

NİCEL KARAR YÖNTEMLERİ ALANINDA GÜNCEL KONULAR VE AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER

Editör: Prof.Dr. Yusuf ŞAHİN



yaz
yayınları

**Nicel Karar Yöntemleri Alanında
Güncel Konular ve Akademik Değerlendirmeler**

Editör

Prof.Dr. Yusuf ŞAHİN

yaz
yayınları

2026

**Nicel Karar Yöntemleri Alanında Güncel
Konular ve Akademik Değerlendirmeler**

Editör: Prof.Dr. Yusuf ŞAHİN

© YAZ Yayınları

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

E_ISBN 978-625-5450-53-1

Ekim 2026 – Afyonkarahisar

Dizgi/Mizanpaj: YAZ Yayınları

Kapak Tasarım: YAZ Yayınları

YAZ Yayınları. Yayıncı Sertifika No: 73086

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

www.yazyayinlari.com

yazyayinlari@gmail.com

İÇİNDEKİLER

Z Kuşağı Tüketicilerinin Üçüncü Dalga Kahvecilerdeki Sembolik Tüketiminin Değer Temelli İncelenmesi: Eskişehir Örneği	1
<i>Damla AYDIN, Emel ŞIKLAR</i>	
Unemployment Forecasting with Economic and Social Indicators: A Comparative Analysis of Machine Learning and Dynamic Models Using Shap	20
<i>Batuhan ÖZKAN</i>	
Çok Kriterli Karar Verme Yaklaşımları Çerçevesinde Sürdürülebilir Tedarikçi Seçimi: Kavramsal ve Literatür Temelli Bir Değerlendirme	44
<i>Aslıhan İSMAİL, Aslı ÖZCAN</i>	
Ülkelerin Lojistik Performans Endeksi Verilerine Göre Fuzzy C-Means Algoritması Yöntemiyle Kümelenmesi	63
<i>Mehmet Akif KARA</i>	

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

Z KUŞAĞI TÜKETİCİLERİNİN ÜÇÜNCÜ DALGA KAHVECİLERDEKİ SEMBOLİK TÜKETİMİNİN DEĞER TEMELLİ İNCELENMESİ: ESKİŞEHİR ÖRNEĞİ¹

Damla AYDIN²

Emel ŞIKLAR³

1. GİRİŞ

Etiyopya kökenli olduğu kabul edilen kahve, Arap Yarımadası ve Osmanlı toprakları üzerinden 17. yüzyılda Avrupa'ya, 19. yüzyılda ise tüm dünyaya yayılmış; bugün dünyada en çok tüketilen içeceklerden biri haline gelmiştir (Pendergrast, 2010). Kendine özgü bir kahve kültürüne sahip olan Türkiye'de de son yıllarda yerli ve yabancı kahveci zincirlerinin yanı sıra nitelikli kahveye odaklanan bağımsız kahveciler hızla yaygınlaşmaktadır (Şeker ve Özata, 2022).

Kahve tüketimindeki dönüşüm literatürde genellikle “dalgalılar” kavramıyla açıklanmaktadır. Hazır kahvenin kitlesel pazara ulaştığı birinci dalgayı, espresso bazlı içeceklerin ve kahveci zincirlerinin öne çıktığı ikinci dalga izlemiş; üçüncü dalga ise kahveyi kökeni, kavurma profili ve demleme

¹ Bu bölüm, birinci yazarın Damla GELDİŞEN adıyla ikinci yazar Prof. Dr. Emel ŞIKLAR danışmanlığında hazırladığı ve 2019 yılında Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü İşletme Anabilim Dalı Sayısal Yöntemler Bilim Dalı'nda tamamlanan “Yetişkin Z Kuşağı Tüketicilerinin Üçüncü Dalga Kahvecilerdeki Sembolik Tüketiminin Değer Bazlı İncelenmesi: Eskişehir’de Bir Uygulama” başlıklı yüksek lisans tezinden üretilmiştir.

² Arş. Gör. Dr., Eskişehir Osmangazi Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, ORCID: 0000-0003-3837-5572.

³ Prof. Dr., Anadolu Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme Bölümü, ORCID: 0000-0001-5328-9272.

yöntemiyle değerlendirilen nitelikli bir ürüne dönüştürmüştür (Boaventura, Abdalla, Araújo ve Arakelian, 2018; Rosenberg, Swilling ve Vermeulen, 2018). Ev ve iş yerinden sonra “üçüncü mekân” olarak konumlanan kahveciler, özellikle genç tüketiciler için sosyalleşme, çalışma ve kendini ifade etme alanlarıdır.

Genç tüketiciler için kahve içmek bir içecek tüketmekten fazlasını; zevki, deneyimi, yaşam tarzını ve sosyal konumu ifade etmektedir. Ürünlerin kişisel özelliklerin ve sosyal kalıpların sembolleri olarak tüketildiği fikri (Levy, 1959), kahve tüketiminin de sembolik bir boyutu olduğunu düşündürmektedir. Nitekim Kim ve Jang (2017), üst segment kafelerdeki tüketimin yalnızca kahve kalitesi, hizmet kalitesi ve atmosfer gibi işlevsel değerlerle değil, gösterişçi tüketim, uyma eğilimi ve materyalizm gibi psikolojik değerlerle de açıklandığını göstermiştir. Ancak bu tartışmanın, yetişkinliğe yeni adım atan ve kahvecilerin en yoğun kullanıcıları arasında yer alan Z kuşağı açısından ve Türkiye bağlamında sınırlı biçimde ele alındığı görülmektedir.

Bu bölümün amacı, Eskişehir’deki Z kuşağı tüketicilerinin üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketiminin değer temelli boyutlarını belirlemek ve bu boyutların kahveci tercih sıralamasına ve cinsiyete göre farklılaşıp farklılaşmadığını incelemektir. Bölümde önce kahve dalgaları, kuşak teorisi ve sembolik tüketim kavramları ele alınmakta, ardından 356 üniversite öğrencisinden elde edilen verilerle yürütülen uygulamanın yöntemi ve bulguları sunulmakta, son olarak sonuçlar kahveci işletmeleri ve gelecek araştırmalar açısından tartışılmaktadır.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

Z kuşağının üçüncü dalga kahvecilerdeki tüketimini anlamak, üç kavramsal alanın bir arada ele alınmasını gerektirmektedir. Bunlardan ilki, tüketimin gerçekleştiği bağlamı

oluşturan kahve dalgaları ve üçüncü dalga kahvecilerdir. İkincisi, tüketicilerin değer ve davranışlarını şekillendiren kuşak özellikleri, özellikle de Z kuşağının belirleyici nitelikleridir. Üçüncüsü ise ürün ve mekânların işlevsel faydalarının ötesinde taşıdıkları anlamları açıklayan sembolik tüketim ve değer kavramlarıdır. Bu bölümde söz konusu alanlar sırasıyla ele alınmakta, ardından konuyla ilgili çalışmalar özetlenmektedir.

2.1. Kahve Dalgaları ve Üçüncü Dalga Kahveciler

Birinci dalga, 19. yüzyılın sonlarından itibaren Folgers, Maxwell House ve daha sonra Nestlé gibi firmaların hazır kahveyi reklam yoluyla kitlesel pazara taşımasıyla şekillenmiştir. Bu dönemde kahve standart bir meta olarak görülmüş, odak noktası kalite ve tüketim deneyiminden çok mübadele değeri olmuştur (Boaventura vd., 2018). İkinci dalga 1960’lardan itibaren Peet’s gibi öncülerle başlamış, Starbucks’ın küresel yayılmasıyla zirveye ulaşmıştır. Bu dalgada kahvenin kökeni ve kavurma derecesi önem kazanmış; latte, flat white ve americano gibi espresso bazlı içecekler yaygınlaşmış, kahveciler yeniden sosyal buluşma mekânlarına dönüşmüştür. Ancak ikinci dalganın rekabet mantığı, her şubede aynı tadı veren standartlaştırılmış süreçler aracılığıyla marka tanınırlığı, yani “sembolik kalite” elde etmeye dayanmıştır (Rosenberg vd., 2018). Roseberry (1996) bu dönemin “yuppie kahvelerini” sınıfın yeniden tahayyül edilmesiyle ilişkilendirmiştir.

Üçüncü dalga, 20. yüzyılın sonlarında kahvenin kalitesine yeniden odaklanan küçük ölçekli kahvecilerle ortaya çıkmıştır. Bu yaklaşımda kahve çekirdeği bir tropikal meyve gibi ele alınmakta, amaç bu meyvenin karakterini fincana en iyi biçimde taşımaktır. Nitelikli kahve olarak kabul edilebilmesi için kahvenin Specialty Coffee Association ölçütlerine göre 100 üzerinden en az 80 puan alması gerekmektedir. Espresso makinesinin yanında Hario V60, Chemex ve Kalita Wave gibi

demleme ekipmanları kullanılmakta; kahvenin çiftlikten fincana izlenebilirliği, üreticiye ödenen bedelin şeffaflığı ve baristanın zanaatı öne çıkmaktadır (Fischer, 2017). Fischer'e (2017) göre üçüncü dalga pazarının yükselişi, belirlenmiş kalite standartlarının ötesinde gösterişçi tüketim, izlenebilirlik ve zanaat gibi sembolik değerlerin kahvenin değerindeki payını ortaya koymaktadır. Üç dalganın temel farklılıkları Tablo 1'de özetlenmiştir.

Tablo 1. Kahve Dalgalarının Karşılaştırılması

Boyut	Birinci dalga	İkinci dalga	Üçüncü dalga
Kahve kalitesi	Hazır/çözünabilir karışımlar; kalite önemsiz	Tek kökenli ve gurme kahvelerle tanışma	Yüksek puanlı nitelikli kahve; kalite tüm tedarik ağında önemli
Kavurma	Belirgin bir kavurma yaklaşımı yok	Koyu/orta kavurma	Orta/açık kavurma
Tedarik ve izlenebilirlik	Köken hakkında bilgi yok ya da çok az	Büyük hacimli alımlar; Adil Ticaret, organik sertifikalar	Küçük partiler; çiftlikten fincana izlenebilirlik
Sembolik kalite	Düşük farklılaşma	Kahve ve hizmet kalitesinin standardizasyonu	Kahvenin zanaat ürünü olarak değerlendirilmesi
Hazırlama	Hazır kahve	Espresso makinesi ve şuruplu içecekler	Espresso ile birlikte manuel demleme

Kaynak: Rosenberg, Swilling ve Vermeulen (2018, s. 204)'den uyarlanmıştır.

