğini göstermektedir (Cohen vd., 2011; Qi vd., 2021; Dao vd., 2025).

Türkiye açısından enerji ithalatında tedarikçi yoğunlaşması önemli olmakla birlikte, mevcut çalışmaların önemli bir bölümü toplam enerji, ham petrol veya doğal gaz düzeyine odaklanmaktadır. Belirli petrol ürünlerinin tedarikçi ülke yoğunlaşmasının hem miktar hem de değer açısından uzun dönemli incelenmesi ise daha sınırlıdır.

Bu çalışma, bu boşluktan hareketle Türkiye'nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatını 2016–2025 döneminde tedarikçi ülkeler açısından incelemektedir. Çalışmada HHI, enerji arz güvenliğinin bütün boyutlarını ölçen bir gösterge olarak değil, GTİP 271012 ithalatındaki tedarikçi ülke yoğunlaşmasını ölçen nicel bir gösterge olarak kullanılmaktadır. Ayrıca yoğunlaşma hem ithalat miktarı hem de ithalat değeri

üzerinden hesaplanarak tedarik yapısının fiziksel ve ekonomik boyutları karşılaştırılmaktadır.

3. YÖNTEM

3.1. Araştırmanın Amacı ve Kapsamı

Bu araştırmanın amacı, Türkiye'nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında tedarikçi ülke yoğunlaşmasının 2016–2025 dönemindeki gelişimini incelemektir. Bu kapsamda tedarikçi ülkelerin toplam ithalat içerisindeki payları miktar ve değer bazında hesaplanmış ve yoğunlaşma düzeyi Herfindahl-Hirschman Endeksi (HHI) ile ölçülmüştür.

GTİP 271012 ürün grubunun tercih edilmesinde, belirli bir tarife kodu altında tanımlanması ve ülke bazında ithalat miktarı ile değerine ilişkin karşılaştırılabilir verilerin bulunması etkili olmuştur. On yıllık analiz dönemi ise tedarikçi ülke yapısındaki değişimlerin ve yoğunlaşma eğiliminin yıllar itibarıyla karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır.

3.2. Veri Seti ve Değişkenlerin Hesaplanması

Araştırmanın veri setini, Türkiye'nin 2016–2025 döneminde GTİP 271012 kapsamında gerçekleştirdiği ülke bazlı ithalat oluşturmaktadır. Veriler, TÜİK Dış Ticaret İstatistikleri Veri Tabanı'ndan 15.09.2026 tarihinde oluşturulan rapordan elde edilmiştir (TÜİK, 2026). İthalat miktarı kilogram (kg), ithalat değeri ise ABD doları (USD) cinsinden ele alınmıştır. Çalışmada tedarikçi ülkenin miktar bazlı payı Formül 1, değer bazlı payı ise Formül 2 kullanılarak hesaplanmıştır.

$$S_{it}^q = \frac{Q_{it}}{\sum_{i=1}^n Q_t} \times 100 \quad (1)$$

$$S_{it}^v = \frac{V_{it}}{\sum_{i=1}^n V_t} \times 100 \quad (2)$$

Burada Q_{it} ve V_{it} , (t) yılında (i) ülkesinden gerçekleştirilen ithalat miktarı ve değerini göstermektedir. " $\sum Q_t$ " ve " $\sum V_t$ " sırasıyla ilgili yıldaki toplam ithalat miktarını ve değerini göstermektedir.

3.3. Herfindahl-Hirschman Endeksi (HHI)

Tedarikçi ülke yoğunlaşması, her ülkenin toplam ithalat içerisindeki payının karesinin alınarak toplanmasıyla hesaplanan HHI aracılığıyla ölçülmüştür (DOJ, 2024). Miktar bazlı HHI hesaplamasında Formül 3, değer bazlı HHI hesaplamasında Formül 4 kullanılmıştır.

$$HHI_t^q = \sum_{i=1}^n (S_{it}^q)^2 \quad (3)$$

$$HHI_t^v = \sum_{i=1}^n (S_{it}^v)^2 \quad (4)$$

Formüllerde;

HHI_t^q : t yılında hesaplanan miktar bazlı Herfindahl-Hirschman Endeksi değerini,

HHI_t^v : t yılında hesaplanan değer bazlı Herfindahl-Hirschman Endeksi değerini,

S_{it}^q : t yılında i tedarikçi ülkesinin toplam ithalat miktarı içerisindeki payını (%),

S_{it}^v : t yılında i tedarikçi ülkesinin toplam ithalat değeri içerisindeki payını (%),

i: tedarikçi ülkeleri,

n: ilgili yılda ithalat gerçekleştirilen toplam tedarikçi ülke sayısını göstermektedir.

