



Evaluation of strategic targeted projects through multi-criteria decision-making methods and workload optimization: A case study in defense industry

Metehan Kantemir¹ , Tahsin Çetinyokuş^{2*}

¹Department of Management Information Systems, Graduate School of Informatics, Gazi University, 06680, Ankara, Türkiye

²Department of Industrial Engineering, Faculty of Engineering, Gazi University, 06570, Ankara, Türkiye

Highlights:

- Uncertainty-focused planning approach for defense projects
- Project complexity coefficient and classification method
- Decision support system using multi-criteria decision-making

Keywords:

- Strategic project evaluation
- Multi-criteria decision making
- Project management, strategic objectives
- Workload balance conditions

Article Info:

Research Article

Received: 16.08.2025

Accepted: 11.11.2025

DOI:

10.17341/gazimmfd.1765317

Correspondence:

Author: Tahsin Çetinyokuş
e-mail: tahsinc@gazi.edu.tr
phone: +90 536 341 1836

Graphical/Tabular Abstract

According to the project complexity analysis conducted within this study, a significant variation in complexity coefficients was observed across the defense industry project portfolio. Figure A visualizes the distribution of project complexity coefficients, revealing a non-uniform distribution that indicates the presence of distinguishable clusters among the projects. As also emphasized by Belton and Stewart (2002) and Saaty (2008), understanding and measuring such complexity plays a vital role in supporting strategic decision-making processes through data-driven classification. In this study, complexity coefficients were computed using the MARCOS method, and Figure A illustrates that most projects are concentrated within a specific range of complexity scores, thus requiring tailored planning approaches depending on their grouping.

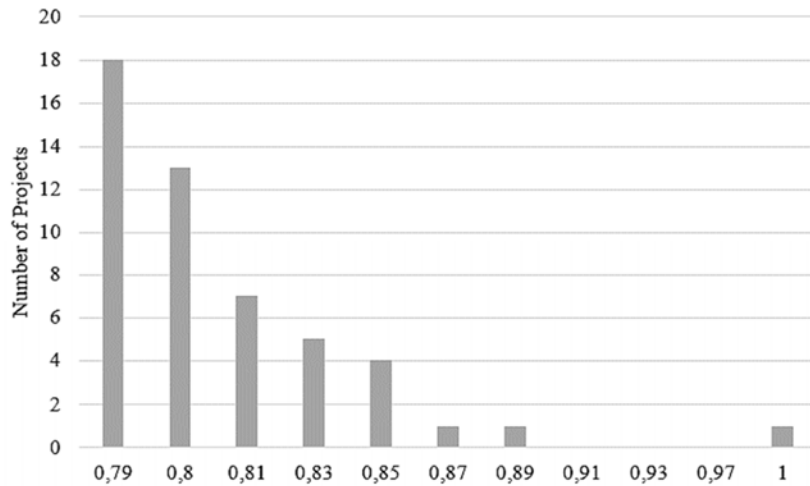


Figure A. Complexity Coefficient Distribution

Purpose: This study aims to develop a structured and quantitative methodology for evaluating the complexity of defense industry projects managed by the Presidency of Defense Industries (SSB). Given the diversity in size, scope, and scheduling, the research quantifies project complexity and integrates it into a decision support system to aid strategic planning and resource allocation.

Theory and Methods: Grounded in multi-criteria decision-making (MCDM), the study combines CRITIC and MARCOS methods to compute complexity coefficients. CRITIC assigns criteria weights considering variability and correlations, while MARCOS evaluates project complexity relative to ideal solutions. K-means clustering groups projects by complexity, and an optimization-based decision support system distributes workloads. Data quality was ensured through outlier suppression, imputation, and normalization.

Results: Project complexity is mainly influenced by evaluation duration, subcontractor count, and contract changes. Most projects are of medium or low complexity. A linear programming model optimized human resource allocation, and sensitivity analysis confirmed robustness, though results were sensitive to the choice of normalization method.

Conclusion: The proposed framework supports strategic planning in complex defense projects by quantifying and integrating complexity into resource optimization. Adaptable to changing parameters, it enhances institutional efficiency and is applicable to other high-uncertainty, resource-constrained public or private projects.



Stratejik hedefli projelerin çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirilmesi ve iş yükü optimizasyonu: Savunma sanayi örneği

Metehan Kantemir¹ , Tahsin Çetinyokuş^{2*}

¹Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Yönetim Bilişim Sistemleri Ana Bilim Dalı, 06680, Ankara, Türkiye

²Gazi Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, 06570, Ankara, Türkiye

Ö N E Ç İ K A N L A R

- Savunma sanayii projeleri için belirsizlik odaklı planlama yaklaşımı
- Proje karmaşıklık katsayısı ve sınıflandırma yöntemi
- Çok kriterli karar verme tabanlı karar destek sistemi geliştirilmesi

Makale Bilgileri

Araştırma Makalesi

Geliş: 16.08.2025

Kabul: 11.11.2025

DOI:

10.17341/gazimmfd.1765317

Anahtar Kelimeler:

Stratejik proje
değerlendirmesi,
çok kriterli karar verme,
proje yönetimi,
stratejik hedefler,
iş yükü dengesi

ÖZ

Bu çalışma, Savunma Sanayii Başkanlığı (SSB) projelerinin büyüklük, kapsam, bütçe ve zamanlama açısından gösterdiği yapısal farklılıkların, projelerin doğasında yüksek düzeyde belirsizlik barındırdığını ortaya koymakta ve bu belirsizliklerin proje yönetimi açısından önemli riskler oluşturduğunu vurgulamaktadır. Araştırmanın temel amacı, söz konusu belirsizlik ve risk unsurlarını dikkate alarak, proje planlama süreçlerinin daha etkin, sistematik ve niceliksel temellere dayalı bir yaklaşımla gerçekleştirilmesini mümkün kılacak özgün bir yöntem geliştirmektir. Bu kapsamda, projeler tanımlayıcı özelliklerine göre sınıflandırılmış ve her bir proje için bir karmaşıklık katsayısı hesaplanmıştır. Elde edilen bu katsayılar, çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri ile birlikte kullanılarak karar destek sistemlerinin (KDS) oluşturulmasında temel bir parametre olarak değerlendirilmiştir. KDS kapsamında personel iş yükü analizi de gerçekleştirilmiştir. Geliştirilen model, savunma sanayii projelerinin stratejik önemine uygun bir planlama ve yönetim bakış açısı sunarken; aynı zamanda, bu projelerde karşılaşılan belirsizliklerin yönetimine katkı sağlayacak nitelikte özgün ve uygulamaya dönük bir çerçeve ortaya koymaktadır. Gerçekleştirilen uygulama çalışması, modelin geçerliliğini test etmekte ve mevcut literatürdeki önemli boşluklara katkı sunmayı hedeflemektedir. Araştırma bulguları, savunma sanayii projelerinde karar alma süreçlerinin rasyonelleştirilmesi, kaynakların daha etkin tahsisi ve belirsizliklerin yönetilmesine yönelik somut öneriler ortaya koymaktadır.

Evaluation of strategic targeted projects through multi-criteria decision-making methods and workload optimization: A case study in defense industry

H I G H L I G H T S

- Uncertainty-focused planning approach for defense projects
- Project complexity coefficient and classification method
- Decision support system using multi-criteria decision-making

Article Info

Research Article

Received: 16.08.2025

Accepted: 11.11.2025

DOI:

10.17341/gazimmfd.1765317

Keywords:

Strategic project evaluation,
multi-criteria decision
making,
project management,
strategic objectives,
workload balance conditions

ABSTRACT

This study highlights the structural differences among the projects of the Presidency of Defence Industries (SSB) in terms of size, scope, budget, and timeline, revealing that these projects inherently involve a high degree of uncertainty. It emphasizes that such uncertainties pose significant risks from a project management perspective. The primary objective of this research is to develop a novel method that enables project planning processes to be carried out more effectively, systematically, and based on quantitative foundations, by accounting for the aforementioned uncertainties and risk factors. Within this scope, projects have been classified according to their descriptive characteristics, and a complexity coefficient has been calculated for each project. These coefficients have been utilized as a fundamental parameter in the development of decision support systems (DSS), in conjunction with multi-criteria decision-making (MCDM) methods. As part of the DSS, personnel workload analysis has also been conducted. The proposed model offers a planning and management perspective aligned with the strategic importance of defense industry projects, while also presenting an original and practice-oriented framework to support the management of uncertainties encountered in such projects. The implementation study conducted tests the validity of the model and aims to address significant gaps in the existing literature. The research findings provide concrete recommendations for rationalizing decision-making processes, improving resource allocation, and managing uncertainties in defense industry projects.

1. Giriş (Introduction)

Günümüzün hızlı değişen ve belirsizliklerle dolu jeopolitik ortamında, ülkelerin savunma kapasitesini geliştirme yönündeki çabaları, savunma sanayii projelerine olan ilgiyi ve yatırımı önemli ölçüde artırmıştır. Özellikle stratejik bağımsızlık, milli güvenlik ve teknolojik ilerleme hedefleri doğrultusunda, savunma sanayiinde yürütülen projeler sadece teknik ve mühendislik başarılarıyla değil, aynı zamanda etkin planlama, doğru kaynak yönetimi ve güçlü KDS'ler ile sürdürülebilir kılınmaktadır.

Türkiye'de savunma sanayii alanındaki tüm projelerin koordinasyonunu sağlayan SSB, oldukça çeşitli ve karmaşık bir proje portföyünü yönetmektedir. Bu projeler, bütçe, takvim, kapsam ve teknik isterler açısından büyük oranda farklılık göstermekte; her biri kendi içinde özgün planlama ve yönetim yaklaşımlarını gerektirmektedir. Bu durum farklılıkların sistematik biçimde analiz edilmesi, projeler arası karşılaştırma yapılabilmesi ve karar alma süreçlerinin nesnel verilere dayandırılabilmesi için sayısal temelli modellerin geliştirilmesi ihtiyacını doğurmaktadır.

Bu bağlamda, bu çalışmanın temel amacı, SSB tarafından yürütülen projelerin yapısal çeşitliliğini dikkate alarak, proje karmaşıklıklarını niceliksel temelde sınıflandırmak ve bu sınıflandırma doğrultusunda KDS için uygulanabilir modeller geliştirmektir. Bu amaç doğrultusunda, öncelikle mevcut durum analizi yapılarak savunma projelerinin yönetiminde karşılaşılan temel problemler tanımlanmıştır. Ardından, söz konusu probleme yönelik kapsamlı bir literatür incelemesi gerçekleştirilmiş ve ilgili kuramsal çerçeve oluşturulmuştur. Bu çerçeve temelinde, SSB projelerine ait değişkenleri içeren bir veri seti oluşturulmuş; proje büyüklüğü, takvim süresi, bütçe ve kapsam gibi tanımlayıcı değişkenler belirlenmiştir. Keşifçi veri analizi sürecinde eksik veriler uygun yöntemlerle tamamlanmış, ayrıklı değerler ayıklanmış ve değişkenler arasında karşılaştırılabilir olmasını sağlamak amacıyla normalizasyon işlemleri uygulanmıştır. Elde edilen veri seti üzerinden kriter ağırlıkları belirlenmiş, ÇKKV yöntemleri aracılığıyla proje karmaşıklık katsayıları hesaplanmıştır. Hesaplanan katsayılar kullanılarak projeler, kümeleme analizi ile karmaşıklık düzeylerine göre sınıflandırılmıştır. Ayrıca, modelin güvenilirliğini ve geçerliliğini değerlendirmek üzere duyarlılık analizi gerçekleştirilmiştir. Son aşamada, KDS kapsamında iş yükü analizine yönelik bir model geliştirilmiş, bu modele ait bir kullanıcı ara yüzü tasarlanmış ve model çıktıları stratejik planlama süreçlerine katkı sağlayacak biçimde değerlendirilmiştir.

Bu araştırmanın özgün yönü, savunma sanayii projelerine yönelik geleneksel yaklaşımın ötesine geçerek, proje yönetimi süreçlerini daha veri odaklı, ölçülebilir ve KDS'ler ile bütünlüğe hale getirme çabasıdır. Literatürde genellikle tekil projeler özelinde yapılan analizlerin aksine, bu çalışmada proje portföyü bütüncül olarak ele alınmakta; farklı projelerin karmaşıklık düzeyleri arasında sistematik karşılaştırmalar yapılabilmektedir. Böylece, projenin türüne, büyüklüğüne ve stratejik önemine göre özel planlama ve yönetim stratejilerinin geliştirilebilmesine olanak sağlanmaktadır.

Sonuç olarak, bu araştırma, SSB'nin mevcut ve gelecekteki projelerinde daha etkin bir karar destek mekanizması kurulması yolunda teorik ve uygulamalı katkı sunmayı hedeflemektedir. Geliştirilen model ve yöntemlerin, yalnızca savunma sektöründe değil, yüksek risk ve stratejik öneme sahip diğer kamu projelerinde de uygulanabilirliği bulunmaktadır. Bu yönüyle çalışma hem akademik literatüre katkı sağlamak hem de kamu yönetimi uygulamaları açısından somut fayda üretmeyi amaçlamaktadır. Takip eden Literatür Taraması bölümünde, ÇKKV yaklaşımları ve ağırlıklandırma

yöntemleri, normalizasyonun karar çıktısına etkisi ve savunma sanayiinde benzer uygulamalar sistematik biçimde özetlenmiştir.

2. Literatür Araştırması (Literature Review)

Projelerin başarıyla yönetilebilmesi, yalnızca teknik planlama süreçlerine değil, aynı zamanda çok boyutlu karar verme yaklaşımlarının etkin kullanımına da bağlıdır. Bu kapsamda, literatürde proje yönetimi, çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri, kriter ağırlıklandırma teknikleri, normalizasyon etkisi, kümeleme algoritmaları ve optimizasyon modelleri üzerine geniş bir bilgi birikimi bulunmaktadır. Bu bölümde, çalışmanın temelini oluşturan yöntemlerin teorik çerçevesi ile benzer uygulamalara ilişkin araştırmalar sistematik biçimde incelenmiş ve mevcut çalışma bu literatür bağlamında konumlandırılmıştır.

2.1. Proje Yönetimi (Project Management)

Proje yönetimi, sınırlı kaynak ve zaman içinde belirlenen hedeflere ulaşmak amacıyla bilgi, beceri, araç ve tekniklerin sistematik biçimde uygulanmasını içeren disiplinler arası bir süreçtir [1]. Başlangıç, planlama, yürütme, kontrol ve kapanış aşamalarını kapsayarak proje gereksinimlerinin etkin biçimde karşılanmasını hedefler. Süreç karmaşıklığı, proje yönetiminin en temel zorluklarından biridir; belirsizlikleri artırarak planlama ve uygulamayı güçleştirir [2]. Bu nedenle zaman, maliyet, kalite ve güvenlik gibi kritik faktörlerin yanı sıra sınırlı kaynakların etkin yönetimi proje başarısı açısından belirleyicidir.

Proje çizelgeleme, kaynakların en verimli biçimde kullanılması ve zaman gereksinimi yüksek faaliyetlerin optimal planlanması sürecidir [3]. 1950'lerden bu yana araştırma konusu olan çizelgeleme, yalnızca zaman planlamasını değil, kaynakların dengeli tahsisini de kapsayan bir yönetim aracıdır [4].

2.2. Karar Destek Sistemleri (Decision Support Systems)

Karar verme, bireylerin veya organizasyonların çeşitli alternatifler arasından, belirli hedefler doğrultusunda en uygun olanı seçme sürecidir [5, 6]. Bu süreç; bilgi toplama, alternatiflerin değerlendirilmesi ve rasyonel seçim yapma gibi aşamaları içerir. Günümüzde, bu süreci desteklemek amacıyla geliştirilen KDS'ler, bilgi teknolojileri ve analitik araçlarla bütünleşerek yöneticilere stratejik kararlarında yardımcı olur [7, 8].

KDS; veri entegrasyonu, modelleme ve analiz, kullanıcı dostu ara yüz, esneklik ve özelleştirme gibi temel özelliklerle yapılandırılmıştır. Veri entegrasyonu, farklı kaynaklardan gelen bilgilerin anlamlı bir bütün haline getirilmesini sağlar [7]. Modelleme ve analiz süreçleri, senaryo analizleri ve optimizasyon teknikleri aracılığıyla karar vericilere alternatif değerlendirme imkânı sunar [8]. Kullanıcı dostu ara yüzler ve sistemin özelleştirilebilir yapısı ise kullanıcıların sisteme adaptasyonunu artırarak karar kalitesini yükseltir [9, 10]. KDS, nihai kararın kullanıcıya ait olduğu destekleyici bir rol üstlenir [11].

2.3. Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri (Multi-Criteria Decision-Making Methods)

Savunma sanayii gibi yüksek belirsizlik ve stratejik risk içeren sektörlerde karar verme süreçleri, çok sayıda ve sıklıkla çelişen kriterin aynı anda değerlendirilmesini gerektirir. Bu bağlamda, ÇKKV yöntemleri, karar vericilere sistematik, sayısallaştırılmış ve tutarlı bir değerlendirme çerçevesi sunar [12]. Özellikle kriterlerin ağırlıklandırılması ve alternatiflerin önceliklendirilmesi, bu yöntemlerin karar kalitesi üzerindeki etkisini artırmaktadır.

Bu kapsamda ilk olarak Analitik Hiyerarşi Süreci (AHP), karar problemlerini çok katmanlı hiyerarşik yapılara dönüştürerek, ikili karşılaştırmalarla kriterler arası öncelikleri belirler [13, 14]. AHP, karar vericinin sezgisel yargılarını sayısal hale getirerek tutarlılık oranı (CR) ile değerlendirme güvenilirliğini test eder [15].

Analitik Ağ Süreci (AAS) ise AHP'nin geliştirilmiş versiyonu olarak, karar unsurları arasındaki bağımlılık ve geri besleme ilişkilerini dikkate alır [16, 17]. Özellikle savunma sanayi gibi çok değişkenli sistemlerde, AAS'nin sunduğu süper matris yaklaşımı, sistemsel ilişkileri kapsamlı şekilde analiz etme imkânı sunar [18].

İdeal Çözüme Benzerliğe Göre Sıralama Tekniği (TOPSIS-Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution), alternatifleri ideal ve negatif-ideal çözümlere olan geometrik uzaklıklarına göre sıralayarak karar vermeye olanak tanır [19,20]. Çok kriterli optimizasyon ve uzlaşık çözüm (VIKOR-Vise Kriterijumska Optimizacija I Kompromisno Resenje) ise karar vericiler arasında uzlaşma sağlamayı amaçlayan bir kompromis çözüm yaklaşımıdır [21]. Bu yöntemler, savunma projelerinde farklı performans göstergeleri arasında denge kurmada kullanılır [22].

PROMETHEE (Preference Ranking Organization Method for Enrichment Evaluation) ve ELECTRE (Elimination and Choice Translating Reality English) yöntemleri ise tercih fonksiyonları ve üstünlük analizine dayalı çok kriterli sıralama teknikleridir [23, 24]. Her iki yöntem, alternatifler arası göreceli üstünlük ilişkilerini dikkate alarak karar sürecine çok boyutlu bir bakış kazandırır.

Bir diğer sezgisel yaklaşımlardan biri olan MOORA (ulti-Objective Optimization on the basis Ratio Analysis), fayda ve maliyet kriterlerini ayırarak, normalize edilmiş oran analizine dayalı bir sıralama sunar [25]. DEMATEL (The Decision Making Trial and Evaluation Laboratory) ise sistemdeki karar faktörleri arasındaki nedensellik ilişkilerini analiz ederek yapısal modelleme imkânı sağlar [26, 27]. ORESTE (Organisation, rangement et synthèse de données relationnelles), nitel verilerin ağırlıklı sıralamalara dönüştürülmesini sağlayan ilişkisel bir yöntemken [28], SWARA, uzman yargılarına dayalı adım adım ağırlıklandırma süreci ile öznel kriter önemlerinin belirlenmesini kolaylaştırır [29].

UTADIS (Utilities Additives Discriminantes) ve FLOWSORT (Flow Sorting method), alternatiflerin önceden tanımlanmış kategorilere atanmasına dayanan sınıflandırma temelli yöntemlerdir [30, 31]. Bu yöntemler, savunma sanayi projelerinde özellikle risk seviyelerine göre gruplanacak alternatiflerin değerlendirilmesinde kullanışlıdır.

DELPHI yöntemi, uzman görüşlerinin anonim ve iteratif şekilde bir araya getirilmesini sağlayarak, kolektif öngörü geliştirme amacı taşır [32, 33]. Özellikle uzun vadeli stratejik planlama ve teknoloji öngörüsü çalışmalarında etkilidir [34].

LINMAP (LINEar programming technique for Multidimensional Analysis of Preference), alternatiflerin çok boyutlu tercih uzayında en ideal noktaya olan uzaklıklarını minimize etmeye yönelik doğrusal programlama tabanlı bir yaklaşımdır [35], CRITIC (Criteria

Tablo 1. Benzer Literatür Çalışmaları Özeti (Summary of Similar Literature Studies)

Yazar(lar)	Yıl	Araştırma Amacı / Problemi	Araştırma Deseni / Yöntemi	Çalışma Alanı / Örneklem	Kullanılan Yöntem / Analiz Aracı	Veri Analiz Yaklaşımı	Temel Bulgular ve Sonuçlar
Karaoğlu [22]	2016	Lojistik sektöründe tedarikçi seçimi sürecinde en uygun alternatifi belirlemek	Nicel – Karar verme modeli	Lojistik firmaları / alternatif tedarikçiler	VIKOR yöntemi	ÇKKV skor hesaplama, duyarlılık analizi	VIKOR yöntemi, çok kriterli karar destek sistemlerinde etkin; alternatifler sıralanmış ve en uygun tedarikçi belirlenmiştir.
Stević et al. [37]	2020	Sürdürülebilir tedarikçi seçimi için yeni bir MCDM (MARCOS) yöntemi önermek	Model geliştirme – Nicel	Gerçek endüstriyel tedarikçi verileri	MARCOS + CRITIC entegrasyonu	Fayda katsayısı, ideal çözüm oranı	MARCOS yöntemi güçlü kararlılık sergilemiştir; diğer ÇKKV yöntemleriyle uyumlu sonuçlar üretmiştir.
Erdoğan & Aydın [38]	2024	Sigorta şirketlerinin finansal performansını çok kriterli karar verme yöntemiyle değerlendirmek	Uygulamalı araştırma	BİST’te işlem gören 5 sigorta şirketi	MARCOS metodu	CRITIC ile ağırlıklandırma, MARCOS ile sıralama	En yüksek performansa sahip şirket belirlenmiş; MARCOS yönteminin finansal analizlerde kullanılabilirliği gösterilmiştir.
Diakoulaki et al. [36]	1995	Kriterler arası korelasyonu dikkate alan nesnel ağırlıklandırma metodu geliştirmek	Teorik model	–	CRITIC yöntemi	İstatistiksel varyans ve korelasyon	Kriter ağırlıklarını nesnel biçimde hesaplamıştır; bilgi örtüşmesini azaltmıştır.
Srinivasan & Shocker [35]	1973	Çok boyutlu tercihlerde doğrusal programlama ile analiz yöntemi geliştirmek	Teorik – Yöntem geliştirme	–	Lineer programlama modeli	Matematiksel optimizasyon	ÇKKV ve LP entegrasyonu kavramsallaştırılmış, daha sonra birçok modelin temelini oluşturmuştur.
Han, Kamber & Pei [39]	2012	Veri madenciliği ve sınıflandırma tekniklerini karar destek süreçlerine entegre etmek	Kavramsal + Deneyisel	Veri kümeleri, eğitim örnekleri	K-Means, sınıflandırma algoritmaları	Kümeleme, veri madenciliği analizi	K-Means, karar destek sistemlerinde veri gruplama için etkin; yüksek boyutlu verilerde başarılı sonuçlar sağlamıştır.
Kantemir [40]	2025	Projelerin çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirilmesi	Uygulamalı araştırma	Savunma Sanayii	MARCOS + CRITIC entegrasyonu	CRITIC ile ağırlıklandırma, MARCOS ile sıralama	ÇKKV ile proje karmaşıklıkları hesaplanmış, LP entegrasyonu ile iş yükü optimizasyonu modeli oluşturulmuştur.