2.2. Kuşak Teorisi ve Z Kuşağı

Kuşak teorisi, bireylerin dünya görüşlerinin doğdukları ve biçimlendikleri dönemin koşullarıyla şekillendiği, bu nedenle aynı kuşağın üyelerinin benzer değer, tutum ve davranışlar paylaştığı varsayımına dayanmaktadır (Ryder, 1965). Mannheim (1952) kuşakları toplumsal ve entelektüel hareketlerin yapısını anlamada bir rehber olarak görürken, Parry ve Urwin (2011) kuşağı doğum yıllarını ve gelişim evrelerindeki önemli yaşam olaylarını paylaşan grup olarak tanımlamaktadır. Literatürde yaygın olarak Sessiz Kuşak (1925–1945), Bebek Patlaması Kuşağı (1946–1964), X Kuşağı (1965–1979), Y Kuşağı (1980–

1995) ve Z Kuşağı (1995 ve sonrası) ayrımı kullanılmakla birlikte, sınır yılları ülkeye ve kaynağa göre değişebilmektedir.

Z kuşağı internet, akıllı telefon ve sosyal medyanın hazır bulunduğu bir dünyada büyümüştür. Bilgiye arama motorları aracılığıyla ulaşmaları, görsel içeriği metne tercih etmeleri, birden çok işi aynı anda yürütebilmeleri ve içerik üreticisi olmaları bu kuşağın belirleyici özellikleri arasında sayılmaktadır (Berk, 2009). Fromm ve Read (2018), Z kuşağının Y kuşağına göre daha gerçekçi ve riskten kaçınan, aynı anda daha fazla ekranla ilgilenen ve daha kısa dikkat süresine sahip bir kuşak olduğunu; bununla birlikte her iki kuşağın da markalarla etkileşim ve sosyal medya aracılığıyla kendini ifade etme eğilimini paylaştığını belirtmektedir. Kahve açısından bakıldığında, ABD’de 1995 sonrası doğanların kahve içmeye ortalama 14,7 yaşında, 1982 civarında doğanların ise 17,1 yaşında başladığı rapor edilmektedir (Heath, 2016). Bu bulgu, kahvenin genç kuşaklar için erken yaşta edinilen bir tüketim pratiği haline geldiğini göstermektedir.

2.3. Sembolik Tüketim ve Değer

Sembolik tüketim, ürünlerin kısmen de olsa taşıdıkları sembolik anlamlara göre değerlendirilmesi, satın alınması ve tüketilmesidir (Odabaşı, 1999). Tüketiciler yalnızca fizyolojik ihtiyaçlarını karşılamak için değil, sosyal kabul görmek ve kendilerini çevrelerine tanıtmak için de tüketirler; bu durumda ürünün işlevsel faydasından çok taşıdığı anlam ve mesaj önem kazanır (Witt, 2010). Grubb ve Grathwohl (1967), ürünlerin birey ile başkaları arasında iletişim aracı işlevi gören semboller olduğunu ve tüketicinin benlik kavramını pekiştirmek için bu sembollerden yararlandığını ileri sürmüştür. Bu çerçevede kahveciye gitmek de benliğin bir temsili olarak okunabilir; üst segment bir kahvecide vakit geçirmek, grup üyeliğinin sembolik bir işareti olabilmektedir (Kim ve Jang, 2017).

Sembolik tüketim değer kavramıyla yakından ilişkilidir; bir ürünün sembolik olarak tüketilebilmesi için tüketicinin ona bir değer atfetmesi gerekir. Değer temelli pazarlama yaklaşımında işletmenin temel amacı, müşterisine rakiplerinden üstün değer sunarak kendisi için de değer yaratmaktır (Doyle, 2008). Kim ve Jang (2017) kafe tüketimini bu açıdan üç değer grubuyla ele almıştır: kahve kalitesi, hizmet kalitesi ve atmosfer gibi fiziksel (işlevsel) değerler; gösterişçi tüketim ve referans grupları gibi sosyal değerler ve materyalizm gibi bireysel değerler. Bu değerlerin sonucunda ortaya çıkan davranışsal niyetler ise yeniden ziyaret etme ve deneyimin sosyal medya aracılığıyla paylaşılmasıdır. Luna-Cortés (2017) da bir deneyimin kimliği güçlendirdiği düşünüldüğünde algılanan değer arttığını ve tüketicilerin bu deneyimleri sosyal ağlarda somutlaştırdığını göstermiştir. Bu bölümde benimsenen değer temelli çerçeve de bu yapıya dayanmaktadır.

2.4. İlgili Çalışmalar

Kahve tüketimine ilişkin çalışmalar tüketici segmentleri, tüketimi etkileyen faktörler ve kahvecilerin kültürel anlamları üzerinde yoğunlaşmaktadır. Tan ve Lo (2008) nitelikli kahvecilerin müşterilerini hizmet arayanlar, atmosfer arayanlar, kaliteli kahve arayanlar ve pazarlama odaklı müşteriler olarak dört segmente ayırmıştır (akt. Kim ve Jang, 2017). Aguirre (2016) Kosta Rika’da kahve içmeyi etkileyen faktörler arasında cinsiyet, aile, sağlık ve aromayı öne çıkarmış; Akarçay (2012) ise küreselleşen Eskişehir’de kahvehaneden kafeye uzanan dönüşümü kuramsal olarak tartışmıştır. Sembolik tüketim literatüründe estetik cerrahiden (Schouten, 1991) etnik azınlık gençlerin marka tercihlerine (Gbadamosi, 2015) kadar farklı bağlamlar incelenmiş; Türkiye’de genç tüketiciler üzerinde yapılan bir çalışmada cinsiyet, gelir ve algılanan toplumsal sınıfın sembolik tüketim eğilimini etkilediği bulunmuştur (Akyüz ve Eroğlu, 2015). Buna karşın Z kuşağının kahve tüketimini,

özellikle de üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketimini değer temelli bir çerçevede ele alan bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu bölüm söz konusu boşluğu doldurmaya yönelik bir katkı sunmaktadır.

3. YÖNTEM

Araştırma, kavramsal çerçevede ortaya konan değer temelli yaklaşımı Z kuşağı tüketicileri üzerinde sınamak amacıyla nicel bir desenle yürütülmüştür. Bu bölümde araştırmanın amacı ve soruları, evren ve örneklem, veri toplama aracı ve verilerin analizinde kullanılan yöntemler açıklanmaktadır.

3.1. Araştırmanın Amacı ve Soruları

Araştırmada Z kuşağı tüketicilerinin üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketimi; fiziksel (kahve kalitesi, hizmet kalitesi, ürün çeşitliliği ve atmosfer), sosyal (gösterişçi tüketim ve referans grupları) ve bireysel (materyalizm) değer boyutları ile yeniden ziyaret etme ve elektronik ağızdan ağıza iletişim (e-WOM) olarak ele alınan davranışsal niyetler çerçevesinde incelenmiştir. Bu doğrultuda şu sorulara yanıt aranmıştır: (1) Z kuşağının üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketimi hangi değer temelli boyutlar altında toplanmaktadır? (2) Bu boyutlar, tüketicilerin kahvecileri tercih sıralamasına göre farklılaşmakta mıdır? (3) Bu boyutlar cinsiyete göre farklılaşmakta mıdır?

3.2. Evren ve Örneklem

Araştırmanın evrenini Anadolu Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi'nde öğrenim gören Z kuşağı öğrenciler oluşturmaktadır. Evrenin tamamına ulaşmanın güçlüğü nedeniyle örnekleme başvurulmuş; öğrencilerin sınıf ve bölümlerinin üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketim davranışı açısından farklılık yaratmayacağı varsayımıyla basit tesadüfi örnekleme yöntemi kullanılmıştır. Veriler 2019 yılında yüz yüze

anket tekniğiyle toplanmış ve 356 katılımcıya ulaşılmıştır. Bazı sorularda yanıtların eksik bırakılması nedeniyle analizlere göre örneklem büyüklüğü farklılık göstermektedir.

3.3. Veri Toplama Aracı

Anket formu iki bölümden oluşmaktadır. Birinci bölümde katılımcıların cinsiyeti ile Eskişehir’de faaliyet gösteren yedi üçüncü dalga kahveciyi (Palm Coffee Co., Hey Joe Coffee Co., Mackbear Coffee, Kronotrop, Walters Coffee Roastery, Peck Coffee ve İtalyan Coffee & Appetite) ve yedi kahve türünü en çok tercih edilenden (1) en az tercih edilene (7) doğru sıralamaları istenmiştir. İkinci bölümde, Kim ve Jang’ın (2017) üst segment kafelerdeki sembolik tüketimi ölçmek amacıyla geliştirdiği ölçeğin üçüncü dalga kahvecilere uyarlanmış 28 ifadelik hali yer almaktadır. Özgün ölçekte yapıların Cronbach alfa katsayıları 0,81 ile 0,98, faktör yükleri 0,60’ın üzerinde ve açıklanan ortalama varyans değerleri 0,53 ile 0,94 arasında raporlanmıştır. İfadeler beşli Likert tipinde (1 = Kesinlikle katılmıyorum, 5 = Kesinlikle katılıyorum) ölçülmüş, yanıt örüntüsünün tekdüzeleşmesini önlemek amacıyla bazı ifadeler olumsuz biçimde yazılmıştır.

3.4. Verilerin Analizi

Katılımcı profili frekans dağılımlarıyla betimlenmiştir. Ölçeğin boyutlarını belirlemek amacıyla açıklayıcı faktör analizi (AFA) uygulanmış; verilerin faktör analizine uygunluğu Kaiser-Meyer-Olkin (KMO) ölçütü ve Bartlett küresellik testiyle, faktörlerin iç tutarlılığı Cronbach alfa katsayısıyla değerlendirilmiştir. Elde edilen faktörlerin kahvecilerin tercih sırasına göre farklılaşıp farklılaşmadığı her kahveci için tek yönlü varyans analiziyle (ANOVA), anlamlı farklılıkların kaynağı Tukey çoklu karşılaştırma testiyle belirlenmiştir. Cinsiyete göre farklılıklar bağımsız örneklem *t* testiyle incelenmiş, varyansların homojenliği Levene testiyle sınanmış ve varyansların eşit

olmadığı durumlarda Welch düzeltmeli sonuçlar raporlanmıştır. Tüm analizlerde anlamlılık düzeyi 0,05 olarak alınmıştır.

4. BULGULAR

Bu bölümde önce katılımcıların profili ve kahveci ile kahve türü tercihleri sunulmakta, ardından sembolik tüketim ölçeğinin boyutlarını belirlemeye yönelik açıklayıcı faktör analizi sonuçlarına yer verilmektedir. Son olarak elde edilen faktörlerin kahveci tercih sırasına ve cinsiyete göre farklılaşıp farklılaşmadığı incelenmektedir.

4.1. Katılımcı Profili ve Tercihler

Katılımcıların %57,3'ü kadın, %42,7'si erkektir. Tablo 2'de görüldüğü üzere ilk sırada en çok tercih edilen kahveci Hey Joe Coffee Co. (%27,2), onu Mackbear Coffee (%17,8) ve Palm Coffee Co. (%13,9) izlemektedir. “Diğer” seçeneğinde en sık belirtilen kahveci Starbucks olmuştur. Kahve türleri arasında ilk sırada filtre kahve (%32,4) ve latte (%22,8) öne çıkmakta; manuel demlemenin simgesi sayılabilecek filtre kahvenin birinci sırada yer alması, katılımcıların üçüncü dalga pratiklerine aşinalığını yansıtmaktadır.

Tablo 2. Katılımcıların Cinsiyet ve Tercih Dağılımları

Değişken	Kategori	n	%
Cinsiyet	Kadın	204	57,3
	Erkek	152	42,7
	Toplam	356	100,0
İlk sırada tercih edilen kahveci	Hey Joe Coffee Co.	84	27,2
	Mackbear Coffee	55	17,8
	Palm Coffee Co.	43	13,9
	İtalyan Coffee & Appetite	38	12,3
	Walters Coffee Roastery	28	9,1
	Kronotrop	16	5,2
	Peck Coffee	5	1,6
	Diğer	40	12,9

Değişken	Kategori	n	%
İlk sırada tercih edilen kahve	Toplam	309	100,0
	Filtre kahve	108	32,4
	Latte	76	22,8
	Macchiato	46	13,8
	Americano	29	8,7
	Cappuccino	26	7,8
	Espresso	22	6,6
	Flat White	21	6,3
	Diğer	5	1,5
	Toplam	333	100,0

Not: Kahve türlerinde “Diğer” seçeneği Türk kahvesi, granül kahve ve mocha yanıtlarını içermektedir. Eksik yanıtlar nedeniyle toplamlar farklıdır.

İfadelere verilen yanıtlar incelendiğinde, katılımcıların %59’u üçüncü dalga kahvecilerde sunulan kahvelerin lezzetli olduğunu, %42’si ise yüksek kaliteli olduğunu belirtmiştir. Katılımcıların %52’si arkadaşlarının gittiği üçüncü dalga kahvecilere gittiğini ifade ederken, bu kahvecilerde nitelikli kahve tüketiminin bir sosyal statü göstergesi olduğunu düşünenlerin oranı %22’de kalmış, “Üçüncü dalga kahvecilere gidenler zengin insanlardır.” ifadesine katılmayanların oranı ise %75’e ulaşmıştır.

4.2. Açıklayıcı Faktör Analizi

Ölçeğin genel güvenirlik katsayısı 0,812 olarak hesaplanmıştır. KMO değerinin 0,827 olması örneklem büyüklüğünün faktör analizi için iyi düzeyde yeterli olduğunu, Bartlett küresellik testinin anlamlı çıkması ($p < 0,001$) ise değişkenler arasındaki korelasyonların faktör analizi için uygun olduğunu göstermektedir. Analiz sonucunda 21 ifade, öz değeri 1’in üzerinde olan ve toplam varyansın %72,21’ini açıklayan yedi faktör altında toplanmıştır (Tablo 3).

Tablo 3. Sembolik Tüketim Ölçeğine İlişkin Açıklayıcı Faktör Analizi Sonuçları

Faktör ve ifadeler	Yük	Öz değer	Varyans (%)	α
Faktör 1: Gösterişçi tüketim		5,241	24,957	0,838
Üçüncü dalga kahvecilere giden insanlara imrenirim.	0,721			
Gittiğim kahvecilere göre arkadaşlarımla bana olan tavrı değişir.	0,674			
Üçüncü dalga kahvecilere gidenler zengin insanlardır.	0,641			
Üçüncü dalga kahvecilere giden insanlar dikkat çekicidir.	0,584			
Nitelikli kahve tüketenler diğerlerine imrenir.	0,570			
Faktör 2: Referans grupları		3,710	17,665	0,852
Arkadaşlarımla gittiği üçüncü dalga kahvecilere giderim.	0,813			
Arkadaşlarımdan duyduğum üçüncü dalga kahvecilere giderim.	0,749			
Üçüncü dalga kahvecilere giden arkadaşlarımla fikirlerine güvenirim.	0,693			
Arkadaşlarımla gittiği kahvecileri başkalarına öneririm.	0,633			
Faktör 3: Atmosfer		1,509	7,188	0,861
Dış tasarım görsel olarak çekicidir.	0,795			
İç dekorasyon görsel olarak çekicidir.	0,781			
Kullanılan renkler hoş bir atmosfer yaratır.	0,727			
Faktör 4: Kahve kalitesi		1,383	6,687	0,875
Sunulan kahveler lezzetlidir.	0,836			
Sunulan kahveler yüksek kalitelidir.	0,802			
Sunulan kahve iyi bir aromaya sahiptir.	0,741			
Faktör 5: Ürün çeşitliliği		1,163	5,538	0,661
Çeşitli tatlı seçenekleri sunulmaktadır.	0,817			
Çeşitli içecek seçenekleri vardır.	0,698			
Faktör 6: Elektronik ağızdan ağıza iletişim		1,098	5,227	0,415
Üçüncü dalga kahvecileri sosyal medya üzerinden paylaşmam.	0,844			
Sosyal medya hesaplarıma üçüncü dalga kahvecilerle ilgili ekstra bilgileri eklemeyi severim.	0,627			
Faktör 7: Hizmet kalitesi		1,040	4,952	0,347
Çalışanlar hızlı hizmet sağlamaz.	0,750			
Çalışanlar istekli hizmet sunar.	0,646			
KMO = 0,827; Bartlett küresellik testi $p < 0,001$; toplam açıklanan varyans = %72,21; genel $\alpha = 0,812$				

Not: İfadelerdeki “üçüncü dalga kahvecilerde” ibaresi yer tasarrufu amacıyla bazı ifadelerde kısaltılmıştır.

Gösterişçi tüketim faktörü tek başına varyansın yaklaşık dörtte birini açıklamakta ve sosyal değerlerin ölçek yapısındaki

ağırlığını ortaya koymaktadır. Referans grupları ikinci sırada yer almakta, bunları fiziksel değerler olan atmosfer, kahve kalitesi ve ürün çeşitliliği izlemektedir. İlk dört faktörün güvenilirlik katsayıları 0,838 ile 0,875 arasında olup iyi düzeydedir; iki ifadeden oluşan ürün çeşitliliği faktörü ($\alpha = 0,661$) keşfedici bir çalışma için kabul edilebilir sınırdadır. Buna karşın e-WOM ($\alpha = 0,415$) ve hizmet kalitesi ($\alpha = 0,347$) faktörlerinin güvenilirliği düşüktür. Her iki faktörde de olumsuz yazılmış bir ifadenin olumlu yazılmış bir ifadeyle aynı faktöre yüklenmesi, katılımcıların olumsuz ifadeleri farklı algılamış olabileceğine işaret etmektedir; dolayısıyla bu iki faktöre ilişkin bulgular temkinli yorumlanmalıdır. Kuramsal çerçevede bireysel değer olarak öngörülen materyalizm ise ayrı bir faktör olarak ortaya çıkmamıştır.

4.3. Kahveci Tercih Sırasına Göre Karşılaştırmalar

Yedi faktörün her bir kahvecinin tercih sırasına göre farklılaşıp farklılaşmadığı tek yönlü ANOVA ile sınanmıştır. Anlamlı farklılıklar yalnızca Mackbear Coffee ve Kronotrop için elde edilmiş; diğer kahvecilerde hiçbir faktörde gruplar arasında anlamlı fark bulunmamıştır. Anlamlı sonuçlar ve Tukey testiyle belirlenen farklılığın kaynağı Tablo 4'te sunulmaktadır.

Tablo 4. Faktörlerin Kahveci Tercih Sırasına Göre Karşılaştırılması

Kahveci	Faktör	F	sd	p	Farklılaşan gruplar	Ort. farkı	p
Mackbear Coffee	Kahve kalitesi	2,572	6; 184	0,020	4. > 3. sıra	0,767	0,016
Kronotrop	Kahve kalitesi	2,506	7; 172	0,018	6. > 4. sıra	0,811	0,018
Kronotrop	e-WOM	2,226	7; 172	0,034	6. > 7. sıra	0,764	0,019

Not: Farklılaşan gruplar Tukey testiyle belirlenmiştir. Tercih sırasında 1 en çok, 7 en az tercih edilen kahveciyi göstermektedir. Ortalama farkı, ilk belirtilen grup ile ikinci grup arasındaki faktör ortalaması farkıdır.

Mackbear Coffee'yi dördüncü sırada tercih eden katılımcılar, üçüncü sırada tercih edenlere göre üçüncü dalga kahvecilerdeki kahve kalitesine daha yüksek önem atfetmektedir. Kronotrop'u altıncı sırada tercih edenler ise dördüncü sırada tercih edenlere göre kahve kalitesine, yedinci sırada tercih edenlere göre de e-WOM boyutuna daha yüksek önem vermektedir. Farklılıkların tercih sırasıyla doğrusal bir örüntü izlememesi ve özellikle Kronotrop'un görece az sayıda katılımcı tarafından üst sıralarda tercih edilmesi, bu sonuçların alt grupların küçüklüğünden etkilenmiş olabileceğini düşündürmektedir. Yine de bulgular, kahveci tercihlerinin kahve kalitesi gibi fiziksel değerlere ilişkin beklentilerle bağlantılı olduğuna işaret etmektedir.

4.4. Cinsiyete Göre Karşılaştırmalar

Faktörlerin cinsiyete göre karşılaştırılması sonucunda gösterişçi tüketim, referans grupları, atmosfer ve kahve kalitesi faktörlerinde anlamlı farklılıklar bulunmuş; ürün çeşitliliği, e-WOM ve hizmet kalitesi faktörlerinde ise anlamlı fark gözlenmemiştir (Tablo 5).

Tablo 5. Faktörlerin Cinsiyete Göre Bağımsız Örneklem t Testi Sonuçları

Faktör	Kadın Ort. (SS)	Erkek Ort. (SS)	t	sd	p	d
Gösterişçi tüketim	1,80 (0,73)	2,05 (0,90)	-2,365 ^a	205,86	0,019	-0,30
Referans grupları	3,31 (0,98)	2,98 (0,98)	2,664	265	0,008	0,33
Atmosfer	3,62 (0,72)	3,31 (0,93)	3,000 ^a	198,08	0,003	0,39
Kahve kalitesi	4,02 (0,71)	3,62 (0,88)	3,926 ^a	204,03	<0,001	0,51

Not: Kadın n = 156, erkek n = 111. ^a Levene testi anlamlı olduğundan Welch düzeltmeli sonuç raporlanmıştır. d: Cohen'in etki büyüklüğü (birleştirilmiş standart sapma ile hesaplanmıştır).

Gösterişçi tüketim ortalamalarının her iki grupta da ölçeğin orta noktasının belirgin biçimde altında kalması, Z kuşağının üçüncü dalga kahvecileri öncelikle gösteriş amacıyla tercih etmediğini göstermektedir; bununla birlikte erkeklerin bu

boyuttaki ortalaması kadınlardan anlamlı düzeyde yüksektir. Kadın katılımcılar ise referans gruplarından, kahvecinin atmosferinden ve kahve kalitesinden erkeklere göre daha fazla etkilenmektedir. Etki büyüklükleri küçük ile orta arasında değişmekte, en belirgin fark kahve kalitesi boyutunda gözlenmektedir.

5. SONUÇ

Bu bölümde Eskişehir'deki Z kuşağı tüketicilerinin üçüncü dalga kahvecilerdeki sembolik tüketimi değer temelli bir çerçevede incelenmiştir. Kim ve Jang'ın (2017) ölçeğinin uyarlanmasıyla yürütülen açıklayıcı faktör analizi, sembolik tüketimin gösterişçi tüketim ve referans grupları gibi sosyal değerlerden; atmosfer, kahve kalitesi, ürün çeşitliliği ve hizmet kalitesi gibi fiziksel değerlerden ve e-WOM gibi davranışsal bir boyuttan oluşan yedi faktörlü bir yapıda toplandığını göstermiştir. Bu yapı, kafe tüketiminin işlevsel değerlerin yanında sosyal ve psikolojik değerlerle de açıklandığı yönündeki bulguyu (Kim ve Jang, 2017) üçüncü dalga kahveciler ve Z kuşağı bağlamında desteklemektedir. Öte yandan materyalizmin ayrı bir boyut olarak ortaya çıkmaması, bireysel değerlerin bu bağlamda farklı biçimde yapılandığını düşündürmektedir.

Faktör ortalamaları birlikte değerlendirildiğinde, katılımcıların en yüksek önemi kahve kalitesine (genel ortalama yaklaşık 3,9) ve atmosfere (yaklaşık 3,5) verdiği, referans gruplarının orta düzeyde (yaklaşık 3,2) etkili olduğu, gösterişçi tüketimin ise oldukça düşük düzeyde kaldığı (yaklaşık 1,9) görülmektedir. Başka bir ifadeyle Z kuşağı için üçüncü dalga kahveciler bir statü gösterisinden çok nitelikli bir ürün ve deneyim alanıdır; sosyal etki ise statü kaygısı yerine akran önerileri ve arkadaş çevresi aracılığıyla işlemektedir. Bu sonuç, Z kuşağını daha gerçekçi ve tüketim kararlarında daha seçici olarak

nitelendiren değerlendirmelerle (Fromm ve Read, 2018) örtüşmektedir. Cinsiyete göre bulunan farklılıklar da genç tüketiciler arasında sembolik tüketim eğiliminin cinsiyete göre değiştiğini gösteren çalışmalarla (Akyüz ve Eroğlu, 2015) uyumludur.

Bulgular kahveci işletmeleri için çeşitli çıkarımlar sunmaktadır. Birincisi, kahve kalitesinin tüm katılımcılar ve özellikle kadın tüketiciler için en belirleyici değer olması, pazarlama iletişimde kahvenin kökeni, kavurma profili ve demleme yöntemi gibi kalite göstergelerinin öne çıkarılmasını gerekli kılmaktadır. İkincisi, atmosferin hem güçlü bir faktör olarak ortaya çıkması hem de kadınlar için daha önemli olması, iç ve dış tasarımın rekabet avantajı yaratmada stratejik bir araç olarak ele alınması gerektiğini göstermektedir. Üçüncüsü, referans gruplarının etkisi, arkadaş önerisine dayalı sadakat ve tavsiye programlarının Z kuşağına ulaşmada etkili olabileceğine işaret etmektedir. Son olarak, kahvecileri farklı sıralarda tercih eden tüketicilerin beklentilerinin farklılaşması, segmentasyon çalışmalarında tercih sıralamasının dikkate alınmasının anlamlı olacağını göstermektedir.

Araştırmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Veriler tek bir üniversitenin tek bir fakültesindeki öğrencilerden ve 2019 yılında toplandığından bulguların genellenebilirliği sınırlıdır; salgın sonrası dönemde kahveci kullanım alışkanlıklarının değişmiş olabileceği de göz önünde bulundurulmalıdır. E-WOM ve hizmet kalitesi faktörlerinin düşük güvenilirliği, olumsuz yazılmış ifadelerin bu faktörlerin ölçümünü zayıflatmış olabileceğini düşündürmektedir. Ayrıca kahveci tercih sırasına göre yapılan karşılaştırmalarda bazı alt grupların küçük olması istatistiksel gücü sınırlamaktadır. Gelecek çalışmalarda ölçeğin doğrulayıcı faktör analiziyle sınanması, değer boyutları ile yeniden ziyaret ve tavsiye niyeti arasındaki ilişkilerin yapısal eşitlik modeliyle incelenmesi, farklı şehirlerde ve kuşaklar arası

karşılaştırmalı örneklerle araştırmanın tekrarlanması literatüre önemli katkılar sağlayacaktır.

KAYNAKÇA

- Aguirre, J. (2016). Culture, health, gender and coffee drinking: A Costa Rican perspective. *British Food Journal*, 118(1), 150–163.
- Akarçay, E. (2012). Kah kahvehane kah café: Küreselleşen Eskişehir’de kahve tüketimi üzerine kuramsal bir giriş. *Galatasaray Üniversitesi İletişim Dergisi*, 181–202.
- Akyüz, M. ve Eroğlu, Ö. (2015). Toplumsal sınıfın, ortalama gelir düzeyinin ve cinsiyet farklılığının sembolik tüketim eğilimi üzerindeki etkisi: Genç tüketiciler üzerine bir araştırma. *Akdeniz İ.İ.B.F. Dergisi*, 98–128.
- Berk, R. A. (2009). Teaching strategies for the net generation. *Transformative Dialogues: Teaching & Learning Journal*, 1–24.
- Boaventura, P. S. M., Abdalla, C. C., Araújo, C. L. ve Arakelian, J. S. (2018). Value co-creation in the specialty coffee value chain: The third-wave coffee movement. *Revista de Administração de Empresas*, 58(3), 254–266.
- Doyle, P. (2008). *Value-based marketing: Marketing strategies for corporate growth and shareholder value* (2nd ed.). West Sussex: John Wiley & Sons.
- Fischer, E. F. (2017). *Quality and inequality: Taste, value, and power in the third wave coffee market* (MPIfG Discussion Paper). Cologne: Max Planck Institute for the Study of Societies.
- Fromm, J. ve Read, A. (2018). *Marketing to Gen Z: The rules for reaching this vast and very different generation of influencers*. New York: AMACOM.
- Gbadamosi, A. (2015). Brand personification and symbolic consumption among ethnic minority teenage consumers:

- An empirical study. *Journal of Brand Management*, 22(9), 737–754.
- Grubb, E. L. ve Grathwohl, H. L. (1967). Consumer self-concept, symbolism and market behavior: A theoretical approach. *Journal of Marketing*, 31(4), 22–27.
- Heath, T. (2016, 31 Ekim). Look how much coffee millennials are drinking. *The Washington Post*. <https://www.washingtonpost.com/news/business/wp/2016/10/31/look-how-much-coffee-millennials-are-drinking/> adresinden erişildi.
- Kim, D. ve Jang, S. (2017). Symbolic consumption in upscale cafés: Examining Korean Gen Y consumers' materialism, conformity, conspicuous tendencies, and functional qualities. *Journal of Hospitality & Tourism Research*, 41(2), 154–179.
- Levy, S. J. (1959). Symbols for sale. *Harvard Business Review*, 37(4), 117–124.
- Luna-Cortés, G. (2017). The influence of symbolic consumption on experience value and the use of virtual social networks. *Spanish Journal of Marketing – ESIC*, 21(1), 39–51.
- Mannheim, K. (1952). The problem of generations. P. Kecskemeti (Ed.), *Essays on the sociology of knowledge* içinde (s. 276–322). London: Routledge & Kegan Paul.
- Odabaşı, Y. (1999). *Tüketim kültürü: Yetinen toplumdan tüketen topluma*. İstanbul: Sistem Yayıncılık.
- Parry, E. ve Urwin, P. (2011). Generational differences in work values: A review of theory and evidence. *International Journal of Management Reviews*, 13(1), 79–96.

- Pendergrast, M. (2010). *Uncommon grounds: The history of coffee and how it transformed our world*. New York: Basic Books.
- Roseberry, W. (1996). The rise of yuppie coffees and the reimagination of class in the United States. *American Anthropologist*, 98(4), 762–775.
- Rosenberg, L., Swilling, M. ve Vermeulen, W. J. V. (2018). Practices of third wave coffee: A Burundian producer's perspective. *Business Strategy and the Environment*, 27(2), 199–214.
- Ryder, N. B. (1965). The cohort as a concept in the study of social change. *American Sociological Review*, 30(6), 843–861.
- Schouten, J. W. (1991). Selves in transition: Symbolic consumption in personal rites of passage and identity reconstruction. *Journal of Consumer Research*, 17(4), 412–425.
- Şeker, G. ve Özata, F. Z. (2022). Kahvenin ve kahve dükkânlarının değişen tüketim algısı: Üçüncü dalga kahve tüketicileri üzerine fenomenolojik bir araştırma. *Journal of Tourism and Gastronomy Studies*, 10(1), 193–224.
- Witt, U. (2010). Symbolic consumption and the social construction of product characteristics. *Structural Change and Economic Dynamics*, 21(1), 17–25.

UNEMPLOYMENT FORECASTING WITH ECONOMIC AND SOCIAL INDICATORS: A COMPARATIVE ANALYSIS OF MACHINE LEARNING AND DYNAMIC MODELS USING SHAP

Batuhan ÖZKAN¹

1. INTRODUCTION

Unemployment is one of the key indicators used to assess an economy's production capacity, labor market, and social welfare. High and persistent unemployment can lead not only to a loss of production but also to a decline in household income, a loss of skills, and an increased risk of social exclusion. Labor markets in OECD economies have generally shown resilience in recent years. Across the OECD, the unemployment rate stood at 4.9% in May 2026 and has hovered around 5% for more than four years; however, significant differences in unemployment rates persist among countries (OECD, 2026). These differences necessitate an analysis of unemployment not merely as a result of current economic conditions, but within the framework of interrelated factors such as economic performance, labor market participation, sectoral structure, and demographic characteristics.

The traditional economic approach to explaining the determinants of unemployment has long been based on the relationships between output, inflation, and labor market indicators. While Okun's law (Okun, 1962) highlights the inverse

¹ Assistant Profressor, Bitlis Eren University, Faculty of Arts and Sciences, Department of Statistics, ORCID: 0000-0002-1773-9317.

relationship between economic activity and unemployment, the Phillips curve (Phillips, 1958) constitutes one of the fundamental frameworks explaining the short-run relationship between unemployment and inflation. Empirical studies by the OECD also show that in most OECD countries, there is a statistically significant—though generally weak—relationship between the unemployment gap and inflation (Turner et al., 2019). In addition, factors such as labor force participation, demographic structure, sectoral employment, and the level of economic development also play a significant role in explaining differences in unemployment. In this context, regression-based methods such as Ordinary Least Squares (OLS) continue to serve as an important analytical tool for assessing the direction and magnitude of relationships between variables. However, these approaches are largely based on predefined linear functional relationships and may be limited in capturing complex nonlinear patterns.

This limitation has increased interest in the use of machine learning methods for labor market and macroeconomic forecasting. In particular, Random Forest (RF) (Breiman, 2001) and Gradient Boosting Machine (GBM) (Friedman, 2001) are tree-based methods capable of modeling nonlinear relationships and interactions among variables without requiring a predefined functional form. Because of these characteristics, machine learning models offer alternatives that can provide higher forecasting performance compared to traditional regression models. However, the potential gains in predictive performance also bring with them a significant methodological challenge: how to interpret the predictions of complex models from an economic perspective. Particularly for policymakers, merely achieving a lower prediction error is not sufficient; it is also necessary to understand the indicators on which the model's predictions are based.

At this point, explainable artificial intelligence (XAI) approaches are gaining importance (Liu et al., 2025). SHAP (SHapley Additive exPlanations) enables the interpretation of model outputs by decomposing the contribution of variables to the model's prediction for each observation in complex machine learning models (Lundberg & Lee, 2017). Thus, a link can be established between the predictive power of machine learning and economic interpretability. While there are studies that combine machine learning and SHAP in the field of unemployment, a significant portion of the literature focuses on a specific country, individual unemployment status, or a single model specification (Kularathne et al., 2024; Paul et al., 2020; Banerjee et al., 2022).

This study contributes to the literature in three interrelated ways. First, by comparing static and dynamic model specifications in unemployment forecasting, it distinguishes between the roles of current-period values of economic and social indicators and past-period unemployment data in forecasting performance. Second, by evaluating model performance using walk-forward validation rather than random training-test splitting, it employs an evaluation framework that more closely reflects the time dimension of panel data and the information set in the actual forecasting environment. Third, by applying SHAP analysis to both static and dynamic models, the study examines not only model performance but also how variable importance rankings and the directional contributions of variables to the forecast change depending on the model specification. Within this framework, the study's central question is whether a more complex algorithm or the inclusion of past-period information in the model is the more decisive factor in unemployment forecasting. Rather than assuming the superiority of machine learning models over traditional econometric methods, this approach allows for a joint evaluation of model performance in terms of both the algorithm and the dataset components.

In this context, this study seeks to answer the following four research questions: (1) What is the role of economic and social indicators in forecasting the unemployment rate? (2) Do machine learning methods (RF and GBM) improve forecasting performance compared to traditional OLS regression? (3) How does incorporating historical data into the model affect forecasting performance and the ranking of variable importance? (4) According to SHAP analysis, which indicators are most important in unemployment forecasting, and in what way do these indicators contribute to the forecasts? Through these questions, the study aims not only to identify the most successful forecasting model but also to reveal which variables and which information structure underlie this performance. The second chapter introduces the dataset and methodology, the third chapter presents the findings, and the fourth chapter discusses the results.

2. METHODOLOGY

The dataset for this study consists of 1,188 observations from 36 OECD countries covering the period 1992–2024. Colombia and Costa Rica, the most recent OECD members, were excluded from the study due to weak data integrity. In this context, the indicators used in the analysis were obtained from the World Development Indicators (WDI) database published by the World Bank (2026). The variable table is presented in Table 1.

After preparing the dataset for analysis, descriptive statistics for the variables (mean, standard deviation, and maximum and minimum values) were calculated and presented in a table. Additionally, a correlation heatmap was generated based on the correlation matrix to allow for a visual examination of the linear relationships between the variables. This process outlined the general characteristics of the dataset and provided an initial assessment of the relationships between the variables.

Table 1. Variable table

Variable Name	Definition	Unit of Measurement	Expected Direction
Unemployment	Unemployed population as a percentage of the total labor force (ILO modeled estimate)	%	Dependent variable
GDP per capita (PPP)	Gross domestic product per capita according to purchasing power parity	Const. 2021 \$	(-)
Inflation	Annual rate of change in consumer prices	%	(+/-)
Labor force participation rate	Labour force participation rate of the female population aged 15 and older (ILO modelled estimate)	%	(-)
Age dependency ratio	Ratio of the population aged 65 and over to the working-age population (aged 15–64)	%	(+)
Employment in industry	Share of the industrial sector in total employment (ILO modeled estimate)	%	(-)
Employment in services	Share of the services sector in total employment (ILO model estimate)	%	(+/-)
Urban population	The share of urban population in the total population	%	(-)

Two different model frameworks were constructed in this study to investigate the factors affecting unemployment. The first is a static model designed to examine contemporaneous relationships; it models the unemployment rate of a given year against variables from that same year. The study's aim is not to predict future unemployment rates, but only to examine the impact of selected indicators on the unemployment rate and the relationships between them; therefore, a cross-sectional/panel explanatory analysis approach has been adopted. In the literature, this is also referred to as a static panel model. However, two concerns arise in this context. The first is the issue of persistence inherent in the unemployment variable itself; the unemployment rate is a series characterized by strong autocorrelation and very slow year-to-year change. The `old\_dependency` and `urban\_pop` variables used in the model exhibit similar characteristics. If a lagged unemployment rate variable (lag-1) is not included, the model might artificially attribute significance to another variable to account for this persistence. The second

concern relates to simultaneity, or reverse causality. The variables used in the study (such as `gdp\_pc\_ppp` and inflation) may themselves be influenced by the unemployment rate. Consequently, if a relationship is detected using data from the same year, the direction of that relationship becomes ambiguous. Therefore, while it won't completely solve the problem, taking the explanatory variables back one year will mitigate it. This is because it is logically impossible for the unemployment rate in year t to retroactively affect the GDP, PC, ppp, or inflation variables in year $t-1$. Taking all these reservations into account, a dynamic model incorporating the lagged unemployment rate and lagged variables was formulated as the second model.

Y_{it} ; Static and dynamic models representing the unemployment rate of country i in year t are given in equations (1) and (2) below, respectively.

$$Y_{it} = \beta_0 + \beta_1 gdp_pc_ppp_{it} + \beta_2 inflation_{it} + \beta_3 lfpr_{it} + \beta_4 old_dependency_{it} + \beta_5 emp_industry_{it} + \beta_6 emp_services_{it} + \beta_7 urban_pop_{it} + \varepsilon_{it} \quad (1)$$

$$Y_{it} = \gamma_0 + \gamma_1 Y_{it-1} + \gamma_2 gdp_pc_ppp_{it-1} + \gamma_3 inflation_{it-1} + \gamma_4 lfpr_{it-1} + \gamma_5 old_dependency_{it-1} + \gamma_6 emp_industry_{it-1} + \gamma_7 emp_services_{it-1} + \gamma_8 urban_pop_{it-1} + \varepsilon_{it} \quad (2)$$

Three different estimation methods were used in the study. These are the Least Squares (OLS), Random Forest (RF), and Gradient Boosting (GB) methods, which were used as reference and comparison models. As a classical regression method, OLS estimates the linear relationship between a dependent variable and one or more independent variables; it minimizes the sum of squared errors between observed and predicted values. In contrast, RF and GB are machine learning methods that, unlike traditional regression methods, can model different interactions and nonlinear relationships between variables. Both methods rely

on an ensemble learning approach, which combines predictions from multiple decision trees to construct a more robust forecasting model. RF operates by aggregating the predictions of numerous decision trees derived from different samples (Breiman, 2001). GB, meanwhile, seeks to enhance predictive performance by constructing models (decision trees) sequentially, aiming to reduce the errors of preceding models with each new iteration (Friedman, 2001).

Since the dataset used in the study is panel data and the observations have a time dimension, a walk-forward validation strategy was used to separate the data into training and test data. This approach prevented the risk of data leakage that could arise from random partitioning. The underlying logic involves using initially defined periods as the training set to test the subsequent period. After the initial test prediction, the tested period is included in the training set, the training window is expanded, and a new prediction is made for the next period. This process is repeated sequentially for all test periods in the dataset. Consequently, by preventing future information from leaking into the model's training process, the model's performance can be evaluated in a more realistic and reliable manner.

The R^2 (coefficient of determination), RMSE (Root Mean Square Error), and MAE (Mean Absolute Error) metrics were used in conjunction to evaluate the predictive performance of the models. While R^2 indicates the model's explanatory power, RMSE and MAE measure the magnitude of prediction errors. Furthermore, the combined use of RMSE and MAE helps distinguish the impact of large errors from the typical magnitude of errors.

The SHAP (Shapley Additive Explanations) method was employed to enhance the interpretability of the model's predictions and to reveal the contributions of the underlying

variables to the prediction results. The SHAP method is based on Shapley values from cooperative game theory. In this approach, the contribution of each explanatory variable to the model prediction is determined by the marginal contributions resulting from the inclusion of that variable in various combinations of variables (Lundberg & Lee, 2017). Consequently, the direction and magnitude of each variable's impact on the prediction outcome can be evaluated in detail. SHAP analysis was applied separately to the static and dynamic structures of the RF and GBM models. This approach aimed to demonstrate not only the variables' contributions to model predictions but also how these contributions differ depending on whether the model structure is static or dynamic (updated over time).

All analyses were conducted using RStudio (R Core Team, 2026). For pre-analysis data preparation, tidyverse (Wickham et al., 2019) was used; corrplot (Wei & Simko, 2024) was used for calculating and visualizing correlations between explanatory variables; randomForest (Liaw & Wiener, 2002) was used for estimating RF models; and gbm (Ridgeway & gbm Developers, 2026) was used for estimating GBM models. The fastshap (Greenwell, 2026) package was used to calculate the SHAP values. Because fastshap has a model-agnostic structure, it can also be used to explain the predictions of different machine learning models without being tied to a specific model algorithm (Hettikankanamage et al., 2025; Hasan, 2024). This makes it possible to evaluate different model structures, such as RF and GBM, within the same explanatory framework. Furthermore, the package does not calculate Shapley values for all possible combinations; instead, it samples different variable permutations using Monte Carlo sampling and estimates Shapley values based on these samples (Jethani et al., 2021). Finally, the shapviz (Mayer, 2025) package was used to visualize the results.

3. FINDINGS

This section presents the findings obtained within the scope of the research. First, descriptive statistics for the sample are provided in Table 2. An examination of Table 2 reveals that the sample exhibits significant heterogeneity across economic and social indicators. While the high standard deviation of GDP per capita points to substantial income disparities among the countries, the inflation variable stands out due to its high standard deviation (43.43%) and maximum value (1,020.62%). Similarly, the fact that the maximum value for the unemployment variable (27.69%) is well above the mean indicates the presence of countries with high unemployment rates. Furthermore, the average employment in the services sector (68.37%) is observed to be higher than that in the industrial sector (24.56%).

Table 2. Descriptive statistics

Variable	Mean	Std_dev	min	maks
unemployment	7.6778	4.1108	1.2000	27.6860
gdp_pc_ppp	45087.87	22249.91	10196.43	138683.32
inflation	6.9202	43.4326	-4.4475	1020.6206
lfpr	52.0667	8.3536	23.1140	73.4710
old_dependency	22.4408	7.3310	6.6551	50.6621
emp_industry	24.5601	5.3774	7.8217	40.4016
emp_services	68.3685	9.0803	32.5286	91.2808
urban_pop	75.7374	10.9892	49.0029	95.6397

An examination of the correlation analysis results reveals that GDP per capita (PPP) has the strongest relationship with unemployment ($r=-0.41$). There are negative but weak relationships between unemployment and the labor force participation rate ($r=-0.29$), employment in the services sector ($r=-0.29$), and the urban population ratio ($r=-0.25$). Additionally, the high correlations between GDP per capita and employment in the industrial sector, as well as between employment in the industrial sector and employment in the services sector ($r=0.72$ and $r=-0.72$, respectively), are noteworthy. The correlation

heatmap illustrating the relationships between the variables is presented in Figure 1.

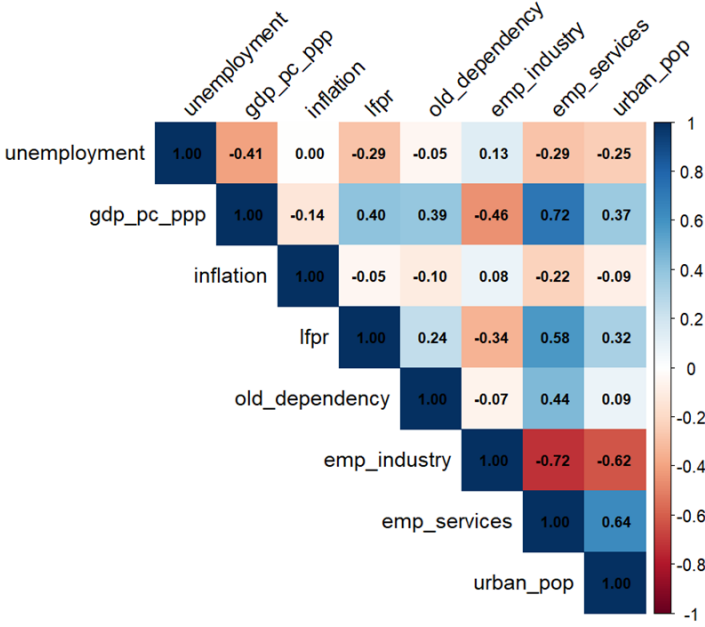


Figure 1. Correlation heatmap

When comparing model performances, both RF and GBM models in the static model form exhibit higher R^2 values and lower error metrics than OLS. Consequently, it is evident that among the static models, machine learning models demonstrate superior predictive performance compared to OLS. This result indicates that, within the scope of research question 2, machine learning methods in the static model form improve unemployment forecasting performance relative to the classical OLS method. Among the static models, the best performance was achieved by the RF model ($R^2=0.660$, $RMSE=2.345$, and $MAE=1.561$).

A significant improvement in forecasting performance was observed in the second model setup, which incorporated lagged unemployment data. In the dynamic OLS model, the R^2

rose to 0.885, while lower error values were recorded (RMSE=1.362, MAE=0.875). Similar results were obtained with the RF ($R^2=0.805$, RMSE=1.773, MAE=1.118) and GBM ($R^2=0.851$, RMSE=1.552, MAE=1.028) models. These results indicate that lagged unemployment data contributes significantly to the models' forecasting performance. Notably, among the dynamic model specifications, the OLS model achieved the highest R^2 and the lowest error values. Furthermore, the dynamic OLS model yielded the best forecasting performance across all model-specification combinations. This result demonstrates that incorporating lagged unemployment data substantially enhances forecasting performance, particularly for the traditional linear model. Model performance metrics for the static and dynamic models are presented in Table 3.

Table 3. Model performances

Model	Form	R2	RMSE	MAE
OLS	Static	0.14414	3.7235	2.77551
Random Forest	Static	0.660375	2.345576	1.561424
Gradient Boosting	Static	0.628095	2.454517	1.778736
OLS	Dynamic	0.885482	1.36203	0.875511
Random Forest	Dynamic	0.805786	1.773739	1.118793
Gradient Boosting	Dynamic	0.851215	1.552493	1.028812

An examination of SHAP variable importance for the static models reveals that GDP per capita (gdp_pc_ppp) is the most important variable in the RF model. This variable, with a mean absolute SHAP value of 1.409, is followed by the urban population ratio (0.799), labor force participation rate (0.618), industrial employment (0.575), and old-age dependency ratio (0.464). Similarly, GDP per capita ranks first in the GBM model with a mean absolute SHAP value of 2.675. It is followed by the old-age dependency ratio (1.164), industrial employment (0.940), urban population ratio (0.819), and employment in the services sector (0.784). Thus, while GDP per capita ranks first in feature importance across both static models, the relative importance of

the other variables varies depending on the modeling method. Feature importances based on mean absolute SHAP values for the RF and GBM static model specifications are presented in Figure 2 and Figure 3, respectively.

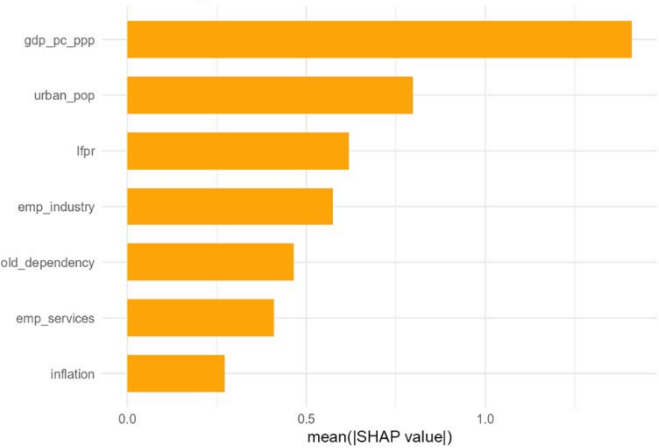


Figure 2. Mean absolute SHAP values for the static RF model

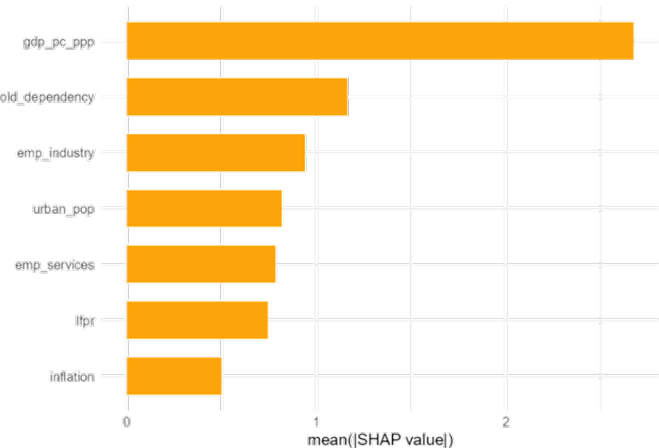


Figure 3. Mean absolute SHAP values for the static GBM model

When the SHAP directions of the static models are evaluated via beeswarm plots, it is observed that high values for GDP per capita are predominantly associated with negative

SHAP values, while low values are associated with positive SHAP values. This indicates that high levels of GDP per capita exert a downward influence on the model's unemployment prediction. Similarly, high values for the labor force participation rate, industrial employment, and the urban population ratio are generally associated with negative SHAP values. In contrast, low values for the old-age dependency ratio are predominantly associated with negative SHAP values, whereas high values are associated with positive SHAP values. These patterns are largely preserved in the GBM results as well; specifically, high industrial employment and a high urban population ratio are associated with lower unemployment predictions. Regarding employment in the services sector, however, high values appear to be primarily associated with positive SHAP values. The SHAP beeswarm plots for the static RF and GBM models are presented in Figure 4 and Figure 5, respectively.

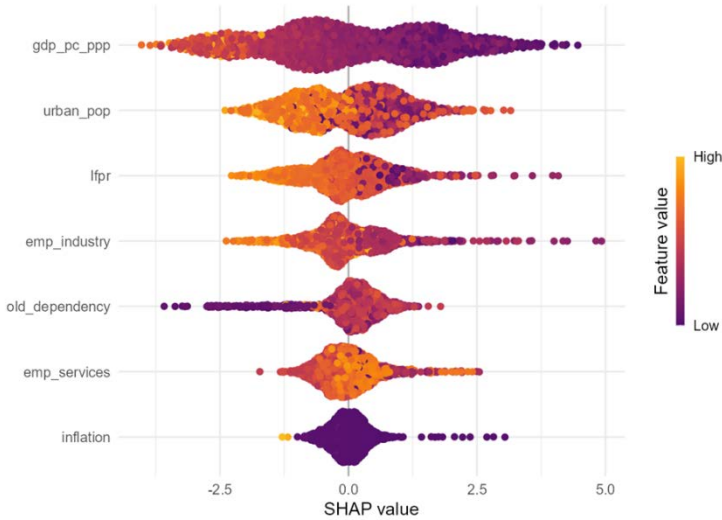


Figure 4. SHAP beeswarm plot for the static RF model

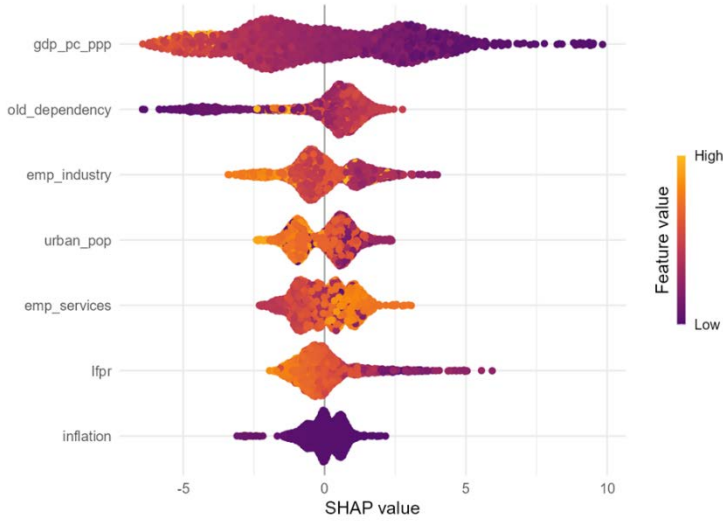


Figure 5. SHAP beeswarm plot for the static GBM model

In dynamic models, the ranking of feature importance varies significantly. In the RF model, lagged unemployment (unemployment_lag1) emerges as the most important feature with a mean absolute SHAP value of 2.017, followed by lagged GDP per capita (0.479), urban population (0.305), and the labor force participation rate (0.191). Similarly, in the GBM model, lagged unemployment ranks first with a value of 2.888, reaching an importance level well above that of the second-ranked feature, lagged inflation (0.275). This result indicates that information regarding lagged unemployment is dominant compared to all other variables in both dynamic models. Feature importances based on mean absolute SHAP values for the RF and GBM dynamic model specifications are presented in Figure 6 and Figure 7, respectively.

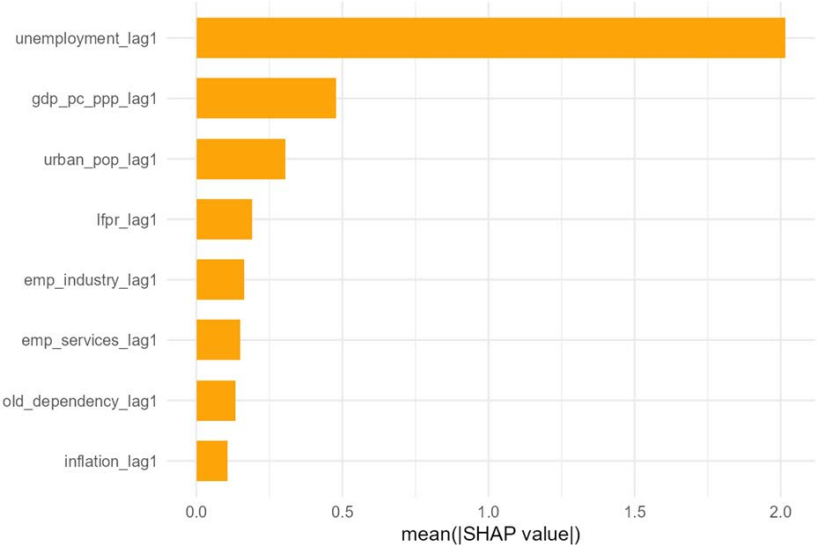


Figure 6. Mean absolute SHAP values for the dynamic RF model

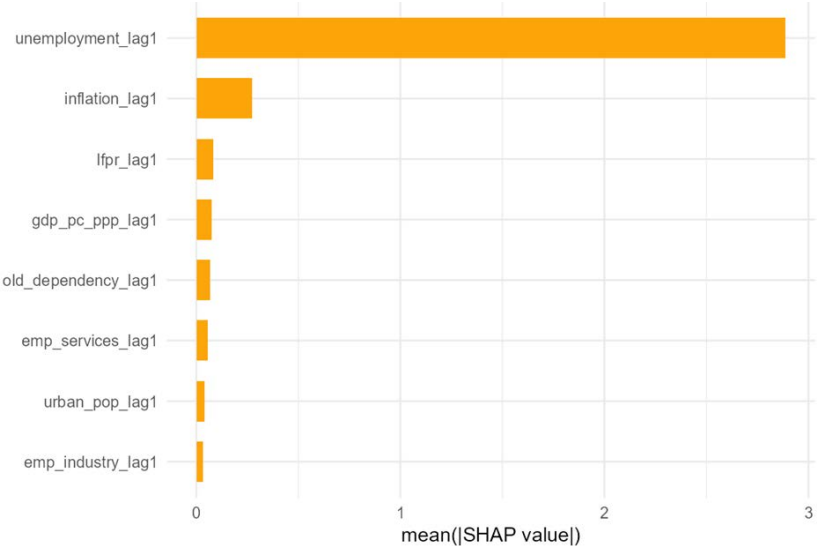


Figure 7. Mean absolute SHAP values for the dynamic GBM model

The beeswarm results for the dynamic models also support the dominant role of lagged unemployment. In both models, high values of the `unemployment\_lag1` variable are clearly associated with positive SHAP values, while low values are associated with negative SHAP values. Consequently, high unemployment in the previous period strongly drives the model's prediction for current-period unemployment upward. This finding demonstrates that unemployment exhibits significant persistence over time. In contrast, the SHAP values for other lagged variables are concentrated within a much narrower range compared to lagged unemployment, and their contributions to the prediction remain more limited. The SHAP beeswarm plots for the dynamic RF and GBM models are presented in Figure 8 and Figure 9, respectively.

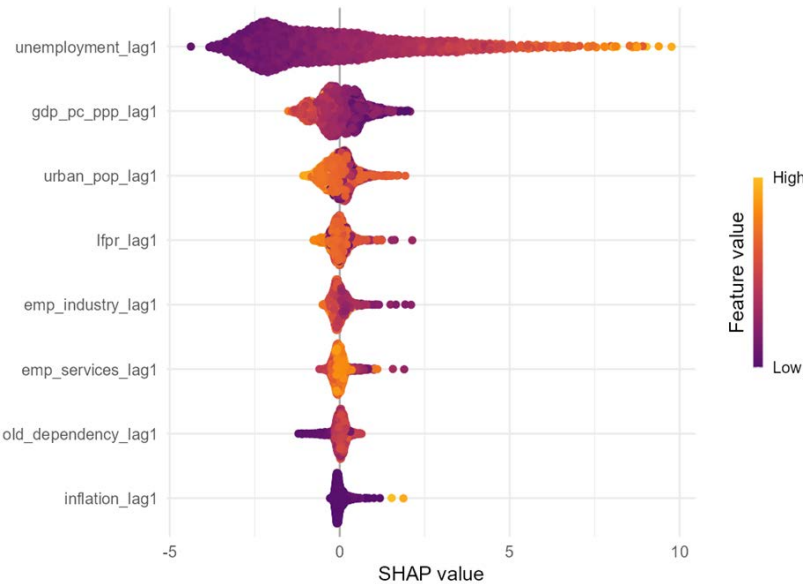


Figure 8. SHAP beeswarm plot for the dynamic RF model

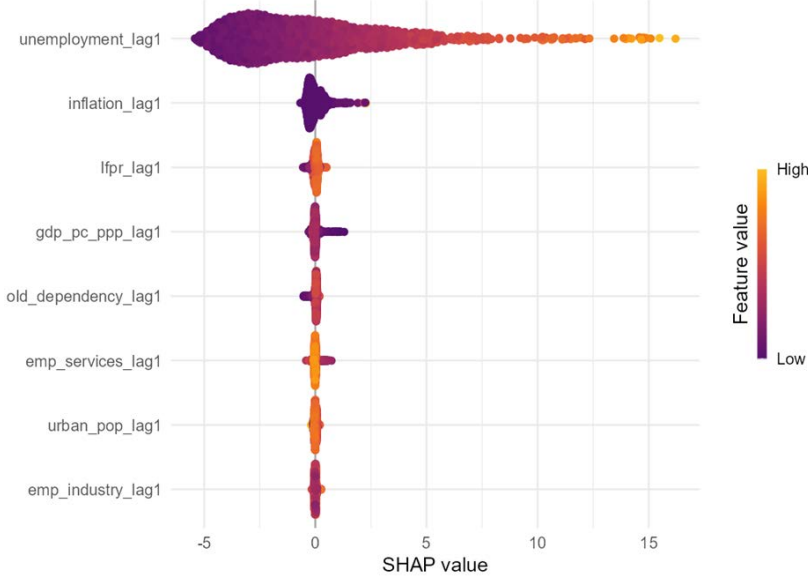


Figure 9. SHAP beeswarm plot for the dynamic GBM model

A comparison of static and dynamic SHAP rankings reveals that the structure of predictive importance changes markedly with the inclusion of lagged unemployment data in the model. While static models highlight variables such as GDP per capita, urban population, labor force participation, and employment structure, dynamic models see lagged unemployment as by far the most important variable. Notably, in the GBM model, the mean absolute SHAP value for lagged unemployment is 2.888, whereas the value for the second-ranked variable is merely 0.275. Similarly, in the RF model, there is a striking difference between lagged unemployment and the second-ranked variable, lagged GDP. Thus, the incorporation of lagged information has not only enhanced predictive performance but also significantly diminished the relative predictive importance of other variables.

When the directional information derived from beeswarm plots is evaluated alongside macroeconomic expectations, the

association of high GDP per capita and high industrial employment with lower unemployment forecasts reveals a pattern consistent with Okun's Law. Similarly, the fact that high labor force participation rates are generally associated with negative SHAP values aligns with observations of a strong labor market. Regarding inflation, it is noteworthy that while high values in static models tend to appear in the negative SHAP region, the overall effect is limited. Therefore, although a negative direction consistent with the Phillips curve is observed, one should not infer a strong Phillips curve relationship from this finding, given the low SHAP importance of inflation and the fact that the direction becomes less distinct in dynamic models. The SHAP results here indicate not causal relationships, but rather the direction and extent to which variables influence the model's predictions.

4. CONCLUSION AND DISCUSSION

When the findings regarding the four research questions addressed in this study are evaluated collectively, the following conclusions are reached. First, the performance of economic and social indicators in predicting the unemployment rate varies significantly depending on the model specification. While the R^2 value is 0.144 in the static OLS model, it reaches 0.660 for RF and 0.628 for GBM in the machine learning models. Second, within the static model specification, both machine learning methods yield higher predictive performance than the OLS model. Third, incorporating past unemployment data into the model improves performance across all methods; however, the highest performance is achieved with the dynamic OLS model ($R^2 = 0.885$; RMSE = 1.362; MAE = 0.876). Furthermore, SHAP results indicate that the lagged unemployment variable holds significantly greater importance compared to other variables in the dynamic model specification. Fourth, while GDP per capita

emerges as the most important indicator in static models, high values for GDP, labor force participation, industrial employment, and urban population are generally associated with lower unemployment predictions. These results demonstrate that the contribution of indicators to unemployment prediction depends not only on the method employed but also on whether past data is included in the model.

The study's primary methodological contribution lies in its use of machine learning methods combined with a walk-forward forecasting approach and SHAP-based explainability analysis. Comparing static and dynamic model specifications made it possible to evaluate not only which model yielded better forecasts but also the sources of information driving differences in forecasting performance. While machine learning demonstrated superiority over OLS in static models, the fact that OLS achieved the best performance when a lagged unemployment variable was included indicates that forecasting performance is closely linked not merely to algorithmic complexity but also to model specification and the nature of the information incorporated into the model. SHAP analysis illuminated the variable importance underlying these performance shifts, highlighting the significant role of past unemployment data in forecasting. These findings differ from the results obtained by Kaya and Özkan (2025) in their study on Türkiye's GDP forecasting. In that study, machine learning methods outperformed the ARIMA model; however, in the present study, this superiority was limited to static model specifications, whereas the OLS model achieved the highest performance under dynamic specifications. This discrepancy suggests that the superiority of machine learning methods over traditional models may vary depending on model specification and the information set employed.

The findings also offer certain implications for policymakers. The SHAP results, which show high GDP per

capita, labor force participation, and industrial employment generally associated with lower unemployment estimates, highlight the importance of policies that support job creation capacity and labor force participation. In this context, policies aimed at increasing labor force participation, supporting productive employment, and especially improving employment opportunities for groups with limited access to the labor market are of great importance. However, it should be noted that SHAP results do not demonstrate causal effects; therefore, these indicators should be viewed not as definitive outcomes of direct policy interventions, but rather as key areas relevant to unemployment forecasting.

The study has certain important limitations. Firstly, structural differences between countries and the uncontrolled fixed effects for unobservable country-specific characteristics limit the interpretation of differences, particularly those between countries. Another limitation is that SHAP-based variable importance measures may entail a degree of computational uncertainty, as the approach used to calculate SHAP values generates Monte Carlo-based approximations. Furthermore, while SHAP values indicate the contribution of variables to model predictions, they do not establish a causal effect. Finally, the fact that external shocks, such as pandemics, which can have extraordinary effects on unemployment, have not been modeled with a separate control variable makes it difficult to isolate the impact of these periods on the model results.

In future research, it would be beneficial to employ fixed-effects panel machine learning models that account for country-specific heterogeneity in order to address these limitations. In addition, including more macroeconomic and social variables such as interest rates, investment, foreign trade, wages, productivity, education, and demographics in the model could provide a more comprehensive framework for understanding the

determinants of unemployment forecasting. Future studies could also utilize difference-in-differences and instrumental variables (IV) methods within a panel data framework to examine not only predictive relationships but also the causal effects of policy interventions on unemployment. In this way, the robust predictive capacity of machine learning could be combined with the policy evaluation capabilities of causal analysis.

In conclusion, this study demonstrates that when forecasting unemployment, the information provided to the model is just as decisive as the model algorithm itself. While RF and GBM models outperformed OLS in the static model specification, dynamic OLS achieved the highest forecasting performance once past unemployment data was incorporated; furthermore, SHAP analysis identified the lagged unemployment variable as the most significant predictor. These findings highlight the importance of accurate model specification and the correct use of historical data, even before considering model complexity, when estimating a variable that exhibits strong time dependence, such as unemployment. Thus, the study's primary contribution is demonstrating, through both performance metrics and explainable machine learning results, that accurately forecasting unemployment requires evaluating it not only based on existing relationships among economic and social indicators but also by accounting for past unemployment dynamics.

REFERENCES

- Banerjee, T., Paul, A., Srikanth, V., & Strümke, I. (2022). Causal connections between socioeconomic disparities and COVID-19 in the USA. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-18725-4>
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, 45(1), 5–32. <https://doi.org/10.1023/A:1010933404324>
- Friedman, J. H. (2001). Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *The Annals of Statistics*, 29(5), 1189–1232. <https://doi.org/10.1214/aos/1013203451>
- Greenwell, B. (2026). *fastshap: Fast approximate Shapley values* (Version 0.3.0) [R package]. <https://github.com/bgreenwell/fastshap>
- Hasan, Md. M. (2024). Understanding Model Predictions: A Comparative Analysis of SHAP and LIME on Various ML Algorithms. *Journal of Scientific and Technological Research*, 5(1), 17–26. [https://doi.org/10.59738/jstr.v5i1.23\(17-26\).eaqr5800](https://doi.org/10.59738/jstr.v5i1.23(17-26).eaqr5800)
- Hettikankanamage, N. D., Shafiabady, N., Chatteur, F., Wu, M., Din, F. U., & Zhou, J. (2025). eXplainable Artificial Intelligence (XAI): A Systematic Review for Unveiling the Black Box Models and Their Relevance to Biomedical Imaging and Sensing. *Sensors*, 25(21), 6649. <https://doi.org/10.3390/s25216649>
- Jethani, N., Sudarshan, M., Covert, I., Lee, S., & Ranganath, R. (2021). *FastSHAP: Real-Time Shapley Value Estimation*. <https://doi.org/10.48550/arxiv.2107.07436>
- Kaya, H., & Özkan, B. (2025). Comparative analysis of machine learning and traditional methods in Turkey's gross

- domestic product forecasting. *Romanian Journal of Economic Forecasting*, 28(3), 110–127.
- Kularathne, S., Perera, A. N. F., Rathnayake, N., Rathnayake, U., & Hoshino, Y. (2024). Analyzing the impact of socioeconomic indicators on gender inequality in Sri Lanka: A machine learning-based approach. *Plos One*, 19(12), e0312395. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0312395>
- Liaw, A., & Wiener, M. (2002). Classification and regression by randomForest. *R News*, 2(3), 18–22. <https://CRAN.R-project.org/doc/Rnews/>
- Liu, X., Huang, D., Yao, J., Dong, J., Song, L., Wang, H., Yao, C., & Chu, W. (2025). From Black Box to Glass Box: A Practical Review of Explainable Artificial Intelligence (XAI). *Ai*, 6(11), 285. <https://doi.org/10.3390/ai6110285>
- Lundberg, S. M., & Lee, S.-I. (2017). A unified approach to interpreting model predictions. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 30, 4765–4774.
- Mayer, M. (2025). *shapviz: SHAP visualizations* (Version 0.10.3) [R package]. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.shapviz>
- OECD. (2026). *OECD Employment Outlook 2026: Geographic disparities in jobs and incomes*. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/7e710f54-en>
- Okun, A. M. (1962). Potential GNP: Its measurement and significance. *Proceedings of the Business and Economic Statistics Section, American Statistical Association*, 98–104.
- Paul, A., Englert, P., & Varga, M. (2020). *Socio-Economic Disparities and COVID-19 in the USA*. <https://doi.org/10.2139/ssrn.3690517>

- Phillips, A. W. (1958). The relation between unemployment and the rate of change of money wage rates in the United Kingdom, 1861–1957. *Economica*, 25(100), 283–299. <https://doi.org/10.1111/j.1468-0335.1958.tb00003.x>
- R Core Team. (2026). *R: A language and environment for statistical computing*. R Foundation for Statistical Computing. <https://doi.org/10.32614/R.manuals>
- Ridgeway, G., & gbm Developers. (2026). *gbm: Generalized boosted regression models* (Version 2.3.1) [R package]. <https://doi.org/10.32614/CRAN.package.gbm>
- Turner, D., Chaux, T., Guillemette, Y., & Rusticelli, E. (2019). *Insights from OECD Phillips curve equations on recent inflation outcomes* (OECD Economics Department Working Papers No. 1579). OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/d1e97b18-en>
- Wei, T., & Simko, V. (2024). *R package 'corrplot': Visualization of a correlation matrix* (Version 0.95) [R package]. <https://github.com/taiyun/corrplot>
- Wickham, H., Averick, M., Bryan, J., Chang, W., McGowan, L. D., François, R., Golemund, G., Hayes, A., Henry, L., Hester, J., Kuhn, M., Pedersen, T. L., Miller, E., Bache, S. M., Müller, K., Ooms, J., Robinson, D., Seidel, D. P., Spinu, V., Takahashi K, Vaughan D, Wilke C, Woo K, Yutani, H. (2019). Welcome to the tidyverse. *Journal of Open Source Software*, 4(43), 1686. <https://doi.org/10.21105/joss.01686>
- World Bank. (2026). *World Development Indicators* [Data set]. World Bank. Retrieved August 6, 2026, from <https://databank.worldbank.org/source/world-development-indicators>

ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME YAKLAŞIMLARI ÇERÇEVESİNDE SÜRDÜRