

Henley & Passport Güç Endeksine Göre Ülkelerin Çok Kriterli Karar Verme ve Kümeleme Modeli İle Analizi

Countries According to Henley & Passport Power Index Multi-Criteria Decision Making and Analysis with Clustering Model

Hafize Gonca CÖMERT^a Nuri ÖMÜRBEK^b Meltem KARAATLI^c

^a Süleyman Demirel Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme, Isparta, Türkiye. goncacomert@gmail.com

^b Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, Isparta, Türkiye. nuriomurbek@sdu.edu.tr

^c Süleyman Demirel Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, Isparta, Türkiye. meltemkaraatli@sdu.edu.tr

MAKALE BİLGİSİ	ÖZET
Anahtar Kelimeler: HPPI ÇKKV K-means PAM CLARA	Amaç – Dünyanın en güçlü ve en zayıf pasaportlarının listesini Henley Pasaport Güç Endeksi (Henley Passport Power Index, HPPI) sıralamakta ve pasaportları, küresel GSYİH içindeki yüzde payına göre değerlendirmektedir. Bu çalışmada, bölümleyici kümeleme algoritmalarıyla elde edilen sonuçlar, HPPI sıralamaları ile karşılaştırılarak yorumlanacaktır. Yöntem – Çalışma, ÇKKV ile K-means, PAM ve CLARA algoritmasına dayanan hibrid bir yaklaşımdır. HPPI verileri kapsamında 190 ülke ve ekonomik hareketlilik puanı (küresel GSYİH'ye vizesiz erişim), ülke GSYH'si (küresel GSYH'nin %'si), vizesiz seyahat (Dünya'nın %'si) kriterleri dikkate alınarak CRITIC, ENTROPİ, MEREC yöntemleri ile kriter ağırlıkları belirlenmiş olup nihai ağırlıklar için IDOCRIW yöntemi kullanılarak kümeleme analizi yapılmış ve kümeleme kalitesi için içsel değerlendirme yöntemleri arasında sıklıkla kullanılan Silhouette ve Dunn indeksleri ile kümeleme sonuçları değerlendirilmiştir. Bulgular – IDOCRIW yöntemi ile nihai ağırlıklar belirlenmiş olup kriterlerin önem dereceleri sırasıyla ekonomik hareketlilik puanı, ülke GSYH'si ve vizesiz seyahattir. K-means, PAM ve CLARA algoritmaları ile kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. PAM ve CLARA algoritmasının kümeleme sonuçları aynı çıkmış ve gözlemlerin kümeler daha tutarlı biçimde atandığı vurgulanmıştır. PAM ve CLARA kümeleme analizi sonucunda 190 ülke, 3 kümeye ayrılmış; kümeler sırasıyla gelişmiş, gelişmekte olan ve gelişmemiş olarak belirlenmiştir. Gelişmiş grubundaki kümeler HPPI'deki ilk 47 ülke ile aynı, gelişmekte olan ülkeler ise endeks sıralamasının ortalarında yer alırken gelişmemiş olan ülkeler grubu ise endekste son sıralarda yer almıştır. Tartışma – Bu çalışma literatürde HPPI'nin ÇKKV-KÜMELEME ile yapılan ilk çalışmalardan biri olma özelliğini taşımaktadır. Çalışmanın bazı kısıtları mevcuttur ve ilerideki çalışmalarda bu kısıtlar üzerinde yeni bir çalışma yapılabilir.
Gönderilme Tarihi 10 Temmuz 2024 Revizyon Tarihi 15 Haziran 2025 Kabul Tarihi 20 Haziran 2025	
Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi	
ARTICLE INFO	ABSTRACT
Keywords: HPPI MCDM K-means PAM CLARA	Purpose – The Henley Passport Power Index (HPPI) ranks the world's strongest and weakest passports and evaluates them based on their percentage share in global GDP. In this study, the results obtained through partitional clustering algorithms are compared with the HPPI rankings and interpreted accordingly. Design/methodology/approach – This study presents a hybrid approach combining Multi-Criteria Decision-Making (MCDM) methods with clustering algorithms such as K-means, PAM, and CLARA. Within the scope of HPPI data, three criteria are considered for 190 countries: Economic Mobility Score (visa-free access to global GDP), National GDP (percentage share in global GDP), and Visa-Free Travel (% of the world). The criteria weights were calculated using the CRITIC, ENTROPY, and MEREC methods, and final weights were obtained using the IDOCRIW method. Clustering analysis was then conducted based on these weights. The clustering results were evaluated using internal validation metrics, specifically the Silhouette and Dunn indices, which are frequently used to assess clustering quality. Findings – Final weights were determined using the IDOCRIW method. The importance ranking of the criteria was found to be: Economic Mobility Score, National GDP, and Visa-Free Travel. Clustering analysis was performed using K-means, PAM, and CLARA algorithms. The clustering results of PAM and CLARA were identical, and these methods demonstrated more consistent assignment of observations to clusters. As a result of PAM and CLARA clustering, 190 countries were grouped into three clusters, classified respectively as developed, developing, and underdeveloped. Countries in the
Received 10 July 2024 Revised 15 June 2025 Accepted 20 June 2025	
Article Classification: Research Article	

Önerilen Atıf/Suggested Citation

Cömert, H. G., Ömürbek, N., Karaatlı, M. (2025). Henley & Passport Güç Endeksine Göre Ülkelerin Çok Kriterli Karar Verme ve Kümeleme Modeli İle Analizi, İşletme Araştırmaları Dergisi, 17 (2), 971-990.

developed cluster corresponded to the top 47 countries in the HPPI ranking. Developing countries were located in the middle of the index, while underdeveloped countries were positioned in the lowest ranks.

Discussion – This study is among the first in the literature to integrate HPPI with MCDM-based clustering analysis. While the study contributes to the field, it has certain limitations that can be addressed in future research.

1. GİRİŞ

Pasaport, yabancı ülkelere gidecek olanlara yetkili kuruluş tarafından verilen ve yetkililerin de kimlik incelemesinde geçerli olan bir belgedir. Güçlü bir pasaport ise ekonomik fırsatlara ve refaha giden bir kanaldır. Aynı zamanda güçlü pasaport hareket özgürlüğünü tanımlayan bir seyahat belgesinin çok ötesinde, uluslararası yatırım ve iş fırsatları açısından da önemli finansal özgürlükler sağlamaktadır. Londra merkezli, Küresel Vatandaşlık ve Oturum Danışmanlığı firması olan Henley & Partners tarafından vatandaşların vizesiz erişebildikleri (vize veya e-vize olmadan seyahat edilebilen) varış yeri sayısına göre sıralamasını yapan Henley Pasaport Endeksi (Henley Passport Index, HPI), küresel bir endekstir. Endeks, dünyadaki 199 pasaportun, Uluslararası Hava Taşımacılığı Birliği (International Air Transport Association, IATA) verileri ile dünyanın en güçlü ve en zayıf pasaportlarının listesi sıralamaktadır. Henley Pasaport Güç Endeksi (Henley Passport Power Index, HPPI) ise HPI ve Dünya Bankası verileri ile pasaportları, küresel GSYİH içindeki yüzde payına göre değerlendirmektedir (Henley & Partners, 2024a).

Çağımızın insanının veriye ulaşmak gibi bir sorunu olmamasına rağmen verinin içerisindeki cevheri, madeni, elması bulma ve onu ortaya çıkarma sorunu vardır. 1990'lı yıllardan itibaren veri madenciliği alanı ortaya çıkmış ve mevcut veri tabanının analizi ile bilgiyi keşfetme yoluna gidilmiştir. Karar süreçlerinde veriye dayalı kararlar verebilmenin yolu, güvenilir veriye ulaşmak ve analiz etmekten geçer. Bu sebeple veri madenciliği veriyi değişik analiz teknikleri ile irdeleyip işe yarar bilgiyi ortaya çıkarır (Cemaloğlu & Duykuluoğlu, 2020).

Veri madenciliği disiplini içerisinde birçok algoritma ve teknik bulunmaktadır (Erden, 2021). Veri madenciliği ile Sınıflandırma, Kümeleme, Regresyon, Birlikte Kuralları gibi analizler yapılabilmektedir (Turan, 2019).

Bu çalışmada veri madenciliği yöntemlerinden kümeleme analizi gerçekleştirilecektir. Bölümleyici kümeleme algoritmalarından en sık kullanılan K-means, PAM ve CLARA ile literatürde yaygın kullanılan yöntemler arasında olması nedeniyle ÇKKV yöntemlerinden CRITIC, ENTROPI, MEREC ve IDOCRIW yöntemlerine dayanan bir hibrid ÇKKV-KÜMELEME modeli önerilmektedir.

Bu çalışmanın temel amacında, çalışmada kullanılan bölümleyici kümeleme algoritmaları ile elde edilen sonuçlar ile HPPI sıralamasının karşılaştırması yapılacaktır. Bu doğrultuda ÇKKV-KÜMELEME modeli ile analiz gerçekleştirilmiştir ve sonuçlar değerlendirilmiştir.

2. LİTERATÜR

Bu bölümde objektif ağırlıklandırma yöntemlerinden CRITIC, ENTROPI, MEREC, IDOCRIW yöntemleri ile K-means, PAM ve CLARA kümeleme algoritmaları ile ilgili literatür incelemesinin yanında Henley & Passport ve pasaport ile ilgili literatür incelemesine de yer verilmiştir.

Literatürde HPPI'nin CRITIC yöntemi ile kullanıldığı çalışmaya rastlanılmamıştır. CRITIC yöntemi ile gerçekleştirilen çalışmaların bazıları ise Tablo 1'de özetlenmektedir.

Tablo 1. CRITIC Yöntemi Literatür Özeti

Yazar/lar	Yöntem/ler	Uygulama/lar
Işık vd. (2024)	CRITIC, DEMATEL, EDAS, TOPSIS, WASPAS	İMKB yiyecek ve içecek şirketlerinin performans değerlendirmesi
Yürüyen vd. (2023)	CRITIC, SV, MEREC, LOPCOW, MACONT	Lojistik işletmelerinin performans değerlendirilmesi
Martin vd. (2023)	CRITIC, SWARA, SECA, MARCOS	Yazılım seçimi için MARCOS yönteminin önerilmesi
Ayan & Abacıoğlu (2022)	CRITIC, ARAS, COPRAS	Kozmetik, market ve elektronik şirketlerinin performans analizi
Gou (2022)	CRITIC, CoCoSo	IEE kalite değerlendirmesi

HPPI'nin ENTROPI yöntemi ile değerlendirildiği çalışmaya rastlanılmamakla birlikte literatürdeki ENTROPI yöntemi ile gerçekleştirilen çalışmaların bazıları Tablo 2'de özetlenmektedir.

Tablo 2. ENTROPI Yöntemi Literatür Özeti

Yazar/lar	Yöntem/ler	Uygulama/lar
Chen vd. (2024)	ENTROPI, AHP, TOPSIS	Metro ağı güvenlik açığının değerlendirilmesi
Erişkan & Şahin (2023)	ENTROPI, GRI, PROMETHEE	İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi'nde bursiyer seçimi
Ersoy (2022)	ENTROPI, CRITIC, MEREC, EW, SS, IDDWS	Zorlu Enerji finansal performans değerlendirmesi
Yenilmez & Ertuğrul (2022)	ENTROPI, CILOS, IDOCRIW, MARCOS, CoCoSo, BORDA	Denizli'de CNC mermer işleme makinesi seçimi
Aytekin (2022)	ENTROPI, CILOS, IDOCRIW, REF-II OCRA	Özel ihracatçı gıda şirketlerinin performans değerlendirmesi
Arsu (2021)	ENTROPI, ARAS	BIST elektrik, gaz ve buhar işletmelerinin performans analizi

HPPI'nin MEREC yöntemi ile analiz edildiği çalışma literatürde mevcut olmayıp MEREC yöntemi ile gerçekleştirilen çalışmaların bazıları Tablo 3'te özetlenmektedir.

Tablo 3. MEREC Yöntemi Literatür Özeti

Yazar/lar	Yöntem/ler	Uygulama/lar
Yaşar & Ünlü (2023)	MEREC, LOPCOW, CoCoSo	Türkiye'de 8 üniversitenin sürdürülebilirlik performanslarının değerlendirilmesi
Altıntaş (2023)	MEREC, RAFSI	G7 ülkelerinin kırılma performans değerlendirilmesi
Sümerli Sarıgül vd. (2023)	MEREC, LOPCOW, CoCoSo	Skytrax tarafından değerlendirilen 17 havaalanının hizmet kalitesinin değerlendirilmesi
Yenilmez & Ertuğrul (2023)	MEREC, WASPAS	Dizüstü bilgisayar seçimi
Ayçin & Arsu (2022)	MEREC, MARCOS	Sosyal Gelişme Endeksine (SGE) göre 14 ülkenin değerlendirilmesi

IDOCRIW yöntemi ile HPPI'nin birlikte olduğu bir çalışmaya rastlanılmamıştır. IDOCRIW yöntemi ile gerçekleştirilen çalışmaların bazıları Tablo 4'te özetlenmektedir.