Tablo 2. Sınıflandırma ve Kümeleme Yöntemlerine İlişkin Literatür Özeti
(Literature Review on Classification and Clustering Methods)

Yazar(lar)	Yıl	Araştırma Amacı / Problemi	Yöntem / Yaklaşım	Uygulama Alanı / Örneklem	Analiz Yaklaşımı	Temel Bulgular ve Katkıları
Han, Kamber & Pei	2012 [39]	Veri madenciliği yöntemlerinin karar destek sistemlerine entegrasyonu	Kavramsal ve uygulamalı inceleme	Büyük ölçekli veri kümeleri	K-Means, sınıflandırma, ilişkilendirme	Veri madenciliği yöntemlerinin KDS süreçlerinde bilgi keşfini kolaylaştırdığı, kümeleme ile veri yapısının anlamlı biçimde özetlenebildiği gösterilmiştir.
Jain	2010 [41]	K-Means yönteminin 50 yıllık evrimini incelemek	Derleme (review) çalışması	K-Means ve varyant algoritmalar	K-Ortalamlar (K-Means)	K-Means'in hız ve sadelik avantajı vurgulanmış, büyük veri uygulamalarında ölçeklenebilir çözümler sunabildiği belirtilmiştir.
Bishop	2006 [42]	Makine öğrenmesi yöntemlerinin örüntü tanımada kullanımı	Kavramsal ve deneysel çalışma	Denetimli / denetimsiz veri setleri	Sınıflandırma ve kümeleme	Makine öğrenmesi algoritmalarının farklı veri yapılarında genelleme başarısı değerlendirilmiştir; ANN ve SVM performansı karşılaştırılmıştır.
Lessmann et al.	2015 [43]	Kredi skorlama için sınıflandırma algoritmalarının karşılaştırılması	Karşılaştırmalı deneysel analiz	Finansal veriler	Lojistik Regresyon, Karar Ağaçları, Random Forest	Random Forest ve SVM'in yüksek doğruluk oranı gösterdiği, veri dengesizliği durumlarında dayanıklı olduğu bulunmuştur.
Hosmer & Lemeshow	2000 [44]	Olay olasılıklarını modellemek için lojistik regresyonun geliştirilmesi	Nicel / istatistiksel modelleme	Sağlık ve sosyal bilim verileri	Lojistik regresyon	Lojistik regresyonun yorumlanabilirliği ve düşük veri gereksinimi nedeniyle küçük örneklem için uygun olduğu vurgulanmıştır.
Cortes & Vapnik	1995 [45]	SVM'in teorik temellerini ortaya koymak	Matematiksel modelleme	Yüksek boyutlu veri kümeleri	Destek Vektör Makineleri (SVM)	SVM, doğrusal olmayan karar sınırlarını tanımlamada yüksek başarı göstermiştir.
John & Langley	1995 [46]	Bayes sınıflayıcılarda sürekli değişkenlerin tahmini	Deneysel modelleme	Bayes temelli veri kümeleri	Naive Bayes	Naive Bayes'in yüksek hız ve düşük hesaplama maliyetiyle metin madenciliğinde avantaj sağladığı bulunmuştur.
Breiman	2001 [47]	Ansambıl öğrenme yöntemleriyle model performansını artırmak	Model geliştirme	Büyük veri kümeleri	Random Forest	Çoklu karar ağaçlarının entegrasyonu ile aşırı öğrenme (overfitting) riski azaltılmıştır.
McLachlan & Peel	2000 [48]	Veri kümelerini olasılıksal modellerle temsil etmek	İstatistiksel modelleme	Karma dağılımlı veri kümeleri	Gaussian Mixture Models (GMM)	GMM'in yumuşak kümeleme yeteneği ve esnekliği vurgulanmıştır.

Importance Through Intercriteria Correlation) ise kriterlerin varyans ve korelasyon analizine dayalı nesnel ağırlıklandırılmasını sağlar [36]. Son olarak, MARCOS (Measurement Alternatives and Ranking according to COmpromise Solution) yöntemi hem ideal hem anti-ideal çözümlere göre fayda oranlarını değerlendirerek daha dengeleyici bir sıralama sistemi sunar [37, 38]. MARCOS, karar vericilere alternatifleri daha geniş bir bağlamda değerlendirme olanağı tanır.

Tüm bu yöntemler, savunma sanayi projelerinde sistem seçimi, teknoloji entegrasyonu, tedarikçi analizi ve stratejik önceliklendirme gibi karar alanlarında kullanılabilirliği yüksek, hesaplanabilir ve gerçekleştirilebilir kararlar üretmeye imkân tanımaktadır. Ayrıca bu yöntemler, karar vericilere farklı kriterlerin ağırlıklarını değerlendirip objektif sıralamalar elde etme imkânı tanır. Savunma, enerji, üretim, sağlık ve finans gibi alanlarda yaygın biçimde uygulanmakta olup [12, 13], özellikle savunma sanayii proje önceliklendirme, teknoloji seçimi ve tedarikçi değerlendirme konularında önemli katkılar sağlamaktadır [22, 37, 38]. Tablo 1'de, çalışmada kullanılan yöntemlere benzer biçimde literatürde yer alan başlıca araştırmaların kapsamı ve temel bulguları özetlenmiştir.

Diğer ÇKKV yöntemleri, kapsamlı biçimde incelenmiş ve mevcut çalışmanın yapısına en uygun olan model belirlenmiştir. AHS, AAS ve SWARA gibi yöntemler uzman yargılarına dayanması nedeniyle karar sürecinde öznel unsurlar barındırmakta; DELPHI yöntemi nitel uzman görüşü toplama süreci olarak nicel analizlere kıyasla sınırlı

kalmaktadır. TOPSIS ve VIKOR yöntemleri etkili sıralama araçları olsa da kriterler arası etkileşimi sınırlı düzeyde ele almaktadır. DEMATEL, sistem ilişkilerini analiz etmede güçlü bir yöntem olmakla birlikte doğrudan sıralama işlevi sunmamaktadır. Savunma sanayii projelerinin çok boyutlu ve bağımlı kriter yapısı, karar verme sürecinde nesnel, sistematik ve veri temelli yöntemlerin kullanılmasını gerektirmektedir. Bu bağlamda, CRITIC-MARCOS modeli, hem kriter ilişkilerini dikkate alması hem de alternatifleri çok boyutlu biçimde değerlendirme kapasitesiyle, savunma sanayii projelerinin yapısal karmaşıklığına en uygun analitik çerçeveyi sağlamaktadır. CRITIC yöntemi, kriterler arasındaki ilişkiyi ve bilgi yoğunluğunu dikkate alarak ağırlıkları objektif biçimde belirlemekte, böylece karar sürecinde denge ve güvenilirlik sağlamaktadır. MARCOS yöntemi ise, alternatifleri ideal ve anti-ideal çözümlerle karşılaştırarak kapsamlı bir sıralama olanağı sunmakta ve çok kriterli karar verme problemlerinde bütüncül bir analiz çerçevesi oluşturmaktadır. Bu iki yöntemin entegrasyonu, kriter ağırlıklarının nesnel olarak belirlenmesiyle birlikte projelerin sistematik biçimde değerlendirilmesine ve karar vericilere güçlü bir analitik dayanak sağlanmasına imkân tanımaktadır.

2.4. Kriter Ağırlıklandırma Yaklaşımları (Criterion Weighting Approaches)

Kriter ağırlıkları, karar modellerinin duyarlılığını ve sıralama sonuçlarını doğrudan etkileyen kritik bileşenlerdir. Ağırlıklandırma yaklaşımları temelde ikiye ayrılır:

- Öznel yöntemler – karar verici görüşlerine dayanır (örneğin AHP, SWARA, BWM),
- Nesnel yöntemler – verinin varyans, entropi veya korelasyon özelliklerinden yararlanır (örneğin ENTROPY, CRITIC, MEREC).

Bu çalışmada kullanılan CRITIC yöntemi [36], her kriterin ayırt ediciliğini (standart sapma) ve kriterler arası korelasyonu (bilgi örtüşmesi) dikkate alarak nesnel ağırlıklar üretir. CRITIC, karar verici öznelliğini azaltmak ve veri temelli analiz sağlamak için yaygın biçimde kullanılmaktadır. Literatürde sürdürülebilir tedarikçi seçimi [37], finansal performans analizi [38] ve proje değerlendirme gibi alanlarda da başarıyla uygulanmıştır.

2.5. Sınıflandırma ve Kümeleme Yöntemleri (Classification and Clustering Methods)

Veri madenciliği ve makine öğrenmesi alanlarında yaygın olarak kullanılan sınıflandırma ve kümeleme yöntemleri, büyük ölçekli veri setlerinin analizinde ve KDS'lerin geliştirilmesinde kritik bir rol üstlenmektedir. Sınıflandırma, önceden etiketlenmiş verilerle çalışarak yeni gözlemlerin belirli sınıflara atanmasını sağlar ve bu yönüyle denetimli öğrenme (supervised learning) kapsamında değerlendirilir [39]. Öte yandan, kümeleme, etiketlenmemiş verileri benzerliklerine göre gruplandırmayı amaçlayan bir denetimsiz öğrenme (unsupervised learning) yöntemidir [41, 42].

Sınıflandırma yöntemleri, özellikle öngörülse modelleme, risk değerlendirme ve otomatik KDS'lerin geliştirilmesinde yaygın olarak kullanılmaktadır [43]. Tablo 2'de, veri madenciliği ve makine öğrenmesi alanlarında kullanılan temel sınıflandırma ve kümeleme yöntemlerine ilişkin literatürde öne çıkan çalışmalar özetlenmiştir. Bu yöntemler, karar destek sistemlerinin geliştirilmesinde yaygın olarak kullanılan analitik araçları temsil etmektedir.

Büyük ölçekli proje portföylerinde benzer nitelikteki projeleri sınıflandırmak, kaynak yönetimi açısından büyük avantaj sağlamaktadır [39]. Literatürde bu amaçla K-Means, GMM, hiyerarşik kümeleme gibi yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir [41, 49]. Han, Kamber ve Pei [39], veri madenciliği tabanlı kümeleme yaklaşımlarının karar destek sistemlerine entegrasyonunu önermiştir. Benzer biçimde Jain [41], K-Means algoritmasının 50 yıllık gelişimini inceleyerek büyük veri ortamlarında portföy sınıflandırması için güçlü bir temel oluşturmuştur.

Bu çalışmada kümeleme yöntemi olarak K-Means algoritması seçilmiştir. Bu tercih, verinin sayısal ve ölçeklenmiş yapısı ile modelin amaçları arasındaki metodolojik uyumdan kaynaklanmaktadır. K-Means, Öklidyen uzaklık temelli yapıyla sürekli değişkenler için uygun, hızlı yakınsayan ve büyük ölçekli veri kümelerinde hesaplama açısından verimli bir algoritmadır. Bu özellikleri sayesinde yüksek boyutlu proje portföylerinde kümeler hızlı, tutarlı ve tekrarlanabilir biçimde belirlenebilmiştir. Yöntemin bir diğer avantajı, çıktıların doğrusal programlama tabanlı iş gücü dengeleme modeline doğrudan aktarılabilmesidir. Alternatif yaklaşımlar olan DBSCAN, GMM veya Fuzzy C-Means, parametre duyarlılıkları ve olasılıksal yapıları nedeniyle daha karmaşık yorum ve ek karar kuralları gerektirirken, K-Means açık küme sınırları ve yorumlanabilir merkezleriyle karar destek sistemlerine doğrudan entegrasyon sağlamaktadır. Bu nedenlerle K-Means, hem metodolojik uygunluk hem de uygulama kolaylığı açısından çalışma için en uygun kümeleme tekniği olarak değerlendirilmiştir.

2.6. Optimizasyon Modelleri (Optimization Models)

Optimizasyon, belirli kısıtlar altında bir hedefin en iyi şekilde gerçekleştirilmesini amaçlayan matematiksel bir yaklaşımdır. Bu

sayede sistem performansı maksimize edilir veya maliyet gibi değişkenler minimize edilerek kaynak kullanımı verimli hale getirilir [50]. Her optimizasyon problemi üç bileşenden oluşur: amaç fonksiyonu, kısıtlar ve karar değişkenleri [51]. Global optimum tüm çözüm uzayındaki, yerel optimum ise belirli bir bölgedeki en iyi sonucu temsil eder [52].

Farklı problem türlerine yönelik çeşitli optimizasyon yaklaşımları geliştirilmiştir. Doğrusal optimizasyon, amaç ve kısıtların doğrusal olduğu durumlarda kaynak tahsisi ve üretim planlamasında etkili sonuçlar verir [53]. Doğrusal olmayan optimizasyon, karmaşık yapıları fonksiyonlar için iteratif teknikler gerektirir [54]. Tamsayılı optimizasyon, yalnızca tamsayı karar değişkenlerinin kullanıldığı lojistik ve ağ planlama problemlerinde yaygındır [55]. Kombinatoriyal optimizasyon, büyük ama sonlu çözüm uzaylarında en uygun alternatifi seçimini hedefler; ağ tasarımı ve çizelgelemede sıkça kullanılır [56]. Konveks optimizasyon ise global optimum garantisini sunarken, konveks olmayan yapılar çoklu yerel çözümler nedeniyle daha zorlu bir süreç gerektirir [52].

Bu model türleri, ÇKKV sistemlerinin hesaplama altyapısını oluşturarak, özellikle büyük ölçekli veri setlerinin yer aldığı savunma sanayii gibi alanlarda kararların analitik temellere dayanmasını sağlar.

2.7. Veri Standardizasyonu ve Normalizasyon Teknikleri (Data Standardization and Normalization Techniques)

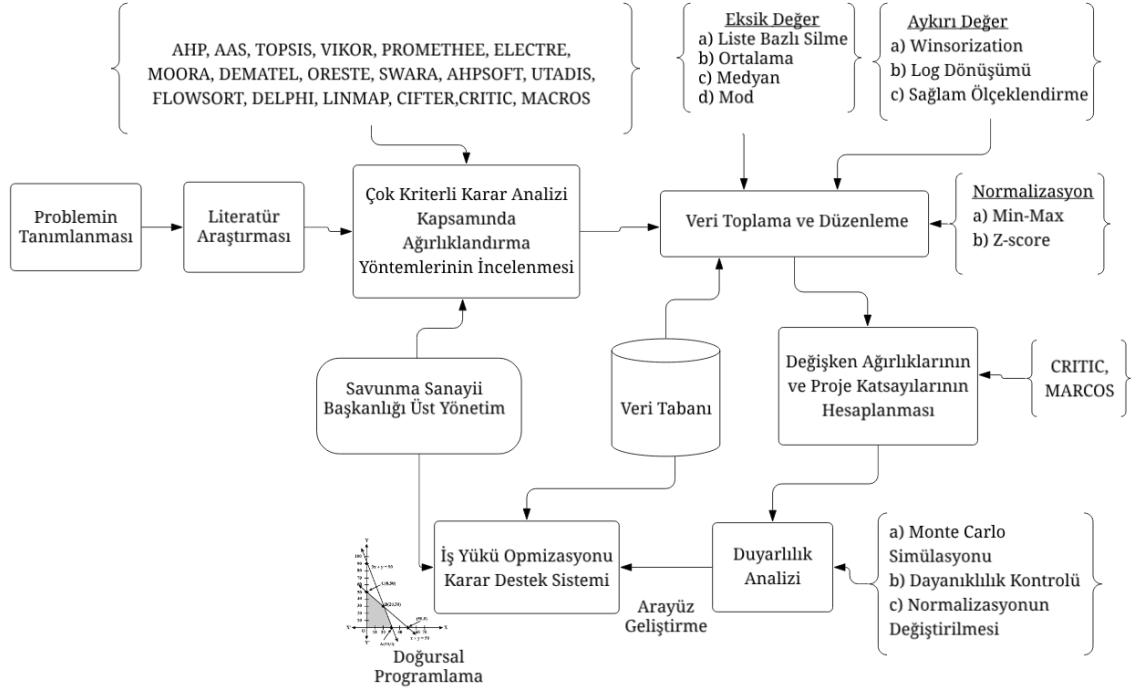
ÇKKV yöntemlerinde, farklı ölçeklerdeki kriterlerin karşılaştırılabilir hale getirilmesi veri standardizasyonu ve normalizasyonu ile sağlanır. Bu adım, karar sürecinde objektiflik ve analitik tutarlılığın temelini oluşturur [39]. Kriterlerin farklı ölçüm birimlerine veya değişkenlik düzeylerine sahip olması yanlılık yaratabileceğinden, verilerin ortak ölçeğe dönüştürülmesi analiz doğruluğunu artırır ve subjektif yargıların etkisini azaltır [42].

Veri ön işleme sürecinde kullanılan başlıca normalizasyon yöntemleri, analiz güvenilirliği açısından kritik öneme sahiptir. Min-Maks yöntemi verileri [0,1] aralığına ölçeklendirerek yorumlamayı kolaylaştırır. Z-skor standardizasyonu ortalamadan sapmaları dikkate alır ve değişkenler arası karşılaştırmayı güçlendirir. Vektör normalizasyonu, her değeri ilgili vektörün büyüklüğüne oranlayarak çok boyutlu karşılaştırmalarda avantaj sağlar. Logaritmik ve ters dönüşümler, çarpık dağılımları simetrik hale getirirken; robust skalama, medyan ve çeyrekliklere dayalı olarak aykırı değer etkisini azaltır. Desimal ölçekleme ve Max-Abs yöntemleri büyük veri setlerinde işlem kolaylığı sunar. Nominal, sıralı ve binerleştirme teknikleri kategorik verilerin sayısallaştırılmasını sağlar. Ayrıca, IQR ve yüzdelik skor normalizasyonu, veri dağılımı dengesini korumada etkilidir.

Literatürde, farklı normalizasyon yaklaşımlarının (ör. min-maks, z-skor, vektör) alternatif sıralamaları önemli ölçüde değiştirebildiği belirtilmektedir [37, 38]. Özellikle MARCOS yöntemi, ideal ve anti-ideal referanslara göre fayda katsayısı hesapladığından, normalizasyon seçimine duyarlıdır [37]. Bu nedenle birçok çalışmada birden fazla yöntem denenip duyarlılık analizi yapılmaktadır. Bu araştırmada da min-maks ve z-skor yaklaşımları karşılaştırılarak sıralama istikrarı incelenmiştir.

2.8. Savunma ve Kamu Projelerinde Benzer Uygulamalar (Similar Applications in Defense and Public Projects)

Savunma sanayii ve kamu sektörü, yüksek bütçeli ve çok paydaşlı projeler nedeniyle belirsizlik düzeyi yüksek ortamlardır. Literatürde, bu tür ortamlarda ÇKKV tabanlı önceliklendirme modellerinin yaygın olarak kullanıldığı görülmektedir. Karaoğlu [22] lojistik sektöründe



Şekil 1. Çalışmada uygulanan metodoloji (The methodology applied in the study)

VIKOR yöntemiyle proje seçimi yapmış; Stević vd. [37] MARCOS yöntemiyle sürdürülebilir tedarikçi seçimini incelemiştir. Zavadskas ve Turskis'in çalışmalarında hibrit MCDM yaklaşımlarıyla kamu yatırımlarının portföy önceliklendirmesi yapılmıştır. Ayrıca, savunma projelerinin risk ve stratejik katkı kriterlerine göre sıralandığı AHP–VIKOR entegrasyonlu modeller [21, 22, 37] de literatürde mevcuttur.

Ancak bu çalışmaların çoğu, elde edilen skorları kaynak tahsis optimizasyonu ile bütünleştirmemiştir. Mevcut çalışma, literatürdeki bu boşluğu doldurarak ÇKKV ile elde edilen karmaşıklık skorlarını doğrudan iş gücü dengeleme (LP) modeline entegre etmektedir. Ayrıca ÇKKV yöntemleri, karar destek sürecinde optimizasyonla bütünleştğinde, kaynak tahsisini çok boyutlu şekilde yönetmek mümkün hale gelir. Bu iki aşamalı yaklaşım genellikle ÇKKV yöntemiyle öncelik/puanlama, ardından LP veya ILP modelleriyle kaynak tahsisi veya portföy seçimi olarak uygulanır. Bu entegrasyonun ilk örneklerinden biri, Srinivasan ve Shocker [35] tarafından geliştirilmiştir. Daha sonra farklı endüstrilerde proje portföy yönetimi, üretim planlama ve kaynak dengeleme gibi konularda da geniş biçimde kullanılmıştır [50–53].

Savunma sanayii bağlamında ise Stević vd. [37], MARCOS yöntemi tedarik planlama süreciyle bütünleştirerek MARCOS–LP yapısını önermiştir. Bu çalışma da benzer biçimde CRITIC–MARCOS–K-Means–LP bileşimini bir arada kullanarak özgün bir karar destek çerçevesi sunmaktadır. Bu bulgular ışığında, izleyen bölümde önerilen modelin yapısı ve uygulama adımları ayrıntılı olarak sunulmaktadır

3. Yöntem (Method)

Savunma sanayii projeleri için geliştirilen analitik model kapsamında öncelikle kapsamlı bir veri analizi yürütülmüş olup, projelerin mevcut veri yapıları temel alınarak karmaşıklık katsayıları hesaplanmıştır. Bu katsayılar, iş yükünün optimizasyonunu hedefleyen bir KDS'nin temel girdilerini oluşturmuştur. Çalışmanın uygulama metodolojisi,

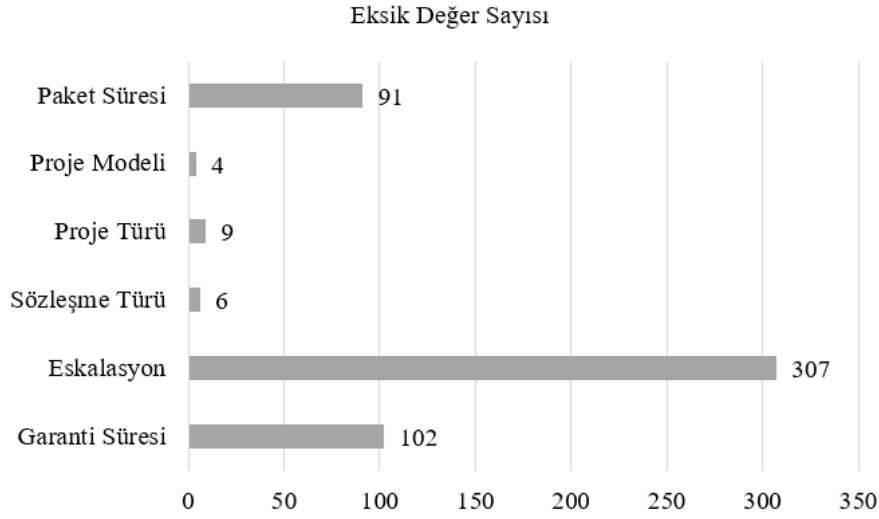
Şekil 1'de ifade edildiği üzere; mevcut durum analizi çerçevesinde problem tanımlama, literatür taraması, veri toplama süreci ve elde edilen verilerin sistematik olarak düzenlenmesi, değişken ağırlıklarının belirlenmesi, proje karmaşıklık katsayılarının hesaplanması, oluşturulan modelin doğruluğunu teyit etmek amacıyla duyarlılık analizinin yapılması ve son olarak iş yükü optimizasyonuna yönelik KDS'nin geliştirilmesi aşamalarından oluşmaktadır.

Bu çalışmada kullanılan veri seti, SSB projeleri kapsamında, ilgili birimlerin izinleri ve gizlilik ilkeleri doğrultusunda elde edilmiştir. Verilerin kullanımı, etik kurallar ve veri güvenliği standartları çerçevesinde gerçekleştirilmiş ve veriler anonimleştirilmiştir. Veri seti, SSB tarafından yürütülen aktif projelere ait çoklu ilişkisel tablolardan türetilmiş, çeşitli niteliksel ve niceliksel değişkenleri içerecek biçimde yapılandırılmıştır. Toplamda 786 proje gözleminde oluşan veri seti, proje süreci ve içeriğine dair çeşitli boyutları temsil eden 28 değişkeni kapsamaktadır. ÇKKV sürecinde kriter ağırlıkları, CRITIC (Criteria Importance Through Intercriteria Correlation) yöntemi ile hesaplanmıştır. Projelerin göreceli karmaşıklık seviyelerini hesaplamak amacıyla MARCOS (Measurement of Alternatives and Ranking according to Compromise Solution) yöntemi kullanılmıştır. Projelerin karmaşıklık katsayılarına göre gruplandırılması amacıyla K-Means algoritması kullanılmıştır.

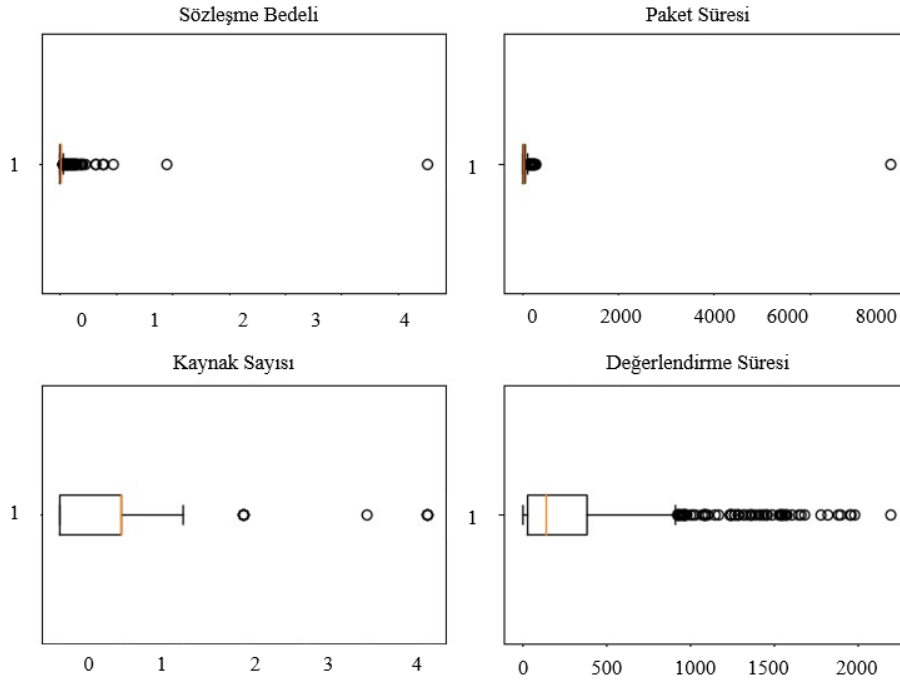
Modelin duyarlılığı ve güvenilirliği, farklı normalizasyon ve ağırlıklandırma yöntemleri (örneğin Z-score, decimal scaling) ile karşılaştırmalı olarak test edilmiştir. Ayrıca, aykırı değerlerin analiz ve baskılama sonrası veri setine etkisi değerlendirilerek analiz sonuçlarının istikrarı sağlanmıştır.

3.1. Problemin Tanımı (Problem Definition)

Savunma sanayii projelerinin planlanması, yürütülmesi ve izlenmesinden sorumlu olan ilgili kamu kurumu, sektörde merkezi bir rol üstlenmektedir. Günümüzde bu kurum bünyesinde, kapsam ve nitelik açısından çeşitlilik gösteren 1000'i aşkın proje



Şekil 2. Eksik Değerler (Missing Values)



Şekil 3. Aykırı Değerler Dağılımı (Distribution of Outliers)

yürütülmektedir. Projelerin farklı bütçe ve süre yapıları ile yönetilmesi, her biri için özel ekip ve kaynak planlamasını gerekli kılmaktadır. Bu yapısal ve sayısal çeşitlilik, proje yönetiminde çeşitli operasyonel zorlukları da beraberinde getirmektedir. Aşağıda bu zorluklar dört temel başlık altında özetlenmiştir.

3.1.1. Ölçeklendirme (Scaling)

Projeler arasındaki büyüklük ve kapsam farklılıkları, SSB proje portföyünün geniş bir yelpazede faaliyet gösterdiğini ve her bir projenin benzersiz özelliklere sahip olduğunu göstermektedir. Bu farklılıklar standart bir planlama modeli kullanmanın yetersiz kalmasına neden olmaktadır. Küçük projeler hızlı ve esnek bir şekilde yönetilebilirken, büyük projeler daha karmaşık planlama ve yönetim stratejilerini gerektirebilir. Bu nedenle, projeler arasındaki bu

büyüklük ve kapsam farklılıklarının, nicel temellere dayalı bir şekilde ölçeklenebilir olması ihtiyacı doğmaktadır.

3.1.2. Takvim yönetimi (Schedule management)

Proje takvimlerindeki değişkenlikler ve takvim gecikmeleri, SSB'nin yönettiği projelerin dinamik ve karmaşık doğasından kaynaklanan yaygın bir zorluktur. Bu durum, projelerin başlangıcında belirlenen takvimlerin, proje ilerledikçe karşılaşılan tasarım değişiklikleri, tedarik zinciri sorunları, kaynak kısıtlamaları, teknik sorunlar veya dışsal faktörler gibi nedenlere dayanabilir. Bu nedenle, proje takvimlerinin, mevcut proje portföyünde elde edilen tecrübeler eşliğinde gerçekçi bir şekilde tahmin edilebilmesi ve dinamik olarak güncellenmesi, proje yönetiminde potansiyel bir alan olarak ortaya çıkmaktadır.

3.1.3. Bütçe ve kaynak yönetimi (Budget and resource management)

Projelerin farklı mali kaynaklara ve para birimlerine dayalı olarak finanse edilmesi, bütçe planlamasında önemli zorluklar doğurmaktadır. Özellikle büyük ölçekli projelerde, bütçe tahminlerinin dinamik olarak güncellenmesi ve kaynakların optimize edilmesi gerekmektedir. Ekonomik dalgalanmalar, tedarik zinciri kesintileri ve döviz kuru değişimleri gibi dışsal faktörler, bütçe yönetiminde belirsizlik yaratmaktadır. Kaynakları etkin bir şekilde yönetmek, sıralamak ve önceliklendirmek için KDS ve niceliksel analiz araçları gibi stratejik yönetim araçlarının kullanılması bu zorlukların üstesinden gelmede yardımcı olacaktır.

3.1.4. İnsan kaynakları yönetimi (Human resources management)

Savunma projelerinde görev alan personelin etkili yönetimi, başarıya doğrudan etki eden bir diğer faktördür. Her bir projenin ihtiyaç duyduğu uzmanlık alanları ve insan kaynağı farklılık göstermektedir. Mevcut yapıda, bir personel birden fazla projede görev alabilmekte, bu da iş yükü dengesizliğine ve performans risklerine yol açabilmektedir. Personel yükünün doğru şekilde tespit edilmesi, istihdam politikalarının buna göre şekillendirilmesi ve projeler arası rotasyon sistemlerinin dengeli biçimde uygulanması, insan kaynağının verimli kullanımı destekleyecektir. Bu durum insan kaynaklarının nesnel ölçütlerle değerlendirilmesini sağlayacak KDS'ye duyulan ihtiyacı artırmaktadır.

3.2. Veri Toplama ve Ön İşleme (Data Collection and Preprocessing)

Veri toplama sürecinde, SSB'ye ait aktif projelere ilişkin bilgiler analiz edilmiş ve her proje için çok boyutlu değişkenleri içeren kapsamlı bir veri seti oluşturulmuştur. Bu veri seti, PostgreSQL altyapısı kullanılarak çeşitli ilişkisel tablolardan elde edilen verilerin bütünleştirilmesiyle hazırlanmıştır.

3.2.1. Eksik veri analizi (Missing data analysis)

Veri seti kapsamında gerçekleştirilen ön analizler sonucunda bazı değişkenlerde eksik verilerin bulunduğu tespit edilmiş olup, bu eksikliklerin dağılımı Şekil 2'de görsel olarak sunulmuştur.

Eksik veri analizi, değişken düzeyinde sistematik olarak gerçekleştirilmiş; eksiklik oranları hesaplanarak uygun işlem stratejileri belirlenmiştir. En yüksek eksiklik oranı %39,06 ile eskalasyon durumu değişkeninde gözlenmiş, model açısından kritik olmadığı değerlendirildiği için veri setinden çıkarılmıştır. Orta

düzeyde eksiklik (%12,98) ve uç değer sorunu barındıran garanti süresi değişkeninde, proje türü ile anlamlı ilişki tespit edilmiş ve eksik gözlemler, proje türüne göre hesaplanan medyan değerlerle tamamlanmıştır.

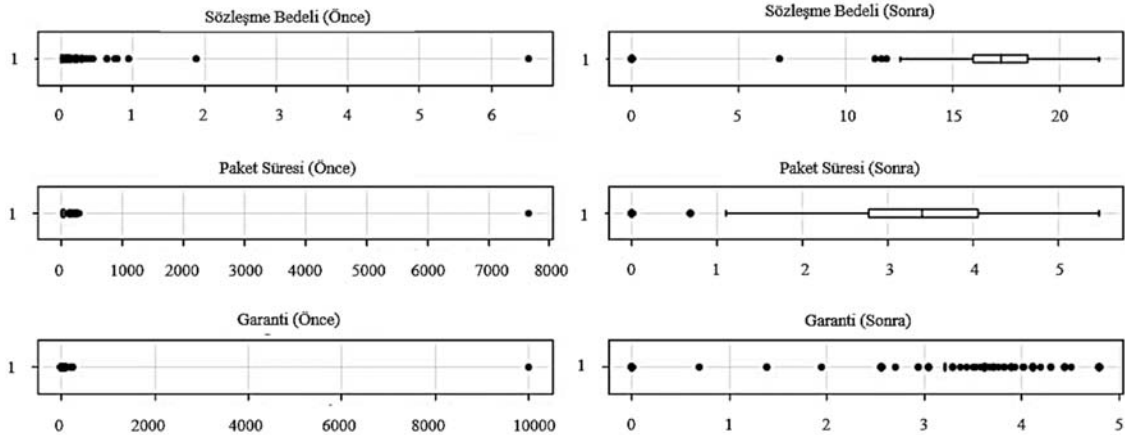
Diğer değişkenlerde gözlenen daha düşük oranlardaki eksiklikler için ise korelasyon analizleri yapılmış, anlamlı ilişkiler temelinde en sık karşılaşılan ya da grup içi medyan değerler kullanılarak eksik veriler tamamlanmıştır. Bu süreçte, veri bütünlüğünü korumak ve analizlerin güvenilirliğini artırmak amacıyla sistematik, ilişki temelli bir yaklaşım benimsenmiştir.

3.2.2. Aykırı değer analizi (Outlier analysis)

Eksik verilerin yanı sıra, veri setinde bazı değişkenlerde çarpık dağılımlar ve aykırı değerler de gözlemlenmiştir. Özellikle bedel ve süreleri içeren değişkenlerde sağa çarpık yapılar ve uç değerler, analizlerin güvenilirliğini olumsuz etkileyebilecek potansiyel sapmalara işaret etmektedir. Bu nedenle hem tek değişkenli hem de çok değişkenli yöntemlerle aykırı değer analizi gerçekleştirilmiştir. Tek değişkenli analizde IQR ve Z-skoru yöntemleri kullanılmış; belirli değişkenlerde çok sayıda aykırı gözlem tespit edilmiştir. Örneğin, garanti süresi ve kaynak sayısı değişkenlerinde yüksek sayıda uç değer bulunmuş, sözleşme bedeli gibi değişkenlerde ise Z-skoru daha uç noktaları belirlemede etkili olmuştur. Bu bulgular, kutu grafikleriyle görselleştirilmiş ve dağılımlardaki sağ kuyruk eğilimleri açıkça ortaya konmuştur.

Çok değişkenli analiz kapsamında Mahalanobis mesafesi ve Isolation Forest algoritmaları kullanılmıştır. Mahalanobis yalnızca birkaç gözlemi aykırı olarak tanımlarken, daha esnek çalışan Isolation Forest daha fazla projeyi olağandışı sınıflandırmıştır. Bu durum, geleneksel yöntemlerin dağılım varsayımlarına duyarlılığını, makine öğrenmesi temelli yaklaşımların ise daha uyarlanabilir olduğunu göstermektedir.

Aykırı değerlerin analizi sırasında, bu değerlerin geçerli varyasyonlar mı yoksa veri hataları mı olduğu değerlendirilmiştir. Yüksek sözleşme bedelleri büyük ölçekli projelerle ilişkilendirilerek korunmuş; buna karşılık, garanti süresi gibi değişkenlerdeki uç değerler sistematik hatalar olarak değerlendirilip düzeltilmiştir. Bu kapsamda, %1–%99 persentil aralığında Winsorization, logaritmik dönüşüm ve medyan temelli ölçekleme (RobustScaler) uygulanmıştır. Bazı kategorik değişkenlerde ise aykırı değerler bağımsız kategoriler olarak tanımlanarak modele bağlamsal ayırt edicilik kazandırılmıştır. Bu stratejiler sayesinde veri seti daha dengeli ve analizlere uygun hale getirilmiş, uç değer kaynaklı sapmalar azaltılmış ve modelleme doğruluğu artırılmıştır. Sonuçlar Şekil 4'te görselleştirilmiştir.



Şekil 4. Aykırı Değer Baskılama Sonuçları (Results of Outlier Suppression)

3.2.3. Veri normalizasyonu (Data normalization)

Veri analizi ve modelleme süreçlerinde değişkenlerin farklı ölçeklerde olması, özellikle ÇKKV yöntemleri ve makine öğrenmesi modellerinde dengesiz ağırlık dağılımlarına yol açarak model performansını olumsuz etkileyebilmektedir [57]. Bu sorunu önlemek amacıyla, veri setinde yer alan sayısal değişkenlere sistematik bir normalizasyon işlemi uygulanmıştır.

Çalışmada, ÇKKV yöntemlerinden MARCOS yönteminin kullanılacak olması nedeniyle, değişkenlerin karşılaştırılabilirliğini sağlamak adına Min-Max normalizasyonu tercih edilmiştir. Bu yöntemle sayısal veriler [0,1] aralığına ölçeklendirilerek, tüm değişkenlerin eşdeğer koşullarda modele dahil edilmesi sağlanmıştır.

Kategorik değişkenler için ise veri tipine uygun şekilde One-Hot Encoding ve Label Encoding yöntemleri uygulanmış, böylece bu tür değişkenler sayısal biçime dönüştürülerek modelleme sürecine entegre edilmiştir. Bu adımlar, veri ön işleme sürecinin tutarlılığını ve model çıktılarının güvenilirliğini artırmak amacıyla gerçekleştirilmiştir.

3.3. Kriter Ağırlıklarının Belirlenmesi (Determination of Criteria Weights)

Projelerin yönetsel karmaşıklığını etkileyen kriterlerin nesnel biçimde ağırlıklandırılması amacıyla CRITIC yöntemi uygulanmıştır. CRITIC yöntemi, her bir kriterin hem varyansını (standart sapma) hem de diğer kriterlerle olan korelasyonunu dikkate alarak bilgi içeriğine dayalı ağırlıklar hesaplamakta ve bu sayede karar verme sürecini daha dengeli ve veri temelli bir yapıya kavuşturmaktadır.

CRITIC yöntemi, MARCOS gibi ÇKKV algoritmalarıyla yüksek uyumluluk göstermekte olup, kriterlerin karar üzerindeki etkisini objektif biçimde yansıtmaya potansiyeline sahiptir. CRITIC yönteminde, kriterlerin ağırlıkları Eş. 1 ile hesaplanmaktadır [36].

$$w_j = \frac{\sigma_j \sum_{j \neq j'} (1 - r_{jj'})}{\sum_{j=1}^n \sigma_j \sum_{j \neq j'} (1 - r_{jj'})} \quad (1)$$

σ_j : Kriterlerin standart sapması

$r_{jj'}$: kriterler arasındaki korelasyon katsayısı

w_j : kriterlerin ağırlığı

CRITIC analizi sonucunda, “proje_degerlendirme_suresi” değişkeni 0,1808 ağırlıkla en önemli kriter olarak belirlenmiştir. Bu bulgu, değerlendirme süresinin proje karmaşıklığı ve yönetim zorluklarını belirleyen başlıca unsur olduğunu göstermektedir. Onu “alt_yuklenici_sayisi” (0,1345) izlemekte; alt yüklenici sayısındaki artışın koordinasyon ve denetimi karmaşıklaştırdığı görülmektedir. “Garanti_suresi” (0,0780) uzun bakım ve destek yükleri nedeniyle, “ihtiyac_makami_sayisi” (0,0732) ise çoklu paydaş yapısının karar süreçlerini zorlaştırmasıyla öne çıkmaktadır. Tüm kriterler ve karşılık gelen ağırlık değerleri ayrıntılı biçimde Şekil 5’te sunulmuştur.

CRITIC yöntemiyle elde edilen ağırlıklar, projelerin karmaşıklığını belirleyen kriterlerin analitik olarak tespit edilmesini sağlarken, veri temelli yaklaşımlar ile yönetsel karar destek süreçleri arasında nesnel ve anlamlı bir önceliklendirme köprüsü kurmuştur.

3.4. Proje Karmaşıklık Katsayılarının Hesaplanması (Calculation of Project Complexity Coefficients)

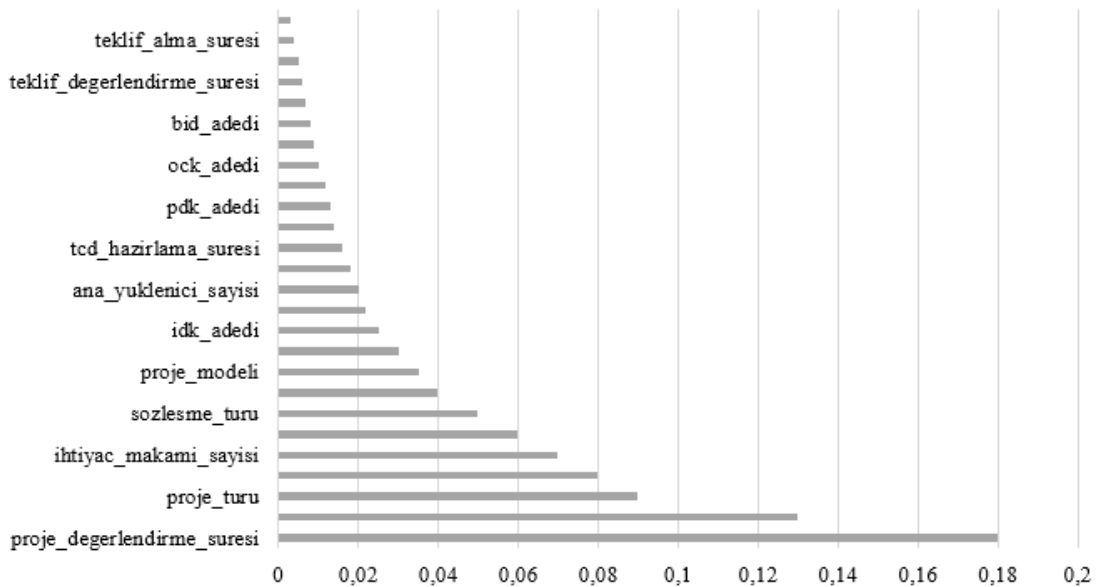
Projelerin karmaşıklık düzeylerinin belirlenmesinde, daha önce CRITIC yöntemiyle elde edilen kriter ağırlıkları kullanılarak MARCOS yöntemi uygulanmıştır. MARCOS yöntemi, ÇKKV problemlerinde alternatifleri ideal ve anti-ideal çözümlere olan uzaklıklarına göre değerlendirerek dengeli ve esnek bir sıralama sunar. MARCOS yönteminin temel aşamaları aşağıda incelenmiştir.

1. Karar Matrisi ve Normalizasyon: İlk aşamada, her bir projenin kriterlere ilişkin değerlerinden oluşan karar matrisi oluşturulur. Ardından, Eş. 2-Eş. 3 ile normalizasyon işlemi gerçekleştirilir [19].

$$\text{Fayda (maksimizasyon) kriterleri için: } x'_{ij} = \frac{x_{ij}}{\max(x_j)} \quad (2)$$

$$\text{Maliyet (minimizasyon) kriterleri için: } x'_{ij} = \frac{\min(x_j)}{x_{ij}} \quad (3)$$

Kriter Ağırlığı



Şekil 5. Kriter Ağırlıkları Sonuçları (Results of Criteria Weighting)

Burada x_{ij} , i-inci projenin j-inci kriter için aldığı değeri $\max(x_j)$ ve $\min(x_j)$ ise ilgili kriterlerin gözlemlenen maksimum ve minimum değerlerini ifade etmektedir.

2. Ağırlıklı Karar Matrisi: CRITIC yöntemiyle elde edilen kriter ağırlıkları uygulanarak ağırlıklı karar matrisi hesaplanır [19].

$$v_{ij} = x'_{ij} \cdot w_j \quad (4)$$

Burada x_{ij} , j-inci kriterin ağırlığını; v_{ij} ise ağırlıklandırılmış değerleri ifade eder.

3. İdeal ve Anti-İdeal Çözümler: Projeler, ideal (en iyi) ve anti-ideal (en kötü) çözümlerle karşılaştırılarak değerlendirilir [19].

$$V^* = \max(V_{ij}) \forall j \quad (5)$$

$$V^- = \min(V_{ij}) \forall j \quad (6)$$

4. Alternatiflerin Uzaklıklar: Her proje için ideal ve anti-ideal çözümlere olan toplam uzaklıklar hesaplanır [19].

$$S_i^* = \sum_j |V_{ij} - V^*|, \text{ideal çözüme göre uzaklık} \quad (7)$$

$$S_i^- = \sum_j |V_{ij} - V^-|, \text{anti ideal çözüme göre uzaklık} \quad (8)$$

5. Karmaşıklık Katsayıları: Her projenin ideal çözüme göre göreceli yakınlığı, yani karmaşıklık katsayısı K_i , şu şekilde hesaplanır [19].

$$K_i = \frac{S_i^*}{S_i^-} \quad (9)$$

Bu katsayı, projelerin karmaşıklık düzeylerini karşılaştırmak için kullanılır. K_i değeri arttıkça proje, ideal çözüme daha yakın ve dolayısıyla daha avantajlı olarak değerlendirilir.

Yukarıda tanımlanan MARCOS yöntemi doğrultusunda, normalizasyon ve ağırlıklandırma işlemleri tamamlandıktan sonra her bir proje için ideal ve anti-ideal çözüm noktalarına olan uzaklıklar hesaplanmış ve buna bağlı olarak karmaşıklık katsayısı (K_i) değerleri elde edilmiştir. Bu katsayılar, projelerin görece karmaşıklığını nesnel biçimde sıralamak amacıyla kullanılmıştır. Analiz sonucunda en yüksek karmaşıklık katsayısına sahip olan Proje ID 129 ($K = 1,000$) en karmaşık proje olarak tanımlanmıştır. İlk 10 projeye ait karmaşıklık katsayısı değerleri Tablo 3'te sunulmuştur.

Tablo 3. Karmaşıklık katsayıları (Complexity coefficients)

Proje ID	Karmaşıklık katsayısı
129	1,0000
31	0,9158
59	0,8979
471	0,8812
354	0,8801
5	0,8719
6	0,8607
723	0,8595
297	0,8578
563	0,8565

Elde edilen sonuçlar, karar vericilere alternatif projeleri karşılaştırmalı analiz etme ve ÇKKV süreçlerinde tutarlı ve yapılandırılmış bir önceliklendirme desteği sağlamaktadır.

3.5. Karmaşıklık Katsayısını Etkileyen Faktörler (Factors Affecting The Complexity Coefficient)

Projelerin MARCOS yöntemiyle elde edilen karmaşıklık katsayılarına göre dağılımı Şekil 6'da sunulmuştur. Analiz sonucunda, projelerin büyük çoğunluğunun belirli bir aralıkta yoğunlaştığı ve karmaşıklık düzeylerinin homojen olmayan bir dağılım gösterdiği gözlemlenmiştir. Bu durum, karmaşıklık katsayısındaki farklılıkların arkasında yatan belirleyici unsurların analiz edilmesini gerekli kılmıştır.

Bu kapsamda, korelasyon analizi gerçekleştirilerek proje karmaşıklığını en fazla etkileyen faktörler belirlenmiştir. Analiz sonuçlarına göre karmaşıklık katsayısı ile anlamlı düzeyde pozitif ilişki gösteren değişkenler aşağıda sıralanmıştır:

- Proje değerlendirme süresi ($r=0,60$)
- Alt yüklenici sayısı ($r=0,50$)
- Sözleşme değişiklik sayısı ($r=0,36$)
- Teklife Çağrı Dosyası (TÇD) adedi ($r=0,31$)
- Paket süresi ($r=0,30$)
- Proje modeli ($r=0,30$)
- Teklif sayısı ($r=0,29$)
- Sözleşme türü ($r=0,28$)
- Sözleşme bedeli ($r=0,24$)

Bu değişkenlerin proje karmaşıklık katsayısı ile orta ila güçlü düzeyde pozitif korelasyon göstermesi, söz konusu faktörlerin projelerin yönetsel ve operasyonel karmaşıklığını artırmada etkili olduğunu ortaya koymaktadır.

3.5.1. Kümeleme analizi (Clustering analysis)

Projelerin karmaşıklık düzeylerine göre gruplandırılmasını sağlamak amacıyla K-Means kümeleme algoritması uygulanmıştır. Bu yöntem, benzer niteliklere sahip projelerin aynı küme içerisinde toplanmasını sağlayarak, proje yönetimi stratejilerinin karmaşıklık düzeyine göre farklılaştırılmasına ve mevcut kaynakların daha etkin biçimde dağıtılmasına olanak tanımaktadır [58]. K-Means algoritmasının amaç fonksiyonu Eş. 10 ile hesaplanmaktadır [49].

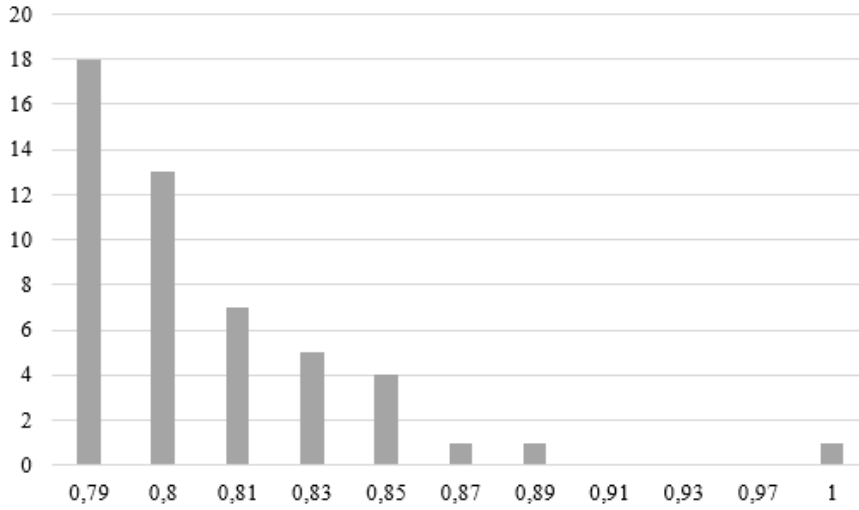
$$J = \sum_{i=1}^k \sum_{x \in c_i} \|x - \mu_i\|^2 \quad (10)$$

Burada k , küme sayısını, c_i , i-nci kümeyi, x , küme içindeki bir veri noktasını, μ_i ise i-nci kümenin merkezini temsil etmektedir. Uygulamada optimum küme sayısının belirlenmesi için Elbow (Dirsek) Yöntemi kullanılarak Şekil 7'de görselleştirilmiş ve en uygun küme sayısı $k = 3$ olarak tespit edilmiştir.

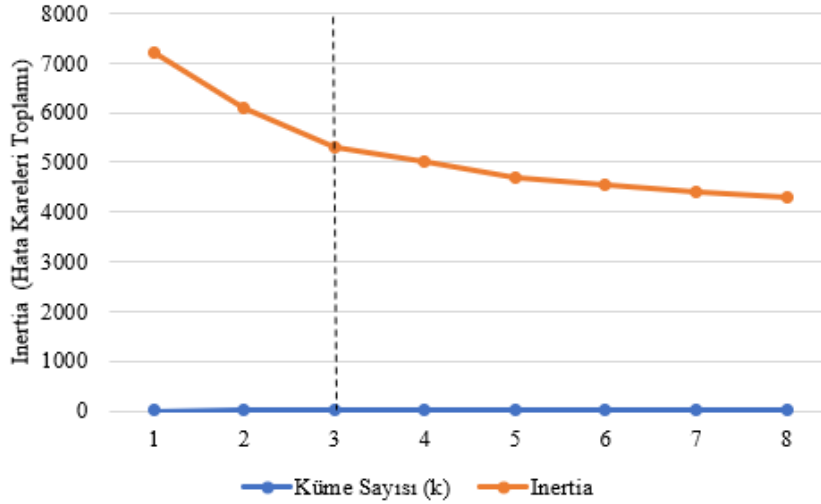
Bu doğrultuda projeler, karmaşıklık düzeyine göre üç kümeye ayrılmıştır:

- Küme 0: Yüksek düzey karmaşıklık
- Küme 1: Orta düzey karmaşıklık
- Küme 2: Düşük düzey karmaşıklık

Analiz sonucunda elde edilen kümeler proje karmaşıklık düzeylerine göre üç grupta sınıflandırılmıştır. Küme 0, en yüksek düzeyde karmaşıklık gösteren projeleri içermektedir. Bu projeler; sözleşme değişikliklerinin sık yaşandığı, alt yüklenici sayısının yüksek olduğu ve proje değerlendirme sürecinin uzun sürdüğü projelerden oluşmaktadır. Küme 0'da toplam 41 proje yer almaktadır. Küme 1, orta düzeyde karmaşıklığa sahip projeleri kapsamaktadır. Bu gruptaki projeler genellikle büyük ölçekli olmakla birlikte, yönetilebilirlik



Şekil 6. Karmaşıklık Katsayısı Dağılımı (Complexity Coefficient Distribution)



Şekil 7. Küme sayısı (Number of Cluster)

açısından nispeten daha dengeli ve kontrol edilebilir özellikler taşımaktadır. Bu kümede toplam 378 proje bulunmaktadır. Küme 2 ise düşük düzeyde karmaşıklığa sahip projeleri içermektedir. Bu projelerde alt yüklenici sayısı sınırlı, sözleşme değişiklikleri düşük düzeyde ve proje değerlendirme süreçleri daha kısa sürelidir. Küme 2'de toplam 362 proje yer almaktadır.

Sonuçlar, projelerin büyük çoğunluğunun orta ve düşük karmaşıklık düzeylerinde yoğunlaştığını ortaya koymuştur. Bu bulgu, sınırlı kaynakların ve denetim mekanizmalarının daha yüksek karmaşıklık seviyesindeki projelere yönlendirilmesi gerektiğine işaret etmektedir. Yürütülen kümeleme analizinden elde edilen sonuçlar, yalnızca mevcut projelerin sınıflandırılmasına olarak tanımlanmış, aynı zamanda stratejik planlama, kaynak tahsisi ve risk yönetimi gibi kritik süreçlerde karar destek mekanizmaları için güçlü bir zemin oluşturmıştır.

3.6. Duyarlılık Analizi (Sensitivity Analysis)

CRITIC-MARCOS yönteminin güvenilirliğini ve istikrarını değerlendirmek için üç aşamalı bir duyarlılık analizi yapılmıştır. İlk

aşamada, Monte Carlo simülasyonu kapsamında kriter ağırlıkları %5, %10 ve %15 oranlarında rastgele sapmalara uğratılmıştır. 100 senaryo sonucunda Proje ID 129 her seferinde ilk sırada yer almış, ilk 10'daki sıralamalar küçük değişiklikler göstermiş, karmaşıklık katsayıları ise $\pm\%2-5$ aralığında kalmıştır. Bu bulgular, modelin ağırlık değişimlerine karşı yüksek istikrar sergilediğini göstermektedir.

İkinci aşamada, en düşük ağırlıklı beş kriter analiz dışı bırakılmış; sıralama büyük ölçüde korunmuş ve yine Proje 129 en karmaşık proje olmuştur. Sapmalar $\pm\%2-3$ düzeyindedir, bu da modelin karar güvenilirliğini doğrulamaktadır.

Üçüncü aşamada, normalizasyon yöntemi değiştirilmiş (Min-Maks yerine Z-Skor). Bu durumda sıralama belirgin biçimde farklılaşmış, Proje 194 en karmaşık proje konumuna gelmiştir. Bulgular, MARCOS'un normalizasyona duyarlı olduğunu ve bu tercihin sonuçları önemli ölçüde etkileyebileceğini göstermektedir.

Sonuç olarak, CRITIC-MARCOS yöntemi ağırlık ve kriter değişimlerine karşı kararlı, ancak normalizasyon seçimine duyarlıdır; dolayısıyla bu adım karar sürecinde dikkatle belirlenmelidir.

3.7. Karar Destek Sisteminin Geliştirilmesi (Development of The Decision Support System)

Çalışma kapsamında, müdürlükler düzeyinde yürütülen projelerin karmaşıklık düzeylerine dayalı olarak iş gücü dağılımını dengelemeyi amaçlayan bir KDS geliştirilmiştir. Söz konusu sistem, kurum içi kaynak planlamasının etkinliğini artırmak, öncelikli projeleri belirleyerek iş gücü yönetimini stratejik biçimde yönlendirmek ve karar alma süreçlerinde veri temelli bir yaklaşım benimsemek üzere tasarlanmıştır. Bu kapsamda, doğrusal programlama (Linear Programming- LP) temelli bir optimizasyon modeli oluşturulmuştur. Model, müdürlükler arası iş yükünü proje karmaşıklık katsayılarını esas alarak dengelemeyi hedeflemektedir; aynı zamanda sınırlı kaynaklarla en yüksek verimliliğin sağlanmasına olanak tanımaktadır. Böylece, kurumsal düzeyde daha etkin, sürdürülebilir ve veriye dayalı bir yönetim sürecinin temelleri atılmış olmaktadır.

3.7.1. Optimizasyon Modeli (Optimization model)

Model, karar vericinin iş yükü eşik değeri (E), transfer sınırı (Tmax) ve istihdam sınırı (Nmax) parametrelerini dinamik olarak belirleyebilmesine olanak tanımaktadır. (E) değeri ile iş yükü dengesi sıkılaştırılabilir veya esnetilebilir. Tmax değeri ile müdürlükler arası personel hareketliliği kontrol edilebilir. Nmax değeri ile kuruma istihdam edilecek personel sayısı sınırlandırılabilir. Model, daha dengeli bir iş gücü dağılımı sağlayarak organizasyonel verimliliği artırmayı hedefler.

Amaç fonksiyonu: Müdürlükler arasındaki iş yükü farklarını minimize ederek daha dengeli bir iş gücü dağılımı sağlamaktır. Bu doğrultuda, kişi başına düşen iş yükü değerleri ile kurum ortalama iş yükü arasındaki farkı minimize edilmektedir. Amaç fonksiyonu matematiksel olarak Eş. 11 ile ifade edilmektedir.

$$\min \sum_{i=1}^n \left| \frac{w_i}{P_i} - A \right| \quad (11)$$

Burada n, toplam müdürlük sayısını ifade eder. w_i ise i-inci müdürlüğün toplam iş yüküdür. P_i i-inci müdürlükteki toplam personel sayısını ifade eder. A, tüm müdürlükler için ortalama kişi başına iş yüküdür ve Eş. 12 ile hesaplanır.

$$A = \frac{\sum_{i=1}^n w_i}{\sum_{i=1}^n P_i} \quad (12)$$

Karar değişkenleri:

Optimizasyon modelinde aşağıdaki karar değişkenleri kullanılmıştır: P_i : i-inci müdürlükteki nihai personel sayısını ifade eder. Bu değişken mevcut personel sayısı, transfer edilen personel ve yeni istihdam edilen personel toplamını içerir.

T_{ij} : i-inci müdürlükten j-inci müdürlüğe transfer edilen personel toplamını içerir.

N_i : i-inci müdürlükte yeni istihdam edilen personel sayısını ifade eder.

Kısıtlar:

İş Yükü Üst Limiti Kısıtı: Her bir müdürlüğün kişi başına düşen iş yükünün belirli bir eşik değerini aşmaması gerekmektedir. Bu eşik değeri, karar verici tarafından dinamik olarak belirlenebilir ve organizasyonel hedeflere göre ayarlanabilir. E, kişi başına düşen maksimum iş yükünü belirleyen eşik değeridir.

$$\frac{w_i}{P_i} \leq E, \forall i \quad (13)$$

Toplam Yeni Personel Sayısı Kısıtı: Yeni istihdam edilen toplam personel sayısı, organizasyonun bütçe ve iş gücü planlamasına uygun olarak sınırlandırılmıştır. Nmax toplam istihdam edilebilecek maksimum personel sayısını ifade eder.

$$\sum_{i=1}^n N_i \leq N_{max} \quad (14)$$

Toplam Transfer Sınırı Kısıtı: Müdürlükler arasında transfer edilen toplam personel sayısı da organizasyonel dengeyi korumak amacıyla sınırlandırılmıştır. Tmax müdürlükler arasında transfer edilebilecek maksimum toplam personel sayısını ifade eder. Bu kısıt, müdürlükler arası aşırı hareketliliği önleyerek operasyonel stabilizeyi korur.

$$\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} \leq T_{max} \quad i \neq j \quad (15)$$

Personel Dengesi Kısıtı: Müdürlükler arasında yapılan transferlerde giriş ve çıkışlar eşit olmalıdır. Bu kısıt toplam personel sayısının korunmasını sağlar.

$$\sum_{j=1}^n T_{ji} - \sum_{j=1}^n T_{ij} = 0 \quad \forall i, i \neq j \quad (16)$$

Pozitiflik Kısıtı: Tüm değişkenlerin pozitif olması gerekmektedir.

$$P_i \geq 1, \quad N_i \geq 0, \quad T_{ij} \geq 0, \quad \forall i, j \quad (17)$$

Modelin genel yapısı: Optimizasyon modeli aşağıdaki genel yapıya sahiptir:

$$\min \sum_{i=1}^n \left| \frac{w_i}{P_i} - A \right| \quad (18)$$

Kısıtlar:

$$\text{İş Yükü Üst Limiti, } \frac{w_i}{P_i} \leq E, \forall i \quad (19)$$

$$\text{Toplam Yeni Personel Sınırı, } \sum_{i=1}^n N_i \leq N_{max} \quad (20)$$

$$\text{Transfer Sınırı, } \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{ij} \leq T_{max} \quad i \neq j \quad (21)$$

$$\text{Personel Dengesi, } \sum_{j=1}^n T_{ji} - \sum_{j=1}^n T_{ij} = 0 \quad \forall i, i \neq j \quad (22)$$

$$\text{Pozitiflik Kısıtları, } P_i \geq 1, \quad N_i \geq 0, \quad T_{ij} \geq 0, \quad \forall i, j \quad (23)$$

3.7.2. Optimizasyon sonuçları (Results of optimization)

Geliştirilen doğrusal programlama modeli, müdürlükler arası iş gücü dağılımını dengelemek ve organizasyonel verimliliği artırmak amacıyla farklı senaryolarla test edilmiştir. Bu kapsamda, iş yükü eşik değeri (E), maksimum transfer limiti (Tmax) ve yeni istihdam limiti (Nmax) parametreleri değiştirilerek modelin duyarlılığı ve etkinliği analiz edilmiştir. Elde edilen optimizasyon sonuçları Tablo 4'te sunulmuştur.

Modelde kullanılan eşik değeri (E), müdürlükler arasında kişi başına düşen iş yükü farklarının ne ölçüde dengeleneceğini belirleyen temel parametredir. Analizlerde E = 1,5 değerinde en homojen dağılım elde

Tablo 4. Optimizasyon sonuçlarının karşılaştırılması (Comparison of optimization results)

E	T _{max}	N _{max}	ΣT _{max}	ΣN _{max}	Ê	E _{max}	E _{min}
2	50	50	50,01	49,8	0,629	1,326	0,027
	100	50	100,02	49,9	0,622	1,160	0,027
	50	75	50,01	49,8	0,629	1,325	0,027
3	50	75	50,01	49,8	0,629	1,320	0,027
	50	50	50,01	49,8	0,629	1,320	0,027
	100	50	100,06	49,9	0,622	1,160	0,027
1,5	50	75	50,01	49,8	0,629	1,327	0,027

edilmiş; maksimum iş yükü 1,3276, ortalama 0,6294 olarak hesaplanmıştır. E = 2,0–3,0 aralıklarında dağılım daha esnek hale gelmiş, transfer ve istihdam sınırlarının artmasıyla maksimum iş yükü 1,16 seviyelerine gerilemiştir. Bu sonuçlar, eşik değerinin düşürülmesinin dengeyi artırırken kaynak ihtiyacını da yükselttiğini göstermektedir.

Transfer limiti (T_{max}) arttıkça müdürlükler arası personel hareketliliği ve dengeleme etkinliği artmıştır. T_{max} = 50 belirli bir denge sağlarken, T_{max} = 100 durumunda maksimum iş yükü daha düşük değerlere inmiş, dağılım daha homojen olmuştur.

Yeni istihdam limiti (N_{max}), sistemin toplam iş gücü kapasitesini belirlemektedir. N_{max} = 50'de maksimum iş yükü yüksek kalırken, N_{max} = 75 senaryosunda iş yükü dengesi belirgin biçimde iyileşmiştir. Bu, yeni personel alımının özellikle aşırı yük altındaki müdürlüklerde etkili bir rahatlatma sağladığını göstermektedir.

Genel olarak model, farklı senaryolara yüksek uyum göstermiştir. En dengeli sonuç E = 1,5, T_{max} = 100 ve N_{max} = 75 parametreleriyle elde edilmiştir. Bu yapı, karar vericilere kaynak planlaması ve personel yönetiminde esnek ve uygulamalı bir araç sunarak, KDS'ye doğrudan entegre edilebilir bir çözüm oluşturur.

4. Sonuçlar (Conclusions)

Bu çalışma, savunma sanayii gibi yüksek belirsizlik ve stratejik öneme sahip bir alanda, projelerin yönetsel karmaşıklığını analitik ve nesnel biçimde ölçmeyi amaçlayan özgün bir karar destek yaklaşımı geliştirmiştir. CRITIC yöntemiyle kriter ağırlıkları belirlenmiş, MARCOS algoritmasıyla her bir projenin göreceli karmaşıklık düzeyi hesaplanmış ve K-Means kümeleme analiziyle projeler düşük, orta ve yüksek düzey karmaşıklık gruplarına ayrılmıştır. Proje değerlendirme süresi, alt yüklenici sayısı ve sözleşme değişiklikleri gibi değişkenlerin karmaşıklık üzerinde anlamlı etkiler yarattığı tespit edilmiştir.

Elde edilen bulgular yalnızca projelerin karşılaştırmalı analizini sağlamakla kalmamış, aynı zamanda müdürlük bazlı kaynak planlaması için geliştirilen doğrusal programlama modeli ile kurumsal iş gücü dengesi için uygulanabilir bir KDS oluşturulmuştur. Modelin esnek yapısı sayesinde, farklı senaryolara göre kaynak tahsisi ve personel yönetimi stratejileri etkin biçimde test edilmiştir.

Bu yönüyle çalışma, savunma sanayii özelinde geleneksel proje yönetimi anlayışını aşarak, veri temelli, ölçülebilir ve karar süreçlerine entegre edilebilir bir yapı önermektedir. Sunduğu metodolojik çerçeve ve uygulama modeli, yalnızca SSB'nin proje portföyü yönetimine değil, benzer nitelikteki kamu ve özel sektör projelerine de kolaylıkla uyarlanabilecek niteliktedir.

Sonuç olarak, bu araştırma; proje çeşitliliği yüksek, kaynakları sınırlı ve karar süreçleri karmaşık olan yapılarda, yönetsel etkinliğin

artırılmasına yönelik sağlam bir kuramsal ve uygulamalı temel sunmakta; savunma sanayii başta olmak üzere geniş bir uygulama alanında stratejik planlama ve operasyonel yönetim süreçlerine katkı sağlayabilecek bütüncül bir karar destek altyapısı önermektedir.

Kaynaklar (References)

1. Yozgat, U. Proje yönetiminde başarı. *Öneri Dergisi*, 3 (13), 5–8, 2000.
2. Pich, M. T., Loch, C. H. ve Meyer, A. D. On uncertainty, ambiguity, and complexity in project management. *Management Science*, 48 (8), 1008–1023, 2002.
3. Herroelen, W. Project scheduling—Theory and practice. *Production and Operations Management*, 14 (4), 413–432, 2005.
4. Kolisch, R. ve Hartmann, S. Resource-constrained project scheduling: An experimental investigation of heuristic scheduling techniques. *Management Science*, 45 (11), 1485–1501, 1999.
5. McAfee, A. ve Brynjolfsson, E. Big data: The management revolution. *Harvard Business Review*, 90 (10), 60–68, 2012.
6. Koçoğlu, E. ve Ersöz, F. Data mining application for financial decision optimization at risk. *International Journal of 3D Printing Technology and Digital Industry*, 5 (2), 195–209, 2021.
7. Power, D. J. ve Sharda, R. Model-driven decision support systems: Concepts and research directions. *Decision Support Systems*, 43 (3), 1044–1061, 2007.
8. Turban, E., Sharda, R., Delen, D., Aronson, J. E. ve Liang, T.-P. *Decision Support and Business Intelligence Systems*, 9th ed., Pearson Education, Upper Saddle River, NJ, USA, 2011.
9. Zhang, D. ve Nunamaker, J. F. Jr. Powering e-learning in the new millennium: An overview of e-learning and enabling technology. *Information Systems Frontiers*, 5 (2), 207–218, 2003.
10. Mora, M., Forgionne, G. ve Gupta, J. N. D. *Decision Making Support Systems: Achievements and Challenges for the New Decade*, Idea Group Publishing, Hershey, PA, USA, 2003.
11. Simon, H. A. *The New Science of Management Decision*, Rev. ed., Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, USA, 1977.
12. Belton, V. ve Stewart, T. J. *Multiple Criteria Decision Analysis: An Integrated Approach*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, 2002.
13. Saaty, T. L. *The Analytic Hierarchy Process: Planning, Priority Setting, Resource Allocation*, McGraw-Hill, New York, NY, USA, 1980.
14. Forman, E. H. ve Gass, S. I. The analytic hierarchy process—An exposition. *Operations Research*, 49 (4), 469–486, 2001.
15. Saaty, T. L. Decision making with the analytic hierarchy process. *International Journal of Services Sciences*, 1 (1), 83–98, 2008.
16. Saaty, T. L. *Decision Making with Dependence and Feedback: The Analytic Network Process*, RWS Publications, Pittsburgh, PA, USA, 1996.
17. Saaty, T. L. ve Takizawa, M. Dependence and feedback in decision-making: The analytic network process. *European Journal of Operational Research*, 26 (1), 229–244, 1986.
18. Saaty, T. L. ve Vargas, L. G. *Decision Making with the Analytic Network Process: Economic, Political, Social and Technological Applications with Benefits, Opportunities, Costs and Risks*, Springer, Boston, MA, USA, 2006.
19. Hwang, C. L. ve Yoon, K. *Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications*, Springer-Verlag, Berlin, Germany, 1981.
20. Chen, C.-T. Extensions of the TOPSIS for group decision-making under fuzzy environment. *Fuzzy Sets and Systems*, 114 (1), 1–9, 2000.

21. Opricovic, S. ve Tzeng, G. H. Compromise solution by MCDM methods: A comparative analysis of VIKOR and TOPSIS. *European Journal of Operational Research*, 156 (2), 445–455, 2004.
22. Karaoğlu, A. D. Multi-criteria decision making using the VIKOR method: An application in the logistics sector. *Çukurova University Journal of Social Sciences*, 25 (1), 101–118, 2016.
23. Brans, J. P. ve Vincke, P. A preference ranking organization method: The PROMETHEE method for multiple criteria decision-making. *Management Science*, 31 (6), 647–656, 1985.
24. Roy, B. *Multicriteria Methodology for Decision Aiding*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht, Netherlands, 1996.
25. Brauers, W. K. M. ve Zavadskas, E. K. The MOORA method and its application to privatization in a transition economy. *Control and Cybernetics*, 35 (2), 445–469, 2006.
26. Gabus, A. ve Fontela, E. *World Problems: A New Approach for More Thought*, Battelle Geneva Research Center, Geneva, Switzerland, 1972.
27. Li, R. ve Tzeng, G. H. Identification of a threshold value for the DEMATEL method. *Expert Systems with Applications*, 36 (3), 5204–5210, 2009.
28. Roubens, M. Preference relations on actions and criteria in multicriteria decision making. *European Journal of Operational Research*, 10 (1), 51–55, 1982.
29. Keršulienė, V., Zavadskas, E. K. ve Turskis, Z. Selection of rational dispute resolution method. *Journal of Business Economics and Management*, 11 (2), 243–258, 2010.
30. Zopounidis, C. ve Doumpos, M. Multicriteria classification and sorting methods. *European Journal of Operational Research*, 138 (2), 229–231, 2002.
31. Nemery, P. ve Lamboray, C. FlowSort: A flow-based method for sorting problems. *Computers and Operations Research*, 35 (11), 3404–3420, 2008.
32. Dalkey, N. C. ve Helmer, O. An experimental application of the Delphi method to the use of experts. *Management Science*, 9 (3), 458–467, 1963.
33. Linstone, H. A. ve Turoff, M. *The Delphi Method: Techniques and Applications*, Addison-Wesley, Reading, MA, USA, 1975.
34. Rowe, G. ve Wright, G. The Delphi technique as a forecasting tool. *International Journal of Forecasting*, 15 (4), 353–375, 1999.
35. Srinivasan, V. ve Shocker, A. D. Linear programming techniques for multidimensional analysis of preferences. *Psychometrika*, 38 (3), 337–369, 1973.
36. Diakoulaki, D., Mavrotas, G. ve Papayannakis, L. Determining objective weights in multiple criteria problems: The CRITIC method. *Computers and Operations Research*, 22 (7), 763–770, 1995.
37. Stević, Ž., Pamučar, D., Puška, A. ve Chatterjee, P. Sustainable supplier selection using a new MCDM method. *Computers and Industrial Engineering*, 140, 106231, 2020.
38. Erdoğan, B. ve Aydın, Y. Performance analysis of insurance companies traded on BIST: The MARCOS method. *Turkish Research Journal of Academic Social Science*, 6 (2), 225–232, 2024.
39. Han, J., Kamber, M. ve Pei, J. *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd ed., Morgan Kaufmann, Burlington, MA, USA, 2012.
40. Kantemir, M. Stratejik hedefli projelerin çok kriterli karar verme yöntemleri ile değerlendirilmesi ve iş yükü optimizasyonu: Savunma sanayi örneği, Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi Bilişim Enstitüsü, Ankara, Türkiye, 2025.
41. Jain, A. K. Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31 (8), 651–666, 2010.
42. Bishop, C. M. *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, New York, NY, USA, 2006.
43. Lessmann, S., Baesens, B., Seow, H. V. ve Thomas, L. C. Benchmarking classification algorithms for credit scoring. *European Journal of Operational Research*, 247 (1), 124–136, 2015.
44. Hosmer, D. W. ve Lemeshow, S. *Applied Logistic Regression*, 2nd ed., Wiley, New York, NY, USA, 2000.
45. Cortes, C. ve Vapnik, V. Support-vector networks. *Machine Learning*, 20 (3), 273–297, 1995.
46. John, G. H. ve Langley, P. Estimating continuous distributions in Bayesian classifiers. *Proceedings of the 11th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence*, Montreal, Canada, 338–345, 1995.
47. Breiman, L. Random forests. *Machine Learning*, 45 (1), 5–32, 2001.
48. McLachlan, G. ve Peel, D. *Finite Mixture Models*, Wiley, New York, NY, USA, 2000.
49. MacQueen, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, Vol. 1, 281–297, University of California Press, Berkeley, CA, USA, 1967.
50. Winston, W. L. *Operations Research: Applications and Algorithms*, 4th ed., Cengage Learning, Belmont, CA, USA, 2004.
51. Hillier, F. S. ve Lieberman, G. J. *Introduction to Operations Research*, 10th ed., McGraw-Hill Education, New York, NY, USA, 2014.
52. Boyd, S. ve Vandenberghe, L. *Convex Optimization*, Cambridge University Press, Cambridge, UK, 2004.
53. Dantzig, G. B. *Linear Programming and Extensions*, Princeton University Press, Princeton, NJ, USA, 1963.
54. Nocedal, J. ve Wright, S. J. *Numerical Optimization*, 2nd ed., Springer, New York, NY, USA, 2006.
55. Uzuner M., Dengiz O., Kara İ. ve Karasakal E. A multi-objective mixed integer linear programming model for electric vehicle charging network design, *Gazi University Journal of Engineering and Architecture Faculty*, 40 (3), 1875–1886, 2025.
56. Papadimitriou, C. H. ve Steiglitz, K. *Combinatorial Optimization: Algorithms and Complexity*, Dover Publications, New York, NY, USA, 1998.
57. Hocaoglu M.F., Tosun E. Consensus among multiple criteria decision-making methods: use of methods as voters, *Gazi University Journal of Engineering and Architecture Faculty*, 40 (1), 103–120, 2024.
58. Baydan E., Yenigül S.B., Gürel Z.A., New approaches to the rural-urban dilemma: Clustering of settlement units using the K-means algorithm, *Gazi University Journal of Engineering and Architecture Faculty*, 40 (3), 1467–1478, 2025.