HHI hesaplamalarında ilgili yılda ithalat gerçekleştirilen tüm tedarikçi ülkeler dikkate alınmış ve ülke payları yüzde cinsinden kullanıldığı için endeks 0–10.000 ölçeğinde hesaplanmıştır. HHI değerlerinin yorumlanmasında 1.500’ün altı düşük, 1.500–2.500 arası orta ve 2.500’ün üzeri yüksek yoğunlaşma düzeyi olarak kabul edilmiştir (DOJ ve FTC, 2010). Bu eşikler, enerji arz güvenliğinin doğrudan ölçütleri değil, tedarikçi ülke yoğunlaşmasını yorumlamaya yönelik referans aralıkları olarak kullanılmıştır.

4. ARAŞTIRMA VE BULGULAR

Bu bölümde Türkiye’nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında tedarikçi ülke yapısı, ithalat miktarı ve değeri, ülke payları ve tedarikçi yoğunlaşması 2016–2025 dönemi için incelenmiştir.

4.1. Tedarikçi Ülke Yapısı

Tablo 1, Türkiye’nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında çok sayıda tedarikçi ülkenin bulunduğunu göstermektedir. Bununla birlikte, tedarikçi ülke kompozisyonunun yıllar itibarıyla değiştiği ve bazı ülkelerin belirli dönemlerde tedarikçi konumuna geldiği görülmektedir.

Tablo 1. Türkiye’nin 2016–2025 döneminde GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünlerinin tedarikçi ülkeler

2016	2017	2018	2019	2020
Fransa	Fransa	Fransa	Fransa	Fransa
Hollanda	Hollanda	Hollanda	Hollanda	Hollanda
Almanya	Almanya	Almanya	Almanya	Almanya
İtalya	İtalya	İtalya	İtalya	İtalya
Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık
Danimarka	İrlanda	İrlanda	Danimarka	İrlanda

Yunanistan	Danimarka	Danimarka	Yunanistan	Danimarka
Portekiz	Yunanistan	Yunanistan	İspanya	Yunanistan
İspanya	Portekiz	Portekiz	Belçika	İspanya
Belçika	İspanya	İspanya	Lüksemburg	Belçika
Norveç	Belçika	Belçika	İsveç	İsveç
İsveç	Lüksemburg	Avusturya	Finlandiya	İsviçre
Finlandiya	İsveç	İsviçre	Avusturya	Estonya
Avusturya	Avusturya	Estonya	İsviçre	Macaristan
İsviçre	İsviçre	Polonya	Estonya	Romanya
Estonya	Estonya	Macaristan	Polonya	Bulgaristan
Polonya	Polonya	Romanya	Macaristan	Rusya Federasyonu
Çekya	Macaristan	Bulgaristan	Romanya	Hırvatistan
Slovakya	Romanya	Rusya Federasyonu	Bulgaristan	Libya
Macaristan	Bulgaristan	Türkmenistan	Rusya Federasyonu	Senegal
Romanya	Rusya Federasyonu	Cezayir	Gürcistan	Kongo
Bulgaristan	Gürcistan	Tunus	Hırvatistan	Güney Afrika Cumhuriyeti
Rusya Federasyonu	Türkmenistan	Mısır	Cezayir	ABD
Türkmenistan	Cezayir	Senegal	Tunus	Irak
Slovenya	Güney Afrika Cumhuriyeti	Güney Afrika Cumhuriyeti	Libya	İsrail
Hırvatistan	ABD	ABD	Güney Afrika Cumhuriyeti	Hindistan
Cezayir	İran	Kanada	ABD	Çin
Güney Afrika Cumhuriyeti	İsrail	İran	İran	Güney Kore
ABD	Malezya	İsrail	İsrail	Japonya
Irak	Güney Kore	Singapur	Hindistan	-
İsrail	Japonya	Çin	Çin	-
Hindistan	Fransa	Güney Kore	Güney Kore	-
Tayland	Hollanda	Japonya	Japonya	-
Çin	Almanya		Avustralya	-
Güney Kore	İtalya	-	-	-
Japonya	Birleşik Krallık	-	-	-
-	İrlanda	-	-	-
2021	2022	2023	2024	2025
Fransa	Fransa	Fransa	Fransa	Fransa
Hollanda	Hollanda	Hollanda	Hollanda	Hollanda
Almanya	Almanya	Almanya	Almanya	Almanya
İtalya	İtalya	İtalya	İtalya	İtalya
Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık	Birleşik Krallık
Danimarka	Danimarka	Danimarka	Danimarka	Danimarka
Yunanistan	Yunanistan	Yunanistan	Yunanistan	Yunanistan

Portekiz	İspanya	İspanya	Portekiz	İspanya
İspanya	Belçika	Belçika	İspanya	Belçika
Belçika	İsveç	Finlandiya	Belçika	Norveç
İsveç	Avusturya	İsviçre	İsveç	İsveç
İsviçre	İsviçre	Letonya	İsviçre	Avusturya
Estonya	Estonya	Litvanya	Litvanya	İsviçre
Polonya	Polonya	Polonya	Polonya	Estonya
Çekya	Çekya	Çekya	Slovakya	Polonya
Macaristan	Macaristan	Macaristan	Macaristan	Macaristan
Romanya	Romanya	Romanya	Romanya	Romanya
Rusya Federasyonu	Rusya Federasyonu	Bulgaristan	Bulgaristan	Bulgaristan
Hırvatistan	Slovenya	Rusya Federasyonu	Rusya Federasyonu	Moldova
Cezayir	Sırbistan	Türkmenistan	Kazakistan	Rusya Federasyonu
Mısır	Mısır	Slovenya	Bosna-Hersek	Özbekistan
Güney Afrika Cumhuriyeti	ABD	ABD	Mısır	Hırvatistan
ABD	İran	Britanya Virjin Ad.	Güney Afrika Cumhuriyeti	Sırbistan
İran	İsrail	Irak	ABD	Fas
İsrail	Tayland	İran	Irak	Libya
BAE	Singapur	İsrail	İran	Mısır
Hindistan	Çin	Suudi Arabistan	İsrail	ABD
Çin	Güney Kore	BAE	Hindistan	Kanada
Güney Kore	Japonya	Çin	Singapur	Brezilya
Japonya	-	Güney Kore	Çin	Irak
-	-	Japonya	Güney Kore	İran
-	-	-	Japonya	BAE
-	-	-	-	Hindistan
-	-	-	-	Kamboçya
-	-	-	-	Malezya
-	-	-	-	Singapur
-	-	-	-	Çin
-	-	-	-	Güney Kore
-	-	-	-	Japonya

4.2. İthalat Miktarı ve Değerinin Gelişimi

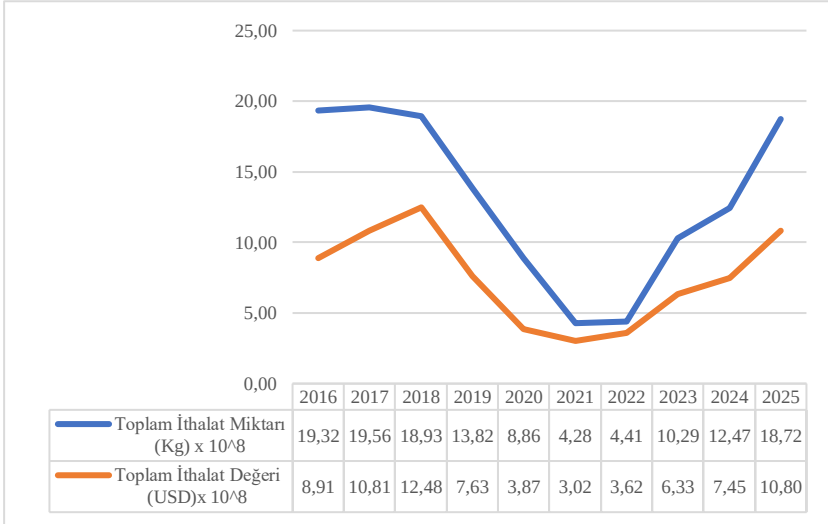
Tablo 2 ve Grafik 1, ithalat miktarı ve değerinin 2016–2018 döneminde yüksek seviyelere ulaştığını, 2019–2021 döneminde belirgin biçimde gerilediğini ve 2022 sonrasında yeniden yükseldiğini göstermektedir. 2025 yılında ithalat miktarı 1,87 milyar kg, ithalat değeri ise yaklaşık 1,08 milyar USD seviyesine ulaşmıştır.

Tablo 2. Türkiye'nin GTİP 271012 Kapsamındaki Petrol Ürünleri İthalatının Miktar ve Değer Bazında Gelişimi, 2016–2025

Yıl	Toplam İthalat Miktarı (Kg)	Toplam İthalat Değeri (USD)
2016	1.931.778.865	891.202.328
2017	1.956.110.959	1.081.003.698
2018	1.893.427.364	1.248.128.660
2019	1.382.298.694	762.751.661
2020	885.885.996	386.725.149
2021	427.855.091	302.172.036
2022	440.644.530	362.077.504
2023	1.029.409.628	632.720.659
2024	1.246.518.899	745.290.535
2025	1.871.829.789	1.079.950.877

4.3. Miktar Bazlı Tedarikçi Ülke Payları

Tablo 3, Rusya Federasyonu'nun 2016–2025 döneminin büyük bölümünde miktar bazında en yüksek paya sahip tedarikçi olduğunu göstermektedir. Rusya'nın payı 2021 yılında %13,52'ye gerilerken, 2022'de %63,67'ye ve 2024'te %65,00'e yükselmiş; 2025'te ise %49,12'ye gerilemiştir. İlk üç tedarikçi ülkenin toplam payı dönem boyunca %51,39 ile %84,30 arasında değişmiştir.



Grafik 1. GTİP 271012 İthalatında On Yıllık Miktar ve Değer Değişimi

Tablo 3. Türkiye'nin GTİP 271012 Kapsamındaki Petrol Ürünleri İthalatının Miktar Bazlı Yüzdelik Dağılımı, 2016–2025

Miktar Bazlı (%)				
Yıl	Sıralama	Ülke	Pay (%)	İlk 3 Ülkenin Toplam Payı (%)
2016	1. Ülke	Rusya Federasyonu	32.50	67.22
	2. Ülke	Yunanistan	17.60	
	3. Ülke	Bulgaristan	17.13	
2017	1. Ülke	Rusya Federasyonu	39.92	75.58
	2. Ülke	Yunanistan	20.49	
	3. Ülke	Bulgaristan	15.17	
2018	1. Ülke	Rusya Federasyonu	26.80	61.27
	2. Ülke	Cezayir	21.08	
	3. Ülke	İsrail	13.39	
2019	1. Ülke	Rusya Federasyonu	42.97	65.06
	2. Ülke	İtalya	11.78	
	3. Ülke	Romanya	10.30	
2020	1. Ülke	Rusya Federasyonu	38.84	68.70
	2. Ülke	Romanya	18.19	
	3. Ülke	Bulgaristan	11.67	
2021	1. Ülke	Romanya	26.20	51.39
	2. Ülke	Rusya Federasyonu	13.52	
	3. Ülke	Cezayir	11.67	
2022	1. Ülke	Rusya Federasyonu	63.67	84.30
	2. Ülke	Romanya	13.45	
	3. Ülke	Yunanistan	7.18	
2023	1. Ülke	Rusya Federasyonu	55.06	72.76
	2. Ülke	Yunanistan	8.95	
	3. Ülke	Bulgaristan	8.75	
2024	1. Ülke	Rusya Federasyonu	65.00	82.93
	2. Ülke	Irak	9.61	
	3. Ülke	Bulgaristan	8.32	
2025	1. Ülke	Rusya Federasyonu	49.12	72.19
	2. Ülke	Irak	13.04	
	3. Ülke	Yunanistan	10.04	

4.4. Değer Bazlı Tedarikçi Ülke Payları

Tablo 4, değer bazında da Rusya Federasyonu'nun dönem boyunca çoğunlukla ilk sırada yer aldığını göstermektedir. Rusya'nın payı 2021'de %11,14'e kadar gerilerken 2024'te %58,11'e yükselmiş, 2025'te %43,16 olarak gerçekleşmiştir. İlk

üç ülkenin toplam değer payı ise %47,08 ile %74,11 arasında değişmiştir.

Tablo 4. Türkiye'nin GTİP 271012 Kapsamındaki Petrol Ürünleri İthalatının Değer Bazlı Yüzdelik Dağılımı, 2016–2025

Değer Bazlı (%)				
Yıl	Sıralama	Ülke	Pay (%)	İlk 3 Ülkenin Toplam Payı (%)
2016	1. Ülke	Rusya Federasyonu	27.01	61.59
	2. Ülke	Yunanistan	18.09	
	3. Ülke	Bulgaristan	16.49	
2017	1. Ülke	Rusya Federasyonu	35.66	68.47
	2. Ülke	Yunanistan	18.92	
	3. Ülke	Bulgaristan	13.89	
2018	1. Ülke	Rusya Federasyonu	25.80	58.95
	2. Ülke	Cezayir	20.31	
	3. Ülke	İsrail	12.84	
2019	1. Ülke	Rusya Federasyonu	39.09	63.59
	2. Ülke	İtalya	12.90	
	3. Ülke	Romanya	11.60	
2020	1. Ülke	Rusya Federasyonu	31.37	58.41
	2. Ülke	Romanya	18.18	
	3. Ülke	Bulgaristan	8.85	
2021	1. Ülke	Romanya	25.85	47.08
	2. Ülke	Rusya Federasyonu	11.14	
	3. Ülke	İsrail	10.09	
2022	1. Ülke	Rusya Federasyonu	44.17	70.94
	2. Ülke	Romanya	16.24	
	3. Ülke	Yunanistan	10.53	
2023	1. Ülke	Rusya Federasyonu	42.19	62.69
	2. Ülke	Yunanistan	12.57	
	3. Ülke	Bulgaristan	7.92	
2024	1. Ülke	Rusya Federasyonu	58.11	74.11
	2. Ülke	Bulgaristan	8.56	
	3. Ülke	Yunanistan	7.44	
2025	1. Ülke	Rusya Federasyonu	43.16	68.67
	2. Ülke	Yunanistan	13.59	
	3. Ülke	Romanya	11.92	

4.5. Tedarikçi Ülke Yoğunlaşması

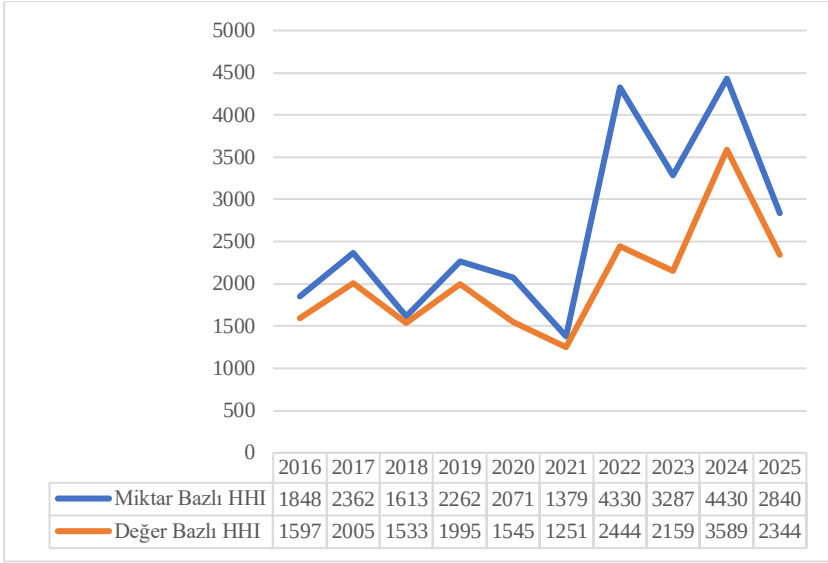
Tablo 5 ve Grafik 2 incelendiğinde, Türkiye'nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında tedarikçi ülke

yoğunlaşmasının dönem boyunca dalgalı bir seyir izlediği görülmektedir. 2016–2020 döneminde miktar ve değer bazlı HHI değerleri genel olarak orta yoğunlaşma düzeyinde gerçekleşmiş, 2021 yılında sırasıyla 1.379 ve 1.251 ile düşük yoğunlaşma düzeyine gerilemiştir.

Tablo 5. Türkiye’nin GTİP 271012 Kapsamındaki Petrol Ürünleri İthalatının Miktar ve Değer Bazlı HHI Değerleri, 2016–2025

Yıl	Miktar Bazlı HHI	Yoğunlaşma Düzeyi	Değer Bazlı HHI	Yoğunlaşma Düzeyi
2016	1.848	Orta	1.597	Orta
2017	2.362	Orta	2.005	Orta
2018	1.613	Orta	1.533	Orta
2019	2.262	Orta	1.995	Orta
2020	2.071	Orta	1.545	Orta
2021	1.379	Düşük	1.251	Düşük
2022	4.330	Yüksek	2.444	Orta
2023	3.287	Yüksek	2.159	Orta
2024	4.430	Yüksek	3.589	Yüksek
2025	2.840	Yüksek	2.344	Orta

2022 yılından itibaren özellikle miktar bazlı yoğunlaşmada belirgin bir artış yaşanmıştır. Miktar bazlı HHI 2022’de 4.330, 2023’te 3.287 ve 2024’te 4.430 olarak gerçekleşmiştir. Bu yükseliş, Rusya Federasyonu’nun miktar payının 2022’de %63,67 ve 2024’te %65,00 seviyesine ulaşmasıyla yakından ilişkilidir. Bu dönemde küresel petrol ticaretindeki jeopolitik gelişmeler ve Rusya’ya yönelik yaptırımlar, tedarik akışlarının yeniden şekillenmesinde önemli rol oynamıştır.



Grafik 2. Türkiye'nin GTİP 271012 Kapsamındaki Petrol Ürünleri İthalatında Tedarikçi Ülke Yoğunlaşması (2016–2025)

2022 ve 2023 yıllarında miktar bazlı HHI yüksek düzeyde iken değer bazlı HHI'nin sırasıyla 2.444 ve 2.159 ile orta düzeyde kalması, fiziksel ithalatın parasal değere kıyasla daha yoğun bir tedarikçi yapısına sahip olduğunu göstermektedir. 2024 yılında değer bazlı HHI'nin 3.589'a yükselmesiyle değer bazında da yüksek yoğunlaşma ortaya çıkmıştır.

2025 yılında miktar bazlı HHI 2.840'a, değer bazlı HHI ise 2.344'e gerilemiştir. Rusya'nın miktar payının %49,12'ye düşmesi ve Irak ile Yunanistan gibi alternatif tedarikçilerin paylarının artması, tedarikçi yapısında kısmi bir çeşitlenmeye işaret etmektedir. Bununla birlikte, miktar bazlı HHI'nin hâlen yüksek düzeyde olması yoğunlaşmanın devam ettiğini göstermektedir.

4.6. Bulgular ve Genel Değerlendirme

Araştırma bulguları, Türkiye'nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında tedarikçi ülke yapısının

2016–2025 döneminde önemli ölçüde değiştiğini göstermektedir. Tedarikçi ülke sayısının fazla olmasına rağmen ithalatın belirli ülkelerde yoğunlaşması, HHI değerlerinde belirgin dalgalanmalara yol açmıştır.

2021 yılında düşük düzeyde bulunan yoğunlaşma, 2022–2024 döneminde özellikle Rusya’nın artan payı nedeniyle önemli ölçüde yükselmiştir. Miktar bazlı HHI’nin değer bazlı HHI’den daha yüksek olması, fiziksel ithalatın daha yoğun bir tedarikçi yapısına sahip olduğunu ortaya koymaktadır. 2025 yılında her iki HHI değerindeki gerileme ise tedarikçi dağılımının önceki yıla göre kısmen çeşitlendiğini göstermektedir.

Bununla birlikte, yüksek HHI doğrudan bir arz krizi anlamına gelmemekte, tedarikçi yoğunlaşmasının ve buna bağlı potansiyel bağımlılığın arttığını göstermektedir. Bu nedenle enerji arz güvenliği açısından alternatif tedarik kaynaklarının ve lojistik esnekliğin geliştirilmesi önem taşımaktadır.

5. SONUÇ VE DEĞERLENDİRME

Bu çalışmada Türkiye’nin GTİP 271012 kapsamındaki petrol ürünleri ithalatında tedarikçi ülke yoğunlaşması, 2016–2025 dönemi için miktar ve değer bazlı Herfindahl-Hirschman Endeksi (HHI) kullanılarak incelenmiştir. Bulgular, tedarikçi yoğunlaşmasının dönem boyunca dalgalı bir seyir izlediğini göstermektedir. Miktar bazlı HHI 2021 yılında 1.379 ile en düşük, 2024 yılında ise 4.430 ile en yüksek seviyeye ulaşmıştır. Değer bazlı HHI ise aynı yıllarda sırasıyla 1.251 ve 3.589 olarak gerçekleşmiştir. Özellikle 2022–2024 döneminde Rusya Federasyonu’nun ithalat içerisindeki payının yükselmesi, yoğunlaşmadaki artışla birlikte gerçekleşmiştir. 2025 yılında ise Rusya’nın payının %49,12’ye gerilemesi ve Irak ile Yunanistan gibi alternatif tedarikçilerin paylarının artması sonucunda yoğunlaşma kısmen azalmıştır.

Elde edilen sonuçlar, enerji arz güvenliğinde tedarikçi çeşitliliğinin önemini vurgulayan literatürle uyumludur. Kruyt ve diğerleri (2009), enerji güvenliğinin yalnızca enerji arzının yeterliliğiyle değil, erişilebilirlik, karşılanabilirlik ve tedarik çeşitliliği gibi boyutlarla birlikte değerlendirilmesi gerektiğini belirtmektedir. Le Coq ve Paltseva (2009) ise dış enerji arz güvenliği açısından ithalat bağımlılığı, tedarikçi çeşitliliği ve politik risklerin önemine dikkat çekmektedir. Cohen ve diğerleri (2011) de tedarik kaynaklarının çeşitlendirilmesinin belirli bir tedarikçiden kaynaklanabilecek arz kesintilerine karşı kırılganlığı azaltabileceğini ortaya koymaktadır. Bu çerçevede, çalışmada özellikle 2022–2024 döneminde gözlenen yüksek HHI değerleri, petrol ürünleri tedarikinin belirli ülkelerde yoğunlaştığını ve dışsal şoklara karşı potansiyel kırılganlığın arttığını göstermektedir.

Yüksek tedarikçi yoğunlaşması doğrudan bir arz krizi anlamına gelmemekle birlikte, baskın tedarikçi ülkede ortaya çıkabilecek jeopolitik gelişmeler, ticari kısıtlamalar, üretim sorunları veya lojistik kesintiler tedarik zinciri kırılganlığını artırabilir (Christopher ve Peck, 2004). Nitekim 2022–2024 döneminde Rusya’nın miktar bazlı payının sırasıyla %63,67, %55,06 ve %65,00 seviyelerinde gerçekleşmesi, aynı dönemde miktar bazlı HHI’nin yüksek düzeylerde seyretmesiyle birlikte görülmüştür. Bu durum, tedarikçi ülke yoğunlaşmasının yalnızca tedarikçi sayısı açısından değil, ithalatın ülkeler arasındaki dağılımı ve belirli ülkelerde ne ölçüde yoğunlaştığı dikkate alınarak değerlendirilmesi gerektiğini göstermektedir.

Miktar bazlı HHI’nin değer bazlı HHI’ye göre daha yüksek olması da önemli bir bulgudur. 2022 ve 2023 yıllarında miktar bazlı HHI yüksek düzeyde iken değer bazlı HHI orta düzeyde kalmış, 2024 yılında ise her iki gösterge de yüksek yoğunlaşma düzeyine ulaşmıştır. Bu sonuç, fiziksel petrol ürünü tedarikinin bazı dönemlerde parasal değere kıyasla daha yoğun

bir yapı sergilediğini göstermektedir. 2025 yılında her iki HHI değerinin gerilemesi kısmi bir çeşitlenmeye işaret etse de miktar bazlı HHI'nin 2.840 ile hâlen yüksek düzeyde olması, yoğunlaşmanın tamamen ortadan kalkmadığını göstermektedir.

Bununla birlikte, HHI'nin enerji arz güvenliğinin yalnızca tedarikçi yoğunlaşması boyutunu ölçtüğü dikkate alınmalıdır. Dolayısıyla yüksek HHI tek başına enerji arz güvenliğinin düşük olduğunu göstermemektedir. Azzuni ve Breyer (2018) ile Dao ve diğerleri (2025) tarafından da vurgulandığı üzere enerji güvenliği çok boyutlu bir yapıya sahiptir ve tedarikçi çeşitliliğinin yanı sıra politik, ekonomik ve jeopolitik riskler de dikkate alınmalıdır. Bu nedenle gelecekteki çalışmalarda HHI'nin tedarikçi ülkelerin politik ve ekonomik riskleri, lojistik erişilebilirlik, taşıma mesafesi, fiyat oynaklığı ve alternatif tedarik kapasitesi gibi göstergelerle birlikte değerlendirilmesi yararlı olacaktır. Ayrıca farklı petrol ürünleri ve daha uzun dönemli veriler kullanılarak yapılacak karşılaştırmalı analizler, Türkiye'nin petrol ürünleri tedarik yapısındaki değişimlerin ve enerji arz güvenliği açısından ortaya çıkabilecek risklerin daha kapsamlı biçimde değerlendirilmesine katkı sağlayabilir.

KAYNAKÇA

- Azzuni, A., & Breyer, C. (2018). Definitions and dimensions of energy security: a literature review. *WIREs Energy and Environment*, 7(1). <https://doi.org/10.1002/wene.268>
- Chalvatzis, K. J., & Ioannidis, A. (2017). Energy supply security in the EU: Benchmarking diversity and dependence of primary energy. *Applied Energy*, 207, 465-476. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2017.07.010>
- Christopher, M., & Peck, H. (2004). Building the Resilient Supply Chain. *The International Journal of Logistics Management*, 15(2), 1-14. <https://doi.org/10.1108/09574090410700275>
- Cohen, G., Joutz, F., & Loungani, P. (2011). Measuring energy security: Trends in the diversification of oil and natural gas supplies. *Energy Policy*, 39(9), 4860-4869. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2011.06.034>
- Dao, T., Awijen, H., Ahmed, R., & Ben Ameer, H. (2025). Understanding energy security in geopolitical contexts: Insights from decomposing energy diversification indexes. *Energy Economics*, 152, 108947. <https://doi.org/10.1016/j.eneco.2025.108947>
- DOJ. (2024). *Herfindahl-Hirschman Index*. U.S. Department of Justice:<https://www.justice.gov/atr/herfindahl-hirschman-index> [Et:25.09.2026].
- DOJ, & FTC. (2010). *Horizontal merger guidelines*. U.S. Department of Justice(DOJ) & Federal Trade Commission(FTC):<https://www.justice.gov/sites/default/files/atr/legacy/2010/08/19/hmg-2010.pdf> [Et:28.09.2026].
- Eurostat. (2026). *Energy import origin concentration index by fuel (nrg_ind_ioc)*. European

Commission:https://ec.europa.eu/eurostat/cache/metadata/en/nrg_ind_ioc_esmsip2.htm?utm [Et:28.09.2026].

IEA. (2014). *Energy supply security: The emergency response of IEA countries 2014*. International Energy Agency, Paris. <https://www.iea.org/reports/energy-supply-security-the-emergency-response-of-iea-countries-2014> [Et:25.09.2026].

IEA. (2021). *Turkey 2021: Energy policy review*. International Energy Agency. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/0633467f-en>

IEA. (2025). *IEA Total Energy Supply Diversification Index, 1973-2023*. International Energy Agency: <https://www.iea.org/data-and-statistics/charts/iea-total-energy-supply-diversification-index-1973-2023?utm> [Et:28.09.2026].

IMF. (2025). *Supply chain diversification and resilience (IMF Working Paper No. 2025/102)*. <https://doi.org/10.5089/9798229011419.001>

Kim, J., Panton, A. J., & Schwerhoff, G. (2024). *Energy security and the green transition (IMF Working Paper No. 2024/006)*. International Monetary Fund. <https://doi.org/10.5089/9798400263743.001>

Kruyt, B., Van Vuuren, D. P., de Vries, H., & Groenenberg, H. (2009). Indicators for energy security. *Energy Policy*, 37(6), 2166-2181. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.02.006>

Le Coq, C., & Paltseva, E. (2009). Measuring the security of external energy supply in the European Union. *Energy Policy*, 37(11), 4474-4481. <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2009.05.069>

- Qi, M., Shi, D., Li, C., Wu, J., & Wang, P. (2021). Improving Oil Supply Security: Using a Risk Optimization Model to China and India. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 5541954. <https://doi.org/10.1155/2021/5541954>
- Rubio-Varas, M., & Muñoz-Delgado, B. (2019). The Energy Mix Concentration Index (EMCI): Methodological considerations for implementation. *MethodsX*, 6, 1228-1237. <https://doi.org/10.1016/j.mex.2019.05.023>
- TÜİK. (2026). *Dış Ticaret İstatistikleri*. Türkiye İstatistik Kurumu: <https://bi.tuik.gov.tr/extensions/tuik-mashup/index.html> [Et: 15.09.2026].

ÜRETİM YÖNETİMİ ALANINDA
GÜNCEL KONULAR VE
AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER

yaz
yayınları

YAZ Yayınları
M.İhtisas OSB Mah. 4A Cad. No:3/3
İscehisar / AFYONKARAHİSAR
Tel : (0 531) 880 92 99
yazyayinlari@gmail.com • www.yazyayinlari.com