Tablo 4. IDOCRIW Yöntemi Literatür Özeti

Yazar/lar	Yöntem/ler	Uygulama/lar
Ayan vd. (2023)	IDOCRIW, CILOS, FUCOM, LBWA, SAPEVO-M, MEREC	Literatürdeki ağırlık yöntemleri üzerine bir araştırma
Bandyopadhyay (2023)	IDOCRIW, AHP, MAUT, MACBEHT, MOORA	Çok kriterli karar verme tekniği önerilmesi ve analizi
Karakış (2022)	IDOCRIW, WASPAS	Ev tipi su arıtma cihazı seçimi
Çiftaslan & Rençber (2022)	IDOCRIW, CoCoSo	Türkiye'deki 8 bankanın performans analizi (2010-2020)
Kırhasanoğlu & Özdemir (2022)	IDOCRIW, WASPAS	Türkiye'deki dört büyük futbol kulübünün değerlendirilmesi

HPPI'nin kümeleme analizi ile ilgili yapıldığı bir çalışmaya literatürde rastlanılmamıştır. Literatürdeki Kümeleme yöntemleri ve ÇKKV yöntemleri ile gerçekleştirilen çalışmaların bazıları Tablo 5'te özetlenmektedir.

Tablo 5. Kümeleme ve ÇKKV Yöntemleri Literatür Özeti

Yazar/lar	Yöntem/ler	Uygulama/lar
Wang vd. (2024)	PAM, IPSI, ENTROPI, CRITIC	IPSI, EXPROM II ve PAM yöntemlerini entegre eden IPSI-EXPROM II-PAM hibrit ÇKKV modeli
Khani vd. (2023)	PAM, AHP, TOPSIS	Büyük ölçekli bir dağıtım şebekesinde arıza göstergelerinin değerlendirilmesi
Cui vd. (2023)	K-Means, CRITIC, MABAC	ASEAN bölgesindeki bir vaka çalışması değerlendirmesi
Avşar (2023)	K-Means	Dünya Bankası LPE verilerinin analizi
Haseki & Avşar (2023)	K-Means, PROMETHEE	Türkiye ve Avrupa Birliği (AB) ülkeleri turizm ve lojistik performans analizi
Kaya vd. (2023)	K-Means, MEREC, CRITIC, MARCOS	CE kapsamında AB ülkelerinin sosyal gelişmişlik düzeylerinin analizi
Sen vd. (2023)	K-Medoids, ENTROPI, TOPSIS, TFNs	Kablosuz sensör ağlarının (WSN'lerin) ömrünü uzatmak için bir analiz
Gagolewski (2022)	K-Means	Kümeleme algoritmalarının karşılaştırılmasına yönelik bir analiz

Henley & Passport, pasaport ve vize ile ilgili yapılan çalışmaların bazıları Tablo 6'da özetlenmektedir.

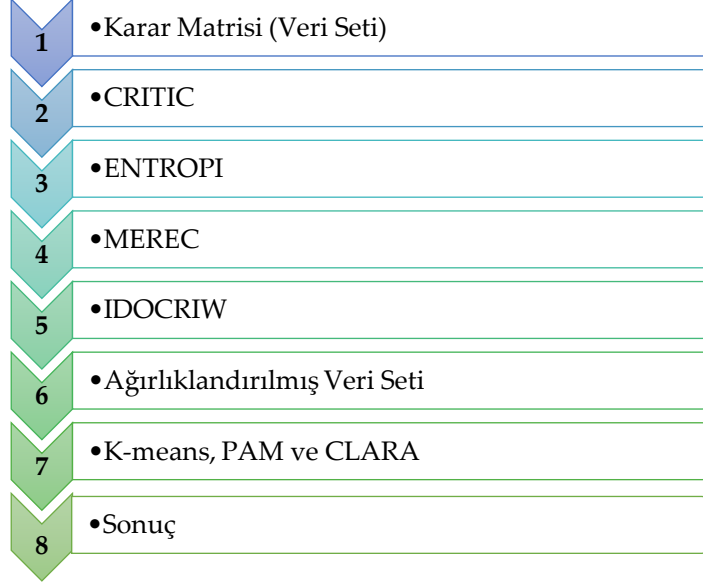
Tablo 6. Henley & Passport, Pasaport ve Vize Literatür Özeti

Yazar (lar)	Konu	Bulgular / Vurgular / Katkılar
Ullah & Chattoraj (2024)	Pasaport gücü, ekonomi ve göç politikası	Güçlü pasaportların genellikle yüksek gelirli ülkelerde görülmesi, zayıf pasaportların uluslararası hareketlilikte zorluklarla karşılaşması ve bu durumun küresel eşitsizlikleri
Trang vd. (2023)	Pasaport gücü ve sosyoekonomik faktörler	Pasaport gücü bir ülkenin küresel konumunun ve istikrarının yansıması
Saeed vd. (2023)	PQROFHS ile pasaport kalitesi değerlendirmesi	Olasılık temelli yöntemle pasaportların kalite değerlendirilmesi
Okagbue vd. (2021)	HPI ile CPI, GPI ve WHR ilişkisi	Pasaport gücü ile yolsuzluk, barış ve mutluluk endeksleri arasındaki ilişki
Harpaz (2021)	Pasaport gücü ve sosyal statü	Zengin ülkeler seyahat özgürlüğüne sahipken, gelişmekte olan ülkelerin sıkı vize kısıtlamalarına maruz kalması
Altundal & Zarpli (2019)	Vize özgürlüğü, demokratikleşme, GSYİH	Vize özgürlüğü demokratikleşmeyi artırması, GSYİH üzerindeki etkisinin ise net olmaması
Cesarz vd. (2018)	Filistin pasaportları ve hareketlilik	Pasaportun tanınırlığı vatandaşın hareketliliğini etkiler, devlet egemenliğiyle ilişkili
Kochenov & Lindeboom (2017)	Vatandaşlık kalitesi ve ekonomik güç	Ulusların eşit olmadığı, vatandaşlık kalitesinin ülkenin ekonomik gücü ve küresel fırsatlara erişimle ilişkili olduğunu
Neumayer (2017)	Vize kısıtlamaları ve ekonomik küreselleşme	Vize politikalarının ülkelerin ekonomik çıkarlarını ve küresel mobilitayı doğrudan etkilediği ve bu etkilerin de yoksul ülkeler için dezavantajlı olduğu
Brouwer (2016)	Vize sistemi eşitsizliği ve mültecilik	Vize sistemindeki eşitsizlikler için "kota modeli" önerilmesi.
Whyte (2008)	HPI verileri ve vizesiz seyahat coğrafyası	Vizesiz erişimin genellikle zengin ve demokratik ülkelere tanınması
Neumayer (2006)	Vize kısıtlamaları ve uluslararası eşitsizlik	Vize kısıtlamalarının ekonomik eşitsizlik ve siyasi güvensizlikle ilişkili olduğu, zengin ve demokratik ülkelerin vizesiz erişime fazla sahip olması

3. METODOLOJİ

3.1. Araştırmanın Modeli

Bu bölümde; önerilen modelin metodolojisine yer verilmiştir. Önerilen hibrit ÇKKV-KÜMELEME modeli; CRITIC, ENTROPI, MEREC, IDOCRIW yöntemleri ile K-means, PAM ve CLARA algoritmalarına dayanmaktadır. CRITIC, ENTROPI, MEREC yöntemleri ile belirlenen kriter ağırlıklarının nihai ağırlıkları IDOCRIW yöntemi ile belirlenmiştir. IDOCRIW yöntemi ile oluşturulan ağırlıklandırılmış veri setinin hiyerarşik olmayan kümeleme algoritmalarından K-means, PAM ve CLARA ile kümeleme modelinin metodolojik akış şeması Şekil 1’de verilmiştir.



Şekil 1. Model Metodolojik Akış Şeması

3.1. Veri Seti

Çalışmada kullanılan veri seti, Henley & Partners tarafından yayınlanan pasaport güç endeksindeki 190 ülke ile ekonomik hareketlilik puanı (küresel GSYİH’ye vizesiz erişim-K1), ülke GSYH’si (küresel GSYH’nin %’si-K2) ve vizesiz seyahat (Dünya’nın %’si-K3) kriterleridir (Henley & Partners, 2024b). Uygulama kapsamındaki veri setinin bir kesiti Tablo 7’de verilmiştir.

Tablo 7. Veri Seti

HPPI Veri Seti		Kriterler		
		Ekonomik Hareketlilik Puanı (Küresel GSYH’ye Vizesiz Erişim %)	Ülke GSYH’sı (Küresel GSYH’nin %’si)	Vizesiz Seyahat (Dünya’nın %’si)
Ülkeler	Kod	K1	K2	K3
Afganistan	A1	0.830	0.015	12
Albania	A2	49.260	0.019	54
Algeria	A3	3.220	0.169	25
...	...	...	...	...
Yemen	A188	1.020	0.022	15
Zambia	A189	4.850	0.023	31
Zimbabwe	A190	4.530	0.029	29

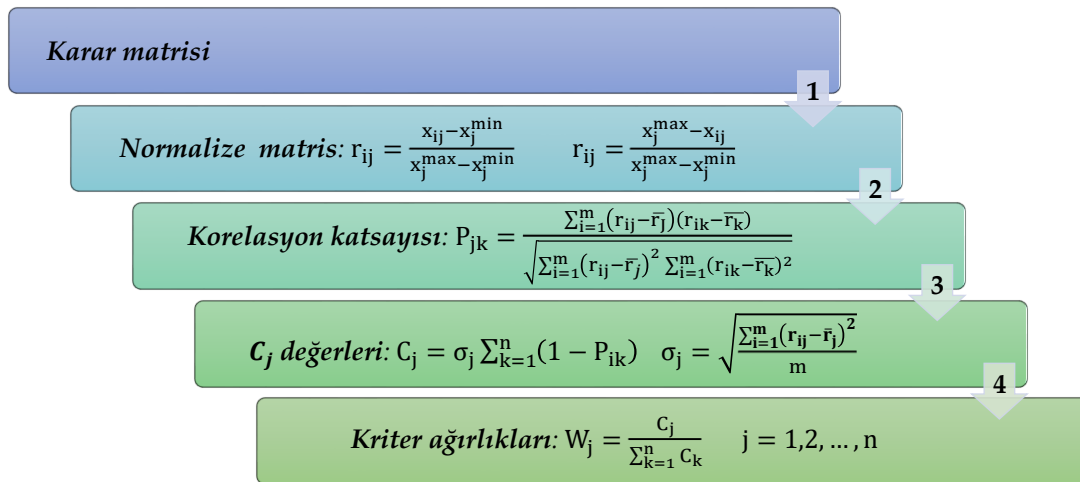
HPPI’da 199 ülke yer almasına rağmen 9 ülke; Palau Islands, Marshall Islands, Micronesia, Tonga, Vatican City, Tuvalu, Kiribati, Nauru, North Korea’nin eksik verisi olduğundan uygulama kapsamına alınamamıştır.

3.3. Yöntem ve Algoritmalar

3.3.1. CRITIC Yöntemi

Çok kriterli karar problemindeki her bir kriterin önemini göstermek için kullanılan ağırlıklandırma yöntemleri vardır. Ağırlıklandırma yöntemleri, uzmanlar tarafından belirlenen önsel ağırlık (öznel/subjektif) ve verilerden elde edilen öncül ağırlık (nesnel/objektif) olmak üzere ikiye ayrılmaktadır (Kao, 2010). Kriter ağırlıkları, önsel ağırlık olarak adlandırılan uzmanların bilgi ve deneyimleriyle belirlenebildiği gibi objektif olarak yani istatistiksel algoritmalar ile de belirlenebilmektedir. Önsel ağırlıklandırmanın mümkün olmadığı durumlarda nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinden: Mean Weight (MW), Standard Deviation, ENTROPI, CRITIC, MEREC yöntemleri gibi matematiksel modeller ile kriter ağırlıkları belirlenmektedir. Uygulamada, nesnel ağırlıklandırma yöntemlerinden olan CRITIC, ENTROPI, MEREC ve IDOCRIW yöntemleri ile kriter ağırlıkları objektif olarak belirlenmiştir.

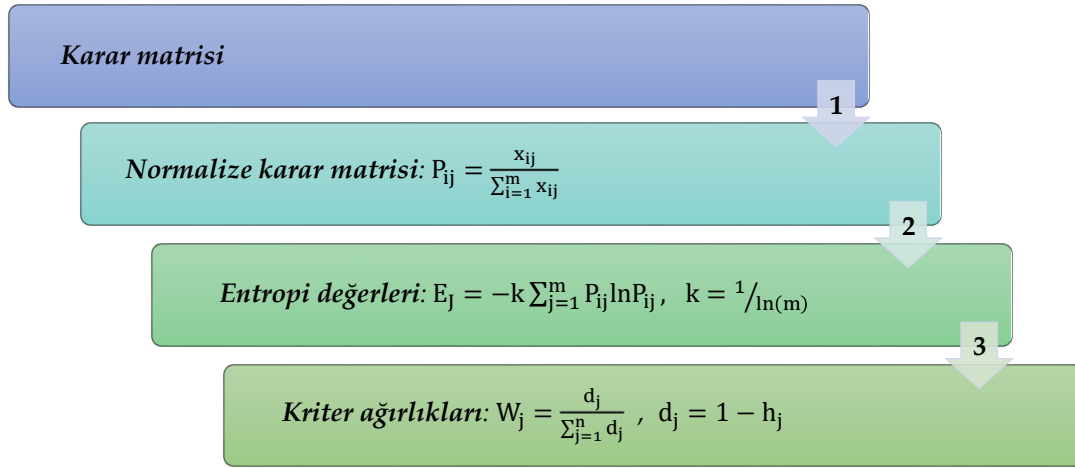
CRITIC (CRITERIA Importance Through Intercriteria Correlation) yöntemi, Diakoulaki, Mavrotas ve Papayannakis tarafından 1995 yılında kriterlerin objektif ağırlıklarının belirlenmesi amacı ile geliştirilen bir yöntemdir. CRITIC yöntemini diğer yöntemlerden ayıran en önemli özelliği; uzman görüşlerinden yola çıkarak elde edilen önsel sonuçların değil, kriterlerin standart sapmalarının ve kriterler arası korelasyonun birlikte kullanıldığı objektif bir ağırlıklandırma gerçekleştirilmesidir. Kriterlerin objektif ağırlıklarının bu yöntemle belirlenmesinde her bir kriterin hem standart sapması hem de diğer kriterlerle arasındaki korelasyon ilişkisi esas alınmaktadır (Ayçin, 2023). Yöntemin algoritması Şekil 2’de verilmiştir (Diakoulaki vd., 1995; Jahan vd., 2012).



Şekil 2. CRITIC Algoritması

3.3.2. ENTROPI Yöntemi

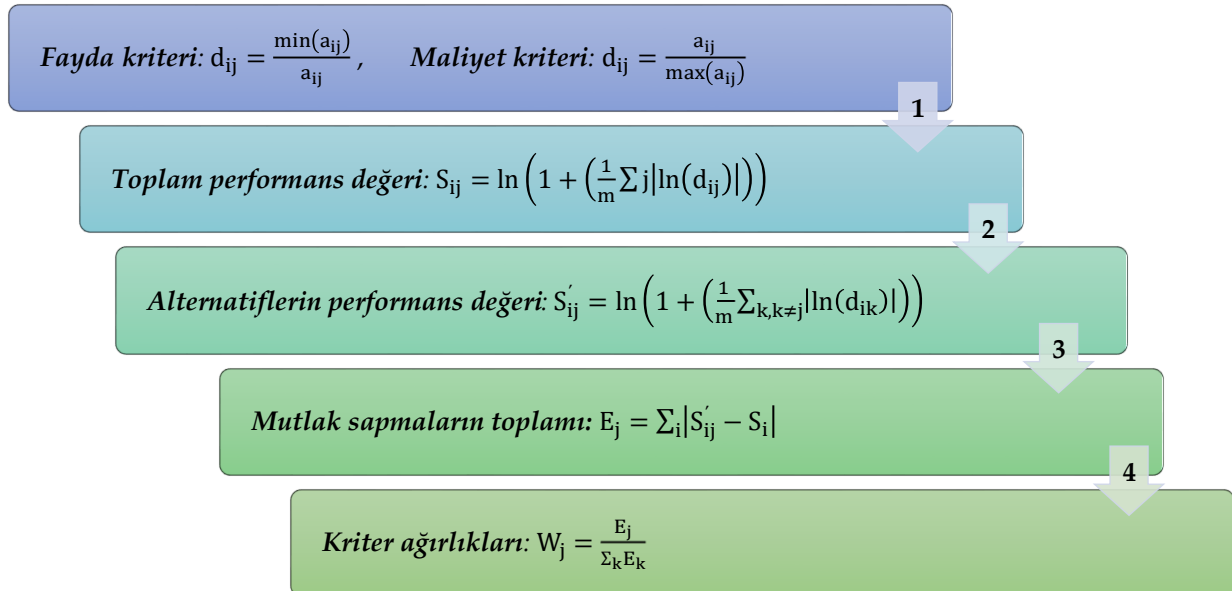
1948 yılında Claude E. Shannon, ENTROPI kavramını ilk kez kullanmıştır (Shannon, 1948). Shannon’un ENTROPI yaklaşımı bilgi kuramının temelini oluşturarak birçok alanda kriter ağırlıklarını belirleme yöntemi olarak kullanılmıştır. Karar matrisindeki verileri kullanan bu yöntem, başka herhangi bir subjektif değerlendirmeye ihtiyaç duymamakla birlikte yöntemin uygulanabilirliği oldukça kolaydır. Yöntemin en güçlü yanını bu durum oluşturur. Bu yöntemde, değerleri yüksek olan veri grubunda belirsizlik daha fazladır ve bu durum da yöntemin dezavantajıdır (Ayçin, 2023). ENTROPI yönteminin algoritması Şekil 3’de verilmiştir (Erol & Ferrell, 2009; Wang & Lee, 2009; Lotfi & Fallahnejad, 2010).



Şekil 3. ENTROPY Algoritması

3.3.3. MEREC Yöntemi

ÇKKV problemlerinde, kriterlerin ağırlıklarının belirlenmesi için kriterlerin uzaklaştırma etkilerine dayalı olan MEREC (**M**ethod based on the **R**emoval Effects of **C**riteria) yöntemi, Mehdi Keshavarz-Ghorabae vd. tarafından 2021 yılında önerilen güncel bir ağırlıklandırma yöntemidir. Kriter ağırlıklarını belirlemek için her bir kriterin alternatiflerin performansı üzerindeki kaldırma etkisini kullanan MEREC yönteminde, performanslar üzerinde daha yüksek etkiye sahip olan kriterlere daha büyük ağırlıklar atanır. Alternatiflerin performanslarını hesaplamak için eşit ağırlıklara sahip basit bir logaritmik ölçü kullanılır. Her bir kriterin kaldırılmasının etkilerini belirlemek için mutlak sapma ölçütünü kullanılır ve bu ölçüt genel alternatifin performansı ile bir kriterin kaldırılmasındaki performansı arasındaki farkı yansıtır (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021). Bir kriterin ağırlığını belirlerken o kriteri devre dışı bırakarak toplam kriter ağırlığındaki değişimi dikkate alan özelliği ile MEREC; ENTROPY, CRITIC ve CILOS yöntemleri gibi diğer ağırlıklandırma yöntemlerinden ayrılmaktadır. Ayrıca MEREC yönteminin, algoritmasında sağlam bir matematiksel alt yapının olması, kolay ve anlaşılabilir olması bu yeni ağırlıklandırma yönteminin avantajlarıdır. Yöntemin en önemli dezavantajı ise SD, SV ve PSI yöntemlerine göre daha karmaşık olmasıdır (Yürüyen vd., 2023). MEREC algoritması Şekil 4'te verilmiştir (Keshavarz-Ghorabae vd., 2021).

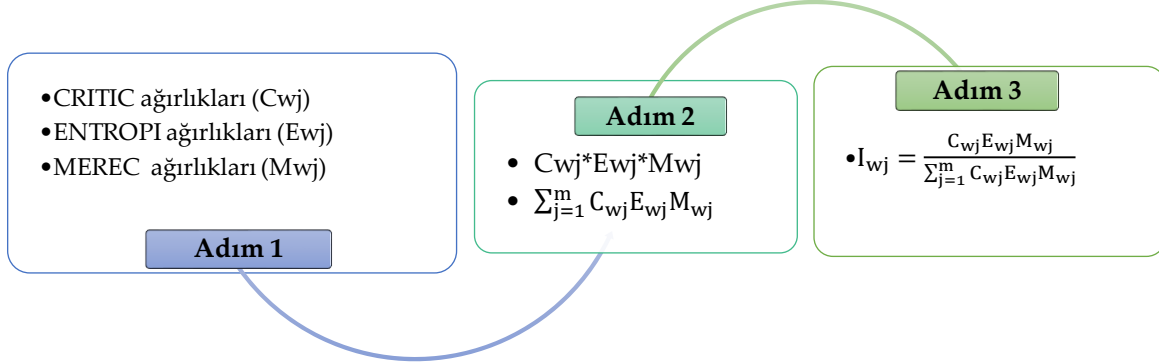


Şekil 4. MEREC Algoritması

3.3.4. IDOCRIW Yöntemi

IDOCRIW (The Integrated **D**etermination of **O**bjective **C**Riteria **W**eights) yöntemi; Zavadskas ve Podzenko (2016) tarafından önerilen, Bütünleşik Objektif Kriter Ağırlıklarının Belirlenmesi anlamına gelen, kriter ağırlıklarının birleştirilmesiyle spesifik bir birim ağırlık yaklaşımıdır. İki veya daha fazla ağırlıklandırma

yöntemini birleştirerek nihai sonuçlar elde edilen IDOCRIW yöntemi, doğruluğunu ve güvenilirliğini arttırmış literatürdeki ilk yöntemdir. IDOCRIW yönteminin adımları Şekil 5'te verilmiştir (Zavadskas & Podvezko, 2016; Alao vd., 2021).

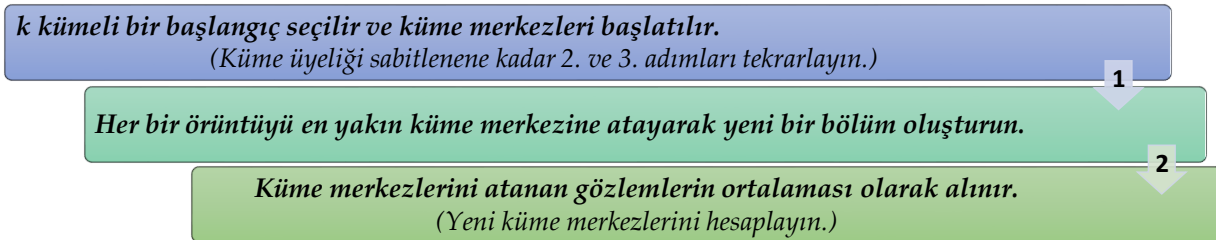


Şekil 5. IDOCRIW Algoritması

3.3.5. K-means Algoritması

Kümeleme analizi, uzun bir geçmişe sahiptir. Linnaeus'un 1753 yılında yapmış olduğu hayvanların ve bitkilerin sınıflandırılması çalışmaya kadar dayanmaktadır. Robert Sokal'ın ve Peter Sneath'in 1963 yılında yazdığı "Sayısal Sınıflandırma İlminin Temelleri" adlı kitap ise kümeleme analizi için öncü olmuştur (Çörekçi, 2017). Kümeleme, geçmiş verilerin hangi sınıf içerisinde yer aldığı belirtilmediği veya bilinmediği durumda verilerin benzerliklerine göre ayrıştırılmasıdır (Aydemir, 2019). Kümeleme, verilerin birimlere veya değişkenlere göre birbirine benzerlik bakımından kümelerde toplanmasını sağlayan bir yöntemdir. Kümeleme analizinin genel amacı, belirli özelliklere göre birimlerin benzerliklerini ortaya koymak ve bu benzerlikleri esas alarak birimleri doğru kategorilere sınıflandırmaktır (Çilingirtürk, 2011). Kümeleme analizi algoritmaları hiyerarşik (aşamalı) ve hiyerarşik olmayan (aşamalı olmayan (bölümleyici)) olmak üzere iki temel gruba ayrılmaktadır. Bu algoritmalar arasındaki en temel fark, hiyerarşik olmayan algoritmalarda küme sayısının analizin başında belirleme zorunluluğudur. Hiyerarşik algoritmalarda böyle bir durum yoktur (Bulut, 2023). Bölümleyici kümeleme algoritmaları n adet nesneden oluşan veri tabanını, giriş parametresi olarak belirlenen k adet bölüme $k \leq n$ ayırma esasına dayanır. Bu ayrılan her bölüm k kümeyi ifade eder (Bilgin, 2008). K-means ve K-medoids algoritmaları, literatürde en iyi bilinen ve en yaygın olan bölümleyici kümeleme algoritmalarıdır.

Basitliği nedeniyle en popüler kümeleme algoritmalarından biri olan K-means, ilk olarak 1955 yılında yayınlanmıştır. K-means 50 yıl önce önerilmiş olmasına ve o zamandan beri binlerce kümeleme algoritması yayınlanmış olmasına rağmen, K-means hala yaygın olarak kullanılmaktadır (Jain, 2010). K-means algoritması, her biri tek bir rastgele noktadan oluşan kümeleri ile başlar ve daha sonra her yeni noktayı, ortalaması yeni noktaya en yakın olan kümeye ekler. Bir nokta bir kümeye eklendikten sonra, o kümenin ortalaması yeni noktayı dikkate alacak şekildedir. Böylece her aşamada k-means aslında temsil ettikleri grupların ortalamalarıdır dolayısıyla "k-means" terimi buradan gelir (MacQueen, 1967). K-means algoritması Şekil 6'daki adımlarla tanımlanabilir (MacQueen, 1967; Jain & Dubes, 1988):



Şekil 6. K-means Algoritması

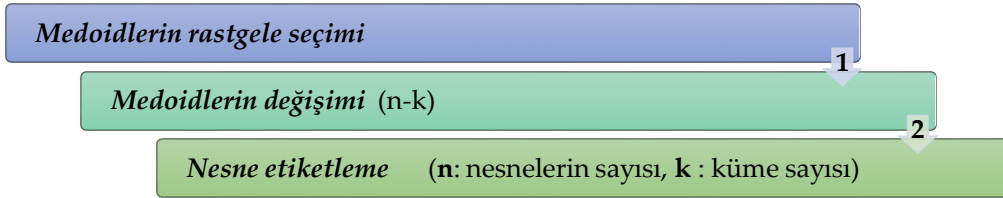
3.3.6. PAM Algoritması

K-medoidlerin en iyi bilinen versiyonlarından biri PAM (**P**artitioning **A**round **M**edoids) algoritmasıdır. K-means algoritmasına güçlü bir alternatif olan ve medoidlere dayanan PAM algoritması, 1987 yılında Kaufman and Rousseeuw tarafından geliştirilmiştir. PAM algoritmasında, D uzaklık fonksiyonu en küçüklenmeye çalışılır (Şekil 7).

$$D = \sum_{k=1}^K \sum_{i \in C_k, j \in C_k} d(x_i, x_j)$$

Şekil 7. D Uzaklık Fonksiyonu

Bu fonksiyonda D , kümelerin içindeki elemanlar arası toplam uzaklıktır. Yani öncelikle bir kümede bulunan gözlemler arasındaki uzaklıklar toplanır daha sonra tüm kümeler için elde edilen uzaklıkların toplanması ile D elde edilir. PAM algoritması D değerinin en küçük olduğu andaki kümelemenin en iyi olduğunu kabul etmektedir (Bulut, 2023). PAM algoritması özetle üç adımdan oluşmaktadır ve Şekil 8’de bu adımlar verilmiştir (Kaufman & Rousseeuw, 1990; Budiaji & Leisch, 2019).



Şekil 8. PAM Algoritması

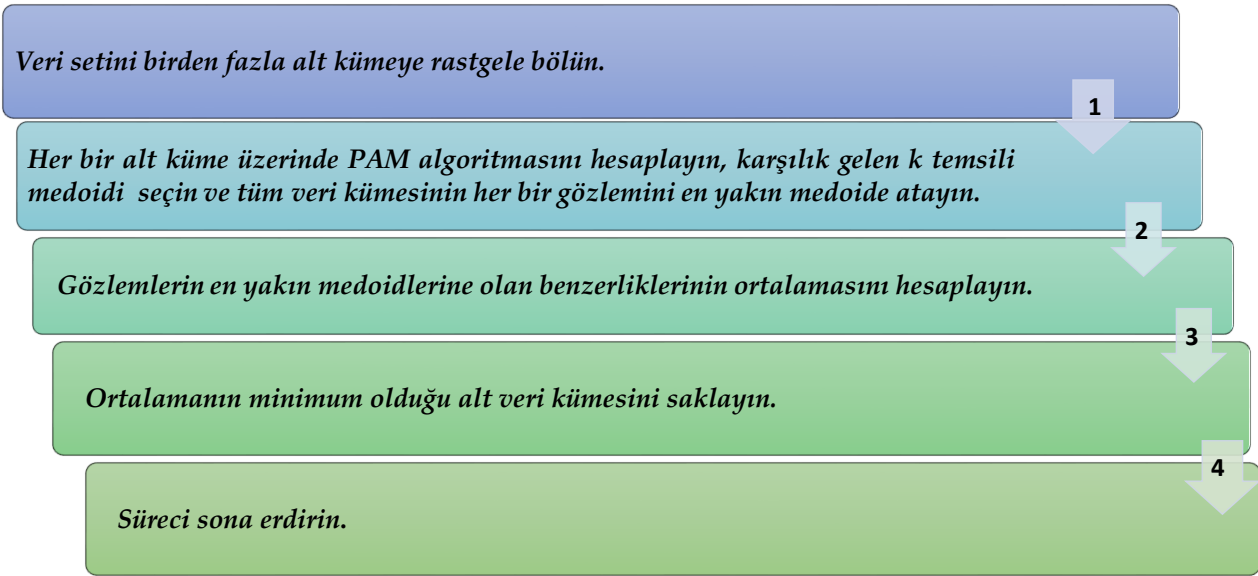
PAM algoritması bir farklılık matrisi ile çalışır ve bu matrisi hesaplamak için PAM algoritması Şekil 9’da yer alan Öklid uzaklık ölçüsü kullanılmıştır (Bulut, 2023):

$$m = 2 \quad d(x_i, x_j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p (x_{ik} - x_{jk})^2}$$

Şekil 9. Öklid Uzaklık Ölçüsü

3.3.7. CLARA Algoritması

CLARA (**C**lustering **L**ARge **A**pplications) algoritması, PAM kümeleme yönteminin bir uzantısıdır ve büyük veri kümeleri söz konusu olduğunda hesaplama süresini azaltmayı amaçlamaktadır. PAM, büyük veri kümelerinin kümelenebilirliği için pratik değildir. Bu nedenle özellikle büyük veri kümelerine uyarlanmış bir yöntem olan CLARA algoritması Kaufman ve Rousseeuw tarafından 1986 yılında geliştirilmiştir. K-medoid yaklaşımını temel alan bu yöntem, iki adımda gerçekleştirilir. Öncelikle nesne kümesinden bir örnek alınır ve aynı zamanda k temsili nesne veren k-medoid yöntemi kullanılarak k alt küme halinde kümelendirilir. Daha sonra örneğe ait olmayan her nesne, k temsili nesneden en yakınına atanır. Bu, tüm veri setinin kümelenebilirliğini sağlar. Bu kümelemenin kalitesinin bir ölçüsü, veri setindeki her bir nesne ile onu temsil eden nesne arasındaki ortalama mesafenin hesaplanmasıyla elde edilir. Beş örnek çekilip kümelendikten sonra, en düşük ortalama mesafenin elde edildiği örnek seçilir. CLARA, her küme için boyut ve medoidini verir (Kaufman & Rousseeuw, 1990). CLARA, küçük bir veri örneğini dikkate alır ve örnek için en uygun medoid kümesini oluşturmak için PAM algoritmasını uygulamaktadır. CLARA algoritması Şekil 10’da verilmiştir (Das & Bhuyan, 2013).



Şekil 10. CLARA Algoritması

3.3.8. Küme Kalitesi Değerlendirme Ölçütleri

Kümeleme analizi sonuçlarının değerlendirilmesinde kullanılan temel kriterler işlem süresi (runnig time), bellek kullanımı, küme kalitesi, istikrarlılık (stability) ve ölçeklenebilirliktir. Kümeleme analizinde elde edilen sonuçların yeterli olup olmadığı için yapılan değerlendirme çalışmaları genel olarak “küme geçerliliği (cluster validation)” olarak isimlendirilir. Küme geçerliliği içsel, dışsal ve göreceli olmak üzere üçe ayrılır. Bunlardan elde edilen kümeleme sonucunun değerlendirilmesinde, bu kümelerin oluşturulmasında kullanılan veri dizisinden yararlanılması durumunda gerçekleştirilen değerlendirmeler “içsel değerlendirme” olarak isimlendirilir. Bu yöntemler en iyi skoru küme içerisinde yüksek benzerliğe ve kümeler arasındaki en düşük benzemezliği sağlayan algoritmaya atar. İçsel değerlendirmeyi temel alarak kümeleme algoritmalarının kalitesini değerlendiren yöntemlerden Dunn ve Silhouette Witdh indeksi aşağıda verilmiştir (Akpınar, 2017; Bulut, 2023).

- I. **Dunn İndeksi:** Dunn indeksi yoğun ve iyi ayrılmış kümeleri hedeflemektedir küme içi uzaklıklarla, kümeler arası uzaklıkların oranını temel alan bir endekstir. Dunn indeksi $d(i, j)$ i ve j kümeleri arasındaki uzaklık, $d'(k)$ k kümesindeki küme içi uzaklık olmak üzere, aşağıdaki formül ile hesaplanır. Kümeler arası uzaklık olan $d(i, j)$, k kümenin merkezleri arasındaki uzaklık gibi herhangi bir uzaklık ölçüsü olabilir. Benzer şekilde küme içi uzaklığı gösteren $d'(k)$ değeri, k kümesindeki iki nokta arasındaki maksimum uzaklık olabilir. Buna göre, en büyük indeks değerine sahip olan algoritma bu uygulama için en iyi olarak seçilecektir (Şekil 11).

$$1 \leq i \leq n^{\min} \left\{ 1 \leq j \leq n^{\min}, i \neq j \left\{ \frac{d(i, j)}{\max_{1 \leq k \leq n} d'(k)} \right\} \right\}$$

Şekil 11. Dunn İndeksi

- II. **Silhouette Witdh (Siluet Genişlik) İndeksi:** Siluet genişlik indeksi her bir gözlemin siluet değerlerinin ortalamasıdır. Siluet değeri her bir gözlemin atandığı kümelemenin güven derecesini ölçer. Eğer gözlem iyi kümelenmemişse 1 'e, kötü kümelenmişse -1 'e yaklaşır. i . gözlemin siluet değeri aşağıdaki formül ile hesaplanır. Burada a_i i . gözlem ile aynı kümede olan gözlemler arasındaki uzaklıklar ortalamasıdır. Eğer kümede sadece i . gözlem varsa $S(i) = 0$ olur ve hesaplama yapılmaz. Daha sonra eldeki tüm kümeler için $d(x_i, C_m)$ uzaklıkları hesaplanır. Yani i . gözlem ile içinde bulunmadığı $k-1$ tane kümenin uzaklığı hesaplanır. Bu uzaklık i . gözlem ile $C_i (m = 1, 2, \dots, k)$ kümesinde bulunan tüm gözlemler arasındaki uzaklıkların ortalamasıdır. Elde edilen $d(x_i, C_m)$ uzaklıklarının en küçüğü b_i olarak alınır. Böylece tüm gözlemler için S_i değerleri elde edilir ve bu değerlerin ortalaması alınarak siluet genişliği hesaplanır. Bu

indeks $[-1,1]$ aralığında değerler alır ve büyük değer alması elde edilen kümelemenin iyi olduğunu ifade eder (Şekil 12).

$$S(i) = \frac{b_i - a_i}{\max(b_i, a_i)}$$

Şekil 12. Silhouette Witdh İndeksi

Bu çalışmada bölümleyici kümeleme algoritmaları arasında yaygın olarak kullanılan K-means, PAM ve CLARA algoritmaları kümeleme yapısının kalitesinin değerlendirilmesinde kullanılan içsel kümeleme geçerlilik indeksleri arasında yaygın olarak kullanılan Silhouette Witdh ve Dunn indeks ile değerlendirilip karşılaştırılacaktır.

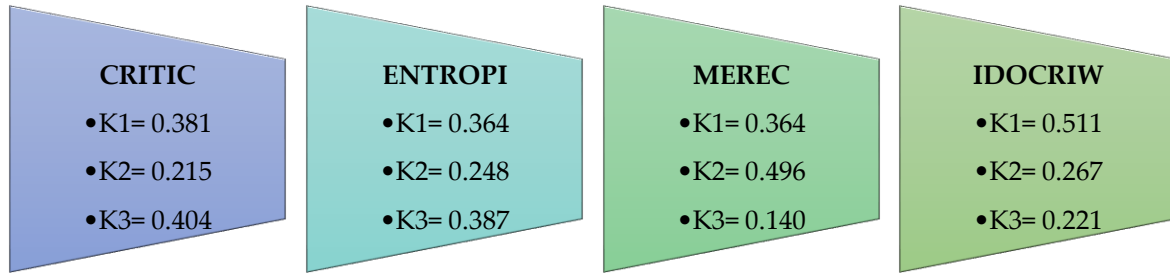
3.4. Verilerin Analizi

Çalışmada kriterlerin ağırlıklarını belirlemek için CRITIC, ENTROPI ve MEREC ağırlıklandırma yöntemlerinden yararlanılmıştır. Belirlenen kriter ağırlıklarının nihai sıralamasında ise IDOCRIW ağırlıklandırma yöntemi kullanılmıştır. MS Excel programında her bir yöntem kendi algoritması dikkate alınarak analiz edilmiştir. Analiz sonucu oluşan nihai olarak ağırlıklandırılan veri seti, K-means, PAM ve CLARA kümeleme algoritmalarının analizi için R-Studio programına aktarılmıştır. R programlama dilinde K-means, PAM ve CLARA kümeleme algoritmaları ile kümeler oluşturulmuş ve karşılaştırılmıştır.

4. BULGULAR

4.1 CRITIC, ENTROPI, MEREC, IDOCRIW Yöntemleri Analiz Sonuçları

CRITIC, ENTROPI, MEREC ve IDOCRIW yöntemlerinin kriter ağırlık değerleri yani uygulamanın ilk 5 adımının sonuçları Şekil 13'te verilmiştir. Hatayı en aza indirmek adına birden fazla ağırlıklandırma yöntemi kullanılmıştır ve nihai birleştirme ise IDOCRIW ile yapılmıştır.

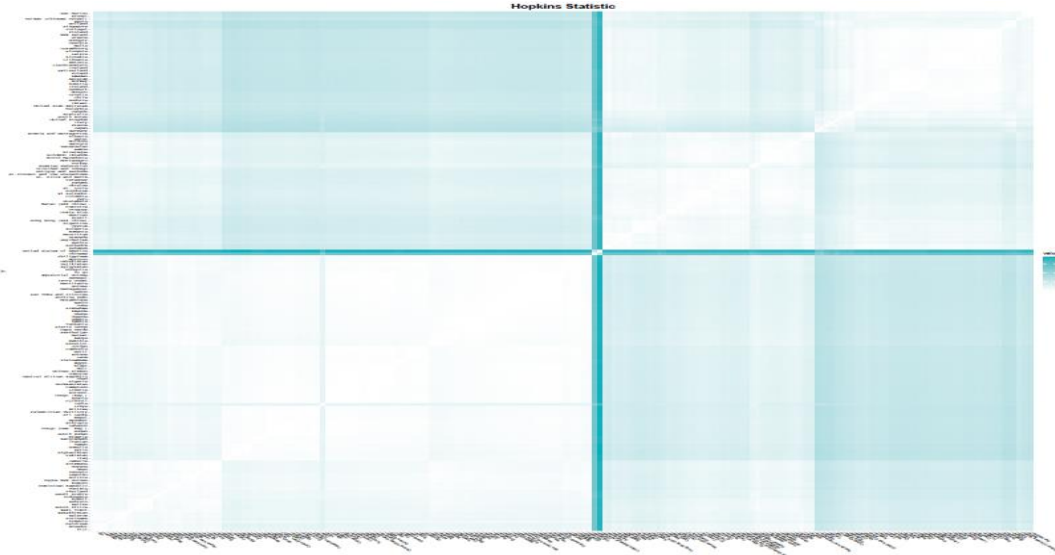


Şekil 13. CRITIC, ENTROPI, MEREC ve IDOCRIW Sonuçları

Son nihai sıralamanın yapıldığı IDOCRIW yönteminde K1 (ekonomik hareketlilik puanı (küresel GSYİH'ye vizesiz erişim)) kriterinin önem derecesinin daha fazla olduğu ve sırasıyla onu K2 (ülke GSYH'si (küresel GSYH'nin %'si)) ve K3 (vizesiz seyahat (Dünya'nın %'si)) kriterinin izlediği sonucuna ulaşılmıştır.

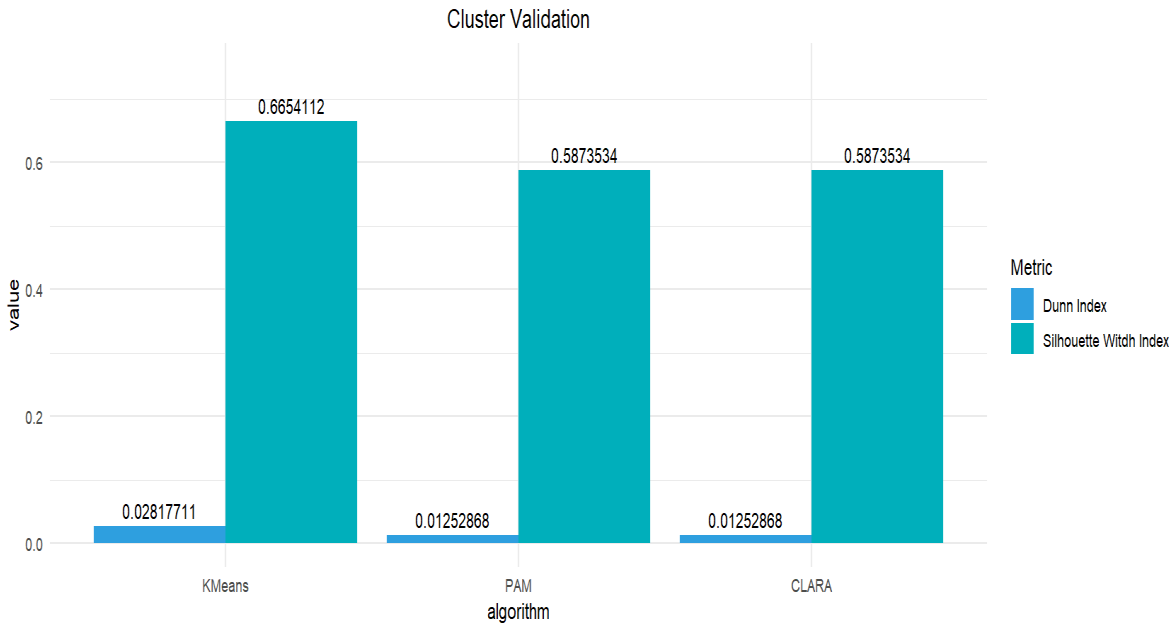
4.2. K-means, PAM ve CLARA Algoritması Kümeleme Analizi Sonuçları

Çalışmada nihai ağırlıklar ile oluşturulan ağırlıklandırılmış veri seti, R programlama dilinde K-means, PAM ve CLARA algoritmaları ile analiz edilmiştir. Hopkins istatistik değeri 0.9996452 olarak hesaplanmıştır. Hopkins istatistik değerinin "0,9996452" olması nedeniyle analiz veri setinin iyi kümelendiğini söylemek mümkündür. Hopkins istatistiği, rastgele seçilen konumların en yakın komşu dağılımını rastgele seçilen örüntüler ile karşılaştırır. Sıfır hipotezi altında, örnekleme orijinlerinden en yakın desenlere olan mesafeler, ortalama olarak en yakın komşu mesafeleri ile aynı olmalıdır. Bu durum rastgeleliği ima eder ve H değeri yaklaşık 0,5 olmalıdır. Ancak örüntüler kümelendiğinde, örüntülerin en yakın komşularına olan örnekleme orijinleri ortalama olarak rastgele seçilen örüntüler arası en yakın komşu mesafelerinden daha büyük olmalıdır, dolayısıyla H değeri 0,5'ten büyük olmalıdır. Çok iyi tanımlanmış kümelenmiş veriler için neredeyse H değeri 1'e eşittir (Banerjee & Dave, 2004). Hopkins istatistiği ısı haritası (heatmap) Şekil 14'te verilmiştir.



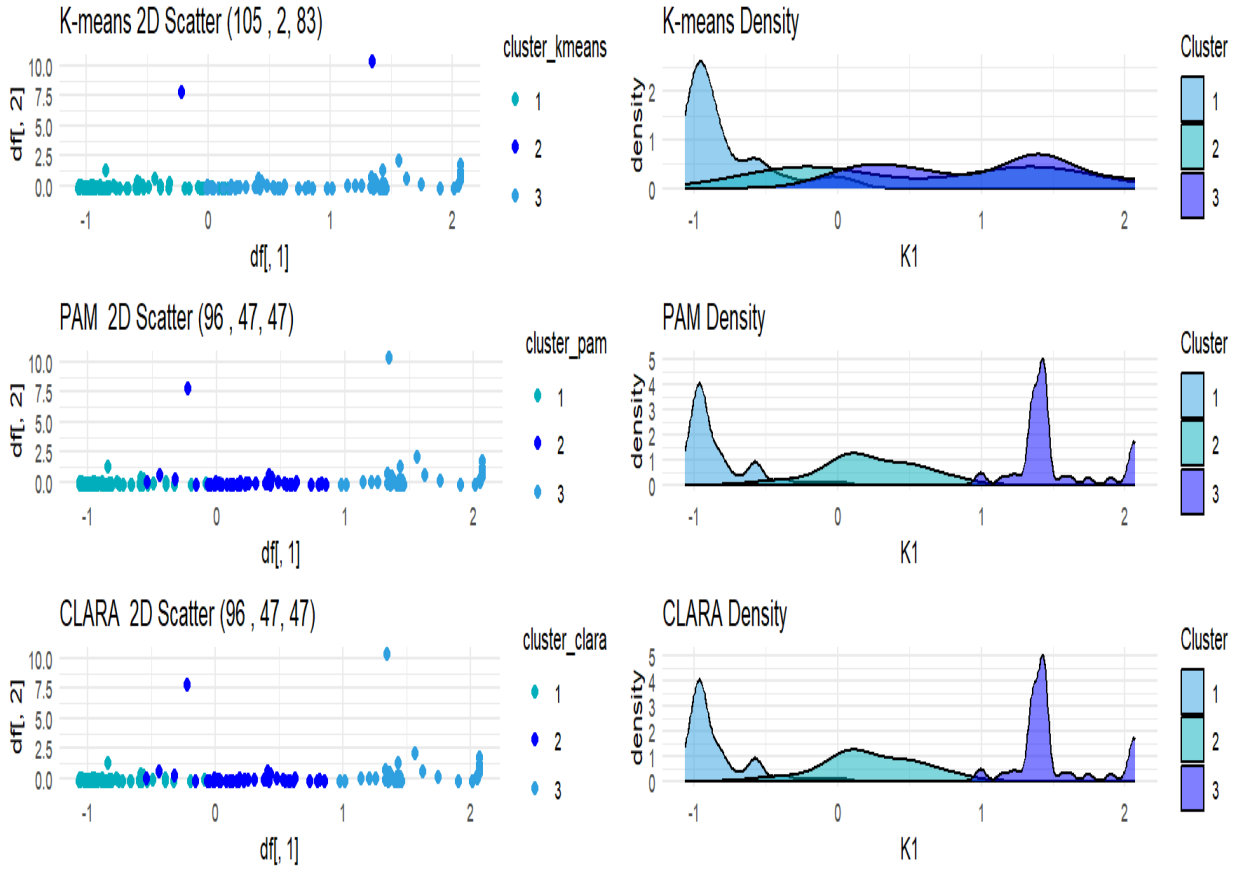
Şekil 14. Hopkins İstatistiği

Şekil 15'te, çalışmada kullanılan üç farklı kümeleme algoritmasının (K-means, PAM ve CLARA) ürettiği kümelerin geçerlilik metrikleri olan dunn indeksi ve silhouette width indeksi karşılaştırmalı olarak sunulmuştur. Bu iki küme geçerlilik metriği, kümeleme sonuçlarının içsel kalitesini ölçmek amacıyla kullanılmakta olup, yüksek silhouette width değeri küme içi benzerliğin yüksek, kümeler arası ayrımın ise belirgin olduğunu; yüksek dunn indeksi ise kümeler arasındaki uzaklıkların büyük, kümeler içindeki veri noktalarının ise birbirine yakın olduğunu göstermektedir. K-means algoritması, her iki metrik açısından da yüksek skora sahiptir. Ancak, K-means algoritması uç değerlerden etkilenen bir algoritmadır. Çünkü ortalama değerleri baz alır. Şekil 16'da K-means'e ait iki boyutlu dağılım ve yoğunluk grafiğine göre kümeler atanmış ülkelerin sayıları (105, 2, 83) şeklindedir. Burada, koyu mavi ile gösterilen noktalar uç değerleri göstermektedir. ABD ve Çin ülkeleri değişkenler bazında uç değerlere sahip iki ülkedir ve bu iki ülke bu algoritmaya göre iki elemanlı olan tek bir kümeye atanmıştır. PAM ve CLARA algoritmaları ise medoidleri baz alır ve uç değerlere karşı dayanıklıdır. Bu algoritmalar aynı silhouette width ve dunn indeks sonuçları vermişlerdir ve kümeler atanmış ülkelerin sayıları her iki algoritma da (96, 47, 47) olarak belirlenmiştir. Bu iki algoritma da Çin ve Amerika farklı kümelerde yer almış ve kendilerine en yakın kümeye atanmışlardır.



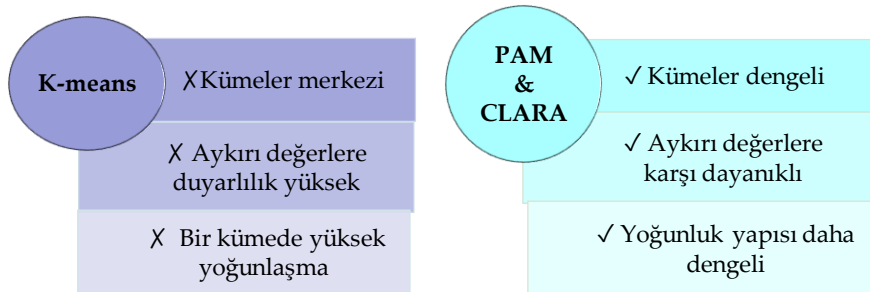
Şekil 15. Silhouette Width ve Dunn İndeksi

K-means, PAM ve CLARA kümeleme analizine göre uygulama kapsamındaki 190 ülke 3 kümeye ayrılmıştır ve bu 3 kümenin iki boyutlu dağılım ve yoğunluk grafikleri ise Şekil 16'da verilmiştir.



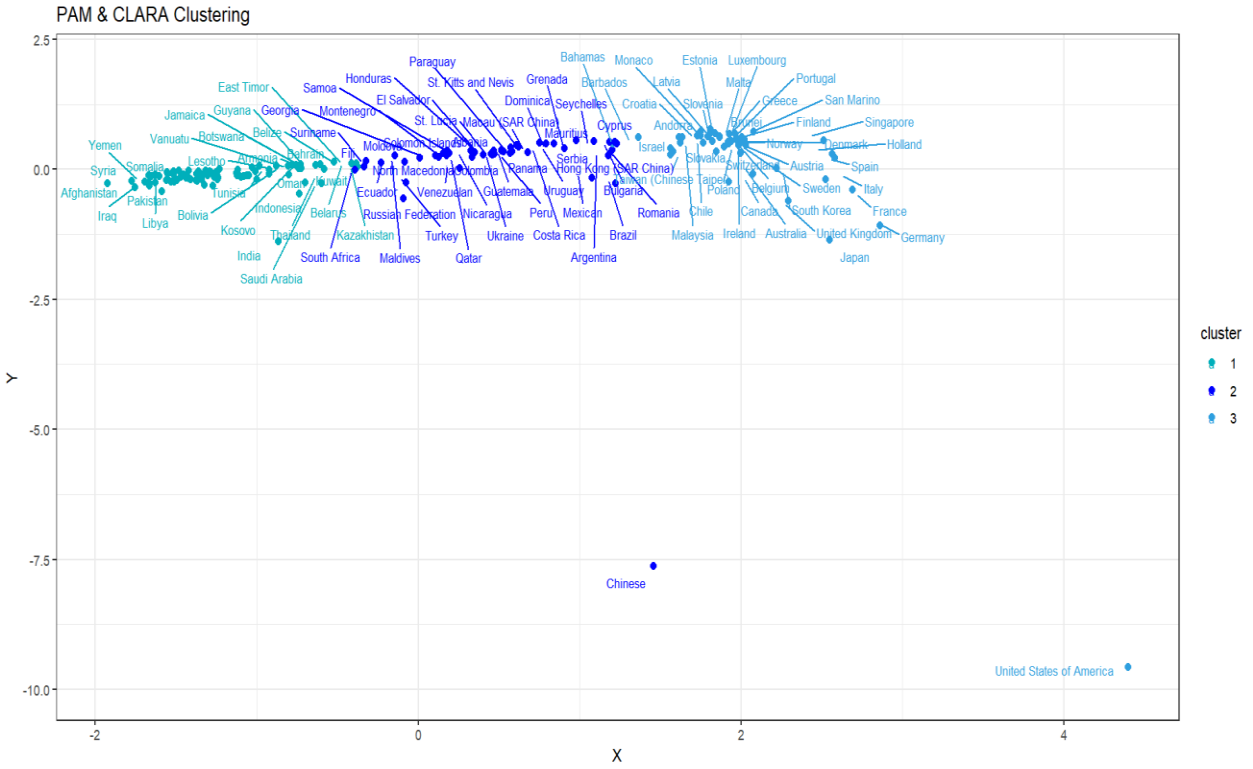
Şekil 16. K-means, PAM ve CLARA Algoritmalarına Ait İki Boyutlu Dağılım ve Yoğunluk Grafikleri

İki boyutlu dağılım (2D Scatter) grafiklerinde, her bir algoritmanın oluşturduğu kümeler PCA ile indirgenmiş iki bileşen düzleminde görselleştirilmiştir. Yoğunluk (Density) grafiklerinde ise K1 boyutunda kümelerin yoğunluk dağılımları gösterilmektedir. Farklı kümeleme algoritmalarının çıktıları karşılaştırıldığında, PAM ve CLARA algoritması tarafından oluşturulan kümeler hem görsel olarak daha belirgindir hem de yoğunluk eğrilerinin net ayrıştığı sınırlar vardır. Özellikle de veri setinin potansiyel aykırı değerlere ve dengesiz dağılımlara sahip olabileceği göz önünde bulundurulursa, PAM ve CLARA algoritması, aritmetik ortalama yerine medoid kullandığı için uç değerlerin küme merkezi hesaplamasını bozmasının önüne geçmektedir. Bu nedenle gözlemlerin kümelere daha anlamlı ve tutarlı biçimde atanmasını sağlayan PAM ve CLARA algoritması ile daha sağlam (*robust*) kümeleme sonuçları elde edilmektedir. PAM ve CLARA algoritmasının iki boyutlu dağılım ve yoğunluk grafikleri aynıdır ve Şekil 16'daki grafiklerin karşılaştırılmış kısa yorumu Şekil 17' deki gibidir.



Şekil 17. K-means, PAM ve CLARA Grafik Özeti

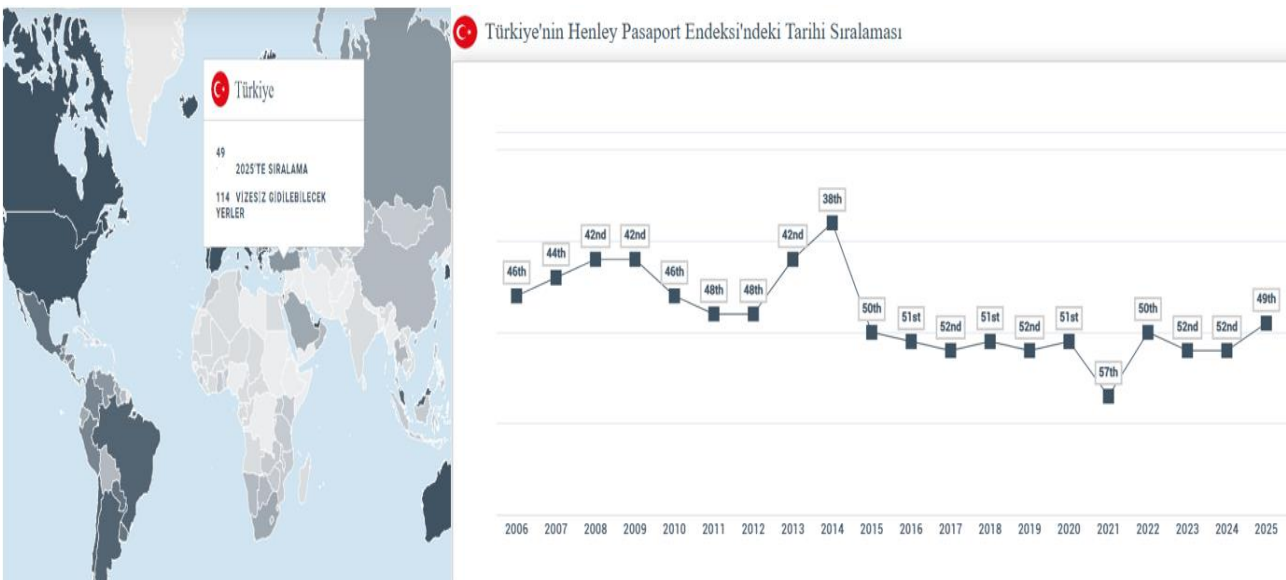
Yoğunluk eğrilerinin net ayrışması ve kümeler arası sınırlı örtüşme, küme kalitesinin yüksek olduğunu göstermesi sebebiyle PAM ve CLARA algoritmaları tercih edilmiştir ve kümeleme analizinde PAM ve CLARA algoritmaları ile elde edilen sonuçlar esas alınmıştır. PAM ve CLARA algoritmalarının kümeleri Şekil 18'de sunulmuştur.



Şekil 18. PAM & CLARA Kümeleri

PAM ve CLARA kümeleme sonuçları ve HPPI sıralamasındaki ülkelerin karşılaştırması Tablo 8’de verilmiştir. PAM ve CLARA kümeleme analizine göre, HPPI’de yer alan ilk 47 ülke, 3. küme grubunda yer almıştır. Bu kümedeki ülkeler, endekste ilk sıralarda yer alarak gelişmiş ülkelerden oluşmaktadır. Söz konusu bu durum analiz ile örtüşmektedir. Endekste 95. sırada yer alan Türkiye, analizde 2. kümede yer alırken gelişmekte olan ülkeler grubuna dahildir. 2. küme grubu 47 ülkeden oluşmakta ve 2. küme grubu da endeks de 48. ile 102. arasındaki ülkeleri kapsamaktadır. Bu ülkeler arasındaki 8 ülke; Kazakistan, Belarus, Armenia, East Timor, Thailand, Kosovo, Dominican Republic ve Belize 1. küme grubundadır. Analizdeki son küme olan 1. küme; 96 ülkeyi barındıran, az gelişen ve de endekse son sıralarda yer alan gruba dahildir.

HPI’de 52. sırada ve HPPI’de 88. sırada kendisine yer bulan Türkiye’nin sıralamada yükseldiği yeni konum aynı zamanda son 10 yıldaki en iyi performansıdır. Küresel sıralamada ortalarında yer alan Türk pasaportunun dünyadaki önemini giderek artmakta ve Türk pasaportu 118 ülkeye vizesiz giriş hakkı tanımaktadır (Şekil 19)(Henley & Partners, 2025).



Şekil 19. Türkiye Henley Pasaport Sıralaması

Tablo 8. HPPI ile PAM ve CLARA Küme Sonuçlarının Karşılaştırılması

KÜME 1				KÜME 2		KÜME 3	
Gelişmemiş				Gelişmekte Olan		Gelişmiş	
Ülke	Endeks Sırası	Ülke	Endeks Sırası	Ülke	Endeks Sırası	Ülke	Endeks Sırası
Saudi Arabia	103	Angola	151	Mauritius	48	France	1
Kuwait	104	Chad	152	Serbia	49	Germany	2
Oman	105	Ghana	153	Seychelles	50	Italy	3
Guyana	106	Iranian	154	Grenada	51	Spain	4
Bahrain	107	Burkina Faso	155	Hong Kong	52	Holland	5
Indonesia	108	C. African	156	Dominica	53	Singapore	6
Tunisia	109	Togo	157	Bosnia Herzegovina	54	San Marino	7
Botswana	110	Niger	158	Albania	55	Brunei	8
Jamaica	111	Gambia	159	Cyprus	56	Taiwan	9
Bolivia	112	E. Guinea	160	Bulgaria	57	South Korea	10
Lesotho	113	Senegal	161	Romania	58	Japan	11
P. N. Guinea	114	Comoros	162	Argentina	59	Andorra	12
Mongolia	115	Palestinian	163	Mexican	60	Finland	13
Morocco	116	Mali	164	Macau	61	Sweden	14
Philippines	117	Djibouti	165	Brazil	62	Norway	15
eSvatini	118	Congo (Rep.)	166	Qatar	63	Denmark	16
Namibia	119	Ethiopia	167	Uruguay	64	Malta	17
Uzbekistan	120	Ivory Coast	168	Costa Rica	65	Austria	18
Laos	121	Guinea-Bissau	169	Guatemala	66	Switzerland	19
Vanuatu	122	Algeria	170	Panama	67	U.Kingdom	20
Azerbaijan	123	Sierra Leone	171	Peru	68	Luxembourg	21
Haiti	124	Burundi	172	Paraguay	69	New Zeland	22
Butane	125	Liberia	173	Colombia	70	Iceland	23
India	126	Congo (D. R.)	174	St.V. Grenadines	71	Ireland	24
Kyrgyzstan	127	Lebanon	175	St. Kitts and Nevis	72	Belgium	25
Tajikistan	128	Cameroon	176	Honduras	73	Greece	26
Cape Verde	129	Eritrea	177	El Salvador	74	Portugal	27
Cambodia	130	South Sudan	178	Maldives	75	Liechtenstein	28
Vietnamese	131	Turkmenistan	179	Trinidad and Tobago	76	Monaco	29
Nepal	132	Sudan	180	Antigua and Barbuda	77	Poland	30
Kenya	133	Libya	181	Suriname	78	Chile	31
Jordan	134	Somalia	182	Nicaragua	79	Czechia	32
Cuba	135	Nigeria	183	North Macedonia	80	Hungary	33
Rwanda	136	Iraq	184	St. Lucia	81	Australia	34
Malawi	137	Sri Lanka	185	Ecuador	82	Lithuania	35
Myanmar	138	Syria	186	Samoa	83	Estonia	36
Tanzania	139	Yemen	187	Ukraine	85	Latvia	37
Zambia	140	Pakistan	188	Venezuelan	86	Slovakia	38
Madagascar	141	Bangladesh	189	Montenegro	87	Slovenia	39
Gabon	142	Afghanistan	190	Solomon Islands	88	USA	40
S. T. Principe	143	Kazakhstan	84	Fiji	89	Canada	41
Benin	144	Belarus	91	Georgia	90	Croatia	42
Zimbabwe	145	Armenia	93	Moldova	92	Israel	43
Guinea	146	East Timor	96	Chinese	94	UAE	44
Mozambique	147	Thailand	97	Turkey	95	Malaysia	45
Egypt	148	Kosovo	98	Russian Federation	99	Barbados	46
Mauritania	149	Dominican	100	South Africa	102	Bahamas	47
Uganda	150	Belize	101				

5. SONUÇ ve TARTIŞMA

Literatürde, yüksek gelirli ülkelerin vatandaşlarının daha geniş bir vizesiz seyahat özgürlüğüne sahip olduğu ve buna karşın düşük ve orta gelirli ülkelerin uluslararası hareketlilikte ciddi kısıtlamalarla karşılaştığı sıklıkla vurgulanmaktadır (Ullah & Chattoraj, 2024; Neumayer, 2006). Bu durum, vatandaşlık kalitesinin yalnızca hukuki bir statü değil aynı zamanda ekonomik kapasite ve küresel erişim ile doğrudan ilişkili olduğunu göstermektedir (Harpaz, 2019). Pasaport gücü ile ekonomik güç arasında güçlü ilişkiden hareketle; “güçlü ekonomiler, güçlü pasaportlara sahiptir” denilebilir. Bu çalışma, HPPI sıralaması ve analiz sonuçlarıyla bunu desteklemektedir. Bu bağlamda ekonomik gelişmişlik düzeyi ile pasaport gücü arasında güçlü bir ilişki bulunduğu söylenilebilir.

HPPI, dünya pasaportlarının sıralamasını yapan bir endekstir ve çalışmada, HPPI verileri kapsamında 190 ülke ve ekonomik hareketlilik puanı, ülke GSYH’si, vizesiz seyahat kriterleri dikkate alınmıştır. CRITIC, ENTROPI, MEREC ve IDOCRIW yöntemleri ile bölümleyici kümeleme algoritmalarından K-means, PAM ve CLARA kümeleme algoritmaları kullanılmıştır. Çalışmada öncelikle CRITIC, ENTROPI, MEREC yöntemleri ile kriter ağırlıkları belirlenmiş olup nihai ağırlıklar için IDOCRIW yöntemi kullanılmıştır. Daha sonra kriter nihai ağırlıkları belirlendikten sonra oluşturulan yeni ağırlıklandırılmış veri seti ile K-means, PAM ve CLARA algoritmaları ile kümeleme analizi yapılmıştır. Çalışmanın sonucunda mantıklı küme ayrımları ile yoğunluk eğrilerinin net ayrışması sebebiyle PAM ve CLARA algoritmalarının sonuçları daha anlamlı bulunmuştur.

Çalışmada yer alan HPPI sıralaması ile PAM ve CLARA kümeleme analizi sonuçları birbirini destekler niteliktedir. PAM ve CLARA kümeleme analizi sonucunda 190 ülke, 3 kümeye ayrılmış; kümeler sırasıyla gelişmiş, gelişmekte olan ve gelişmemiş olarak belirlenmiştir. Gelişmiş grubundaki kümeler HPPI’deki ilk 47 ülke ile aynı olmakla birlikte gelişmekte olan ülkeler ise endeks sıralamasının ortalarında yer alırken, gelişmemiş olan ülkeler grubu ise endeks de son sıralarda yer almıştır. HPPI’de yer alan ilk 47 ülke, 3. küme grubunda yer almıştır. Bu kümedeki ülkeler, endekste ilk sıralarda yer alarak gelişmiş ülkelerden oluşmaktadır. Söz konusu bu durum analiz ile örtüşmektedir. Endekste 95. sırada yer alan Türkiye, analizde 2. kümede yer alırken gelişmekte olan ülkeler grubuna dahildir. 2. küme grubu 47 ülkeden oluşmaktadır. Analizdeki son küme olan 1. küme; 96 ülkeyi barındıran, az gelişen ve de endekse son sıralarda yer alan gruba dahildir.

Bu çalışma, literatürde HPPI ile ÇKKV yöntemleri ve kümeleme analizi ile yapılan ilk çalışma özelliğini taşımaktadır. Bununla birlikte bu çalışma, hem ÇKKV yöntemlerinin hem de kümeleme analizini hibrid kullanılarak HPPI endeksine ve benzer alanda yapılan araştırmalara alternatif olarak kullanılabileceğini göstermektedir. Çalışmanın bazı kısıtları olmasına rağmen analiz sonuçları HPPI ile örtüşmektedir ve daha sonraki çalışmalarda tüm endeksi kapsayan bir çalışma yapılabilir. Güncel yöntem ve algoritmalar üzerinde durulabilir, algoritmaları karşılaştıran çalışmalar yapılabilir. Farklı kriterler çalışmaya dahil edilerek çalışmanın kapsamı genişletilebilir.

Kaynakça

- Akpınar, H., (2017). Data Veri Madenciliği Veri Analizi. Papatya Bilim Üniversite Yayıncılığı, İstanbul.
- Alao, M.A. Popoola, O.M. & Ayodele, T.R. (2021). Selection of Waste-to-Energy Technology for Distributed Generation Using IDOCRIW-Weighted TOPSIS Method: A Case Study of The City of Johannesburg, South Africa, *Renew. Energy*, 178, 162-18. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.06.031>
- Altundal, U., & Zarpli, Ö. (2019). Visa-Freedom Has Causal Effect on Democracy Score, But Not on GDP, *Researchers Find. Investment Migration Insider (IMIdaily)*.
- Altıntaş, F.F. (2023). Kırılğanlık Performanslarının MEREC Tabanlı RAFSI Yöntemi ile Analizi: G7 Grubu Ülkeleri, *Karamanoğlu Mehmetbey Üniversitesi Sosyal ve Ekonomik Araştırmalar Dergisi*, 25(44), 464-490.
- Arsu, T. (2021). Finansal Performansın Entropi Tabanlı Aras Yöntemi İle Değerlendirilmesi: Bist Elektrik, Gaz ve Buhar Sektöründeki İşletmeler Üzerine Bir Uygulama, *Hacettepe Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 39(1), 15-32. <https://doi.org/10.17065/huniibf.740393>
- Ayan, B. Abacıoğlu, S. & Basilio, M.P. (2023). A Comprehensive Review of the Novel Weighting Methods for Multi-Criteria Decision-Making, *Information* 2023, 14(285), 1-28. <https://doi.org/10.3390/info14050285>

- Ayan, B. & Abacıoğlu, S. (2022). An MCDM Approach to Evaluating Companies Social Media Metrics Based on User-Generated Content. *Business Economics and Management Research Journal*, 5(3), 266-285.
- Ayçin, E. (2023). Çok Kriterli Karar Verme Bilgisayar Uygulamalı Çözümler, Ankara, Nobel Akademik.
- Ayçin, E. & Arsu, T. (2022). Sosyal Gelişme Endeksine Göre Ülkelerin Değerlendirilmesi: MEREC ve MARCOS Yöntemleri ile Bir Uygulama, *İzmir Yönetim Dergisi*, 2(2), 75-88. <https://doi.org/10.56203/iyd.1084310>
- Aydemir, E. (2019). Weka İle Yapay Zeka Makine Öğrenmesi, Yapay Sinir Ağları-Derin Öğrenme, Ankara, Seçkin Teknik.
- Aytekin, A. (2022). Efficiency and Performance Analyses of Food Companies Via IDOCRIW, REF-II, and OCRA Methods in Business Studies And New Approaches (ed. Ünvan, Yüksel Akay), Livre de Lyon, Lyon, 7-24.
- Avşar, İ.İ. (2023). Lojistik Performans Endeksine Göre Seçilmiş Ülkelerin K-ortalamlar Yöntemi ile Kümelenebilirliği: Türkiye'nin Durumu, *Karadeniz Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 4(1), 44-61.
- Bandyopadhyay, S. (2023). A Novel Multi-Criteria Decision Analysis Technique Incorporating Demanding Essential Characteristics of Existing MCDA Techniques. *Prog Artif Intell* 12, 231-255. <https://doi.org/10.1007/s13748-023-00299-5>
- Banerjee, A. & Dave, R.N. (2004). Validating Clusters Using The Hopkins Statistic, *2004 IEEE International Conference on Fuzzy Systems (IEEE Cat. No.04CH37542)*, Budapest, Hungary, 149-153, <https://doi.org/10.1109/FUZZY.2004.1375706>
- Bilgin, A. (2008). Merkez Tabanlı Kümeleme Algoritmalarının Karşılaştırılması, Kocaeli Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Bilgisayar Mühendisliği, Yüksek Lisans Tezi.
- Budiaji, W. & Leisch, F. (2019). Simple K-Medoids Partitioning Algorithm for Mixed Variable Data, *Algorithms* 2019, 12(9), 177. <https://doi.org/10.3390/a12090177>
- Bulut, H. (2023). R Uygulamaları ile Çok Kriterli İstatistiksel Yöntemler, Ankara, Nobel Akademik.
- Brouwer, M. (2016). Visa regulations and Mobility Revealing the Inequalities in the International Visa-system, Bachelor thesis Geography, Planning and Environment (GPE) Radboud University Nijmegen School of Management, 1-59.
- Cemaloğlu, N. & Duykuluoğlu, A. (2020). Sosyal Bilimlerde Veri Madenciliği, Ankara, Pegem.
- Cesarz, M. (2018). The Diversity of Citizenship of Palestinians and its Impact on their Mobility: Passport and Visa Issues, *Polish Political Science Yearbook*, 47(2), 284-301. <https://doi.org/10.15804/ppsy2018209>
- Chen, M. Mao, J. & Xi, Y. (2024). Research on Entropy Weight Multiple Criteria Decision-Making Evaluation of Metro Network Vulnerability, *Uluslararası Trans. Op. Res.*, 31, 979-1003. <https://doi.org/10.1111/itor.13166>
- Cui, H. Dong, S. Hu, J. Chen, M. Hou, B. Zhang, J. Zhang, B. Xian J. & Chen, F. (2023). A hybrid MCDM Model With Monte Carlo Simulation to Improve Decision-Making Stability and Reliability, *Information Sciences*, 647, 1-30. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2023.119439>
- Çiftaslan, M.E. & Rençber, Ö.F. (2022). IDOCRIW ve CoCoSo Yöntemleri ile Sistemik Önemli Bankaların Performans Analizi: Türkiye Örneği, *Kahramanmaraş Sütçü İmam Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 19 ("21. Uluslararası İşletmecilik Kongresi" Özel Sayısı), 54-72. <https://doi.org/10.33437/ksusbd.1135258>
- Çilingirtürk, A.M. (2011). İstatistiksel Karar Almada Veri Analizi, Ankara, Seçkin Yayıncılık.
- Çörekçi, O. (2017). Veri Madenciliğinde Kümeleme Analizi ve Hibrit Verilerin Kümelenebilirliği Üzerine Bir Algoritma, Yıldız Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Matematik Mühendisliği Anabilim Dalı, Matematik Mühendisliği Programı, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul.
- Das, A. & Bhuyan, P. (2014). Level of Service Criteria of Urban Streets Using Clustering Large Application (CLARA). *Advances in Transportation Studies an international Journal Section B* 32, 75-88.
- Diakoulaki, D. Mavrotas, G. & Papayannakis, L. (1995). Determining Objective Weights in Multiple Criteria

Problems: The Critic Method, *Computers & Operations Research*, 22(7), 763-770. [https://doi.org/10.1016/0305-0548\(94\)00059-H](https://doi.org/10.1016/0305-0548(94)00059-H)

Erden, C. (2021). Python İle Veri Madenciliği, İstanbul, İnkılap Yayınevi.

Erişkan, S. & Şahin, Y. (2023). Entropi Ağırlıklı Promethee ve Gri İlişkisel Analiz Yöntemleriyle Bursiyer Seçimi, Teori ve Uygulamalarla Nicel Karar Verme, Ankara, *Iksad Publications*, 71-100.

Erol, I. & Ferrell, W.G. (2009). Integrated Approach for Reorganizing Purchasing: Theory and A Case Analysis on a Turkish Company, *Comput. Ind. Eng.* 56, 1192-1204. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2008.07.011>

Ersoy, N., (2022). Kriter Ağırlıklandırma Yöntemlerinin ÇKKV Sonuçları Üzerindeki Etkisine Yönelik Gerçek Bir Hayat Uygulaması. *Manas Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 11(4), 1449-1463. <https://doi.org/10.33206/mjss.1026666>

Gagolewska, M. Bartoszek, M. & Cenaa, A. (2022). Genie: A New, Fast, And Outlier-Resistant Hierarchical Clustering Algorithm, *Information Sciences* 363, 8–23. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2016.05.003>

Gou, C. (2022). An Integrated CoCoSo-CRITIC-Based Decision-Making Framework for Quality Evaluation of Innovation and Entrepreneurship Education in Vocational Colleges with Intuitionistic Fuzzy Information, *Hindawi, Mathematical Problems in Engineering*, 1-7. <https://doi.org/10.1155/2022/6071276>

Harpaz, Y. (2021). Conspicuous Mobility: The Status Dimensions of the Global Passport Hierarchy. *The ANNALS of the American Academy of Political and Social Science*. <https://journals.sagepub.com/doi/10.1177/00027162211052859>

Henley & Partners, (2024a). <https://www.henleyglobal.com/passport-power>. E.T.: 12 Ocak 2024.

Henley & Partners, (2024b). <https://www.henleyglobal.com/tr>. E.T.: 12 Ocak 2024.

Henley & Partners, (2025). <https://www.henleyglobal.com/passport-index/ranking>. E.T.: 15 Mayıs 2025.

Haseki, M.İ. & Avşar, İ.İ. (2023). Turizm Ve Lojistik Odaklı Verilere Göre Türkiye ve Avrupa Birliği Ülkelerinin Çok Kriterli Karar Verme Yöntemiyle Sıralaması ve K-Ortalamlar Algoritmasıyla Kümelemesi, *Turizm Ekonomi Ve İşletme Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 75-88.

Işık, C. Türkkan, M. Marbou, S. & Gül, S. (2024). Stock Market Performance Evaluation of Listed Food and Beverage Companies in Istanbul Stock Exchange with MCDM Methods, *Decision Making: Applications in Management and Engineering*, 7(2), 35–64. <https://doi.org/10.31181/dmame722024692>

Jahan, A. Mustapha, F. Sapuan, S.M. Ismail, M.Y. & Bahraminasab, M. (2012). A Framework for Weighting of Criteria in Ranking Stage of Material Selection Process. *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 58, 411-420. <https://doi.org/10.1007/s00170-011-3366-7>

Jain, A.K. (2010). Data Clustering: 50 Years Beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>

Jain, A.K. & Dubes, R.C. (1988). Algorithms for Clustering Data. Prentice Hall.

Kao, C. (2010). Weight Determination for Consistently Ranking Alternatives in Multiple Criteria Decision Analysis, *Applied Mathematical Modelling* 34, 1779-178. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2009.09.022>

Karakış, E. (2022). Idocriw Tabanlı Waspas Yöntemi İle Ev Tipi Su Arıtma Cihazı Seçimi, *İktisadi ve İdari Bilimlerde Teori ve Araştırmalar*, Mart 2022, İzmir, Serüven Yayınevi.

Kaufman, L. & Rousseeuw, P. (1990). Finding Groups in Data: An Introduction to Cluster Analysis, *January 1990 Biometrics, John Wiley*, <https://doi.org/10.1002/9780470316801>

Kaya, S.K. Ayçin, E. & Pamucar, D. (2023). Sosyal Faktörlerin Döngüsel Ekonomi Kavramı Kapsamında Avrupa Ülkeleri İçin Değerlendirilmesi, *Cent Eur J Oper Res* 31, 73–108. <https://doi.org/10.1007/s10100-022-00800-w>

Keshavarz-Ghorabae, M., Amiri, M., Zavadskas, E.K., Turskis, Z., & Antucheviciene, J., (2021). Determination of ObjectiveWeights Using a New Method Based on the Removal Effects of Criteria (MEREC). *Symmetry* 2021, 13, 525, 1-20. <https://doi.org/10.3390/sym13040525>

- Khani, M., Ghazi, R. & Nazari, B. (2023). An Unsupervised Learning Based MCDM Approach For Optimal Placement of Fault Indicators in Distribution Networks, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 125. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2023.106751>
- Kırhasanoğlu, Ş. & Özdemir, M. (2022). Bist'te İşlem Gören Futbol Kulüplerinin Covid-19 Dönemi Finansal Performanslarının İdocriw Temelli Analizi, *Enderun*, 6(1), 44-65.
- Kochenov, D. & Lindeboom, J. (2017). Empirical Assessment of the Quality of Nationalities: The Quality of Nationality Index (QNI). 4 *European Journal of Comparative Law and Governance*, *University of Groningen Faculty of Law Research Paper*, 4(17), 314–336. <https://ssrn.com/abstract=3053624>
- Lotfi, F.H. & Fallahnejad, R. (2010). Imprecise Shannon's Entropy and Multi Attribute Decision Making, *Entropy* 2010. 12, 53-62. <https://doi.org/10.3390/e12010053>
- Luo, Y. Zhang, X. Qin, Y. Yang, Z. & Liang, Y. (2021). Tourism Attraction Selection with Sentiment Analysis of Online Reviews Based on Probabilistic Linguistic Term Sets and the IDOCRIW-COCOSO Model, *Int. J. Fuzzy Syst.* 23, 295–308. <https://doi.org/10.1007/s40815-020-00969-9>
- MacQueen, J. (1967). Some Methods for Classification and Analysis of Multivariate Observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability*, 1, 281–297.
- Martin, N. Broumi, S. Sudha, S. & Priya, S. (2023). Neutrosophic MARCOS in Decision Making on Smart Manufacturing System. <https://doi.org/10.5281/zenodo.8197945>
- Neumayer, E. (2017). Visa Restrictions and Economic Globalisation. *Applied Geography*, 84, 75–82.
- Neumayer, E. (2006). Unequal Access to Foreign Spaces: How states Use Visa Restrictions to Regulate Mobility in a Globalized World. *Transactions of the Institute of British Geographers*, New Series, 31(1), 72-84.
- Okagbue, H.I. Oguntunde, P.E. Bishop, S.A.I. Adamu, P. Akhmetshin E.M. & Iroham, C.O. (2021). Significant Predictors of Henley Passport Index, *Int. Migration & Integration* 22, 21–32. <https://doi.org/10.1007/s12134-019-00726-4>
- Saeed, M. Wahab, A. Ali, M. Ali, J. & Bonyah, E. (2023). An Innovative Approach to Passport Quality Assessment Based on the Possibility Q-Rung Ortho-Pair Fuzzy Hypersoft Set, *Heliyon* 9 (2023) e19379, 9(9), 1-18. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e19379>
- Sen, S. Sahoo, L. Tiwary, K. Simic, V. & Senapati, T. (2023). Wireless Sensor Network Lifetime Extension via K-Medoids and MCDM Techniques in Uncertain Environment, *Appl. Sci.* 2023, 13, 3196, 1-20. <https://doi.org/10.3390/app13053196>
- Shannon, C.E. (1948). A Mathematical Theory of Communication, *The Bell System Technical Journal*, 27, 379-423.
- Sümerli Sarıgül, S. Ünlü, M. & Yaşar, E. (2023). A New MCDM Approach in Evaluating Airport Service Quality: MEREC-Based MARCOS and CoCoSo Methods, *Uluslararası Yönetim Akademisi Dergisi*, 6(1), 90-108. <https://doi.org/10.33712/mana.1250335>
- Trang, N.M. Anh, N.P.P. & Chi, T.T. (2023). Vietnam's Socioeconomic Status Influence on the Passport Power, *Gph-international Journal of Business Management*, 06(10), 234-251. <https://doi.org/10.5281/zenodo.10033567>
- Turan, A. (2019). Python İle Veri Madenciliği. Karadeniz Teknik Üniversitesi Fen Fakültesi İstatistik ve Bilgisayar Bilimleri, Yüksek Lisans Tezi.
- Ullah, A. K. M. A. & Chattoraj, D. (2024). Mobility in a Globalised world: How Countries Regulate Mobility With Passports And Visas. *Journal of Public Affairs*. <https://onlinelibrary.wiley.com/doi/full/10.1002/pa.2932>
- Wang, J. Li, Z. Guo, Z. Wang, Z. Du, S. Gao, H. Du, W. Shi, D. He, L. Qi, L. & Chen, F. (2024). Enhancing Decision Credibility In Transport Safety Through a Modified IPSI-EXPROM II-PAM Model With Kernel Density Estimation, *Advanced Engineering Informatics*, 62(D) <https://doi.org/10.1016/j.aei.2024.102950>

- Wang, T.C. & Lee, H.D. (2009). Developing a Fuzzy TOPSIS Approach Based on Subjective Weights Andobjective Weights, *Expert Systems with Applications*, 36, 8980-8985. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2008.11.035>
- Whyte, B. (2008). Visa-free Travel Privileges: An Exploratory Geographical Analysis, *Tourism Geographies*, 10(2), 127-149. <https://doi.org/10.1080/14616680801999984>
- Yaşar, E. & Ünlü, M. (2023). Üniversitelerde Sürdürülebilirliğin İncelenmesi: LOPCOW ve MEREC Tabanlı CoCoSo Yöntemleriyle Çevreci Üniversitelerin Analizi, *Journal of Business Academy*, 4(2), 125-142. <https://doi.org/10.26677/TR1010.2023.1246>
- Yenilmezel, S. & Ertuğrul, İ. (2022). Çok Kriterli Karar Verme Yöntemleri İle Bir Mermer Fabrikası İçin Kesintisiz Güç Kaynağı Seçimi, *Aksaray Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(3), 251-266. <https://doi.org/10.52791/aksarayiib.1009308>
- Yenilmezel, S. & Ertuğrul, İ. (2023). Laptop Selection With MEREC Based WASPAS Method, *Business, Economics and Management Research Journal*, 6(1), 18-27. <https://doi.org/10.58308/bemarej.1207859>
- Yürüyen, A.A. Ulutaş, A. & Özdağoğlu, A., (2023). Lojistik İşletmelerinin Performansının Bir Hibrit ÇKKV Modeli İle Değerlendirilmesi, *Business & Management Studies: An International Journal*, 11(3), 731-751. <https://doi.org/10.15295/bmij.v11i3.2245>
- Zavadskas, E.K., Podvezko, V. (2016), Integrated Determination of Objective Criteria Weights in MCDM. *International Journal of Information Technology & Decision Making* 15(2), 267-283. <https://doi.org/10.1142/S0219622016500036>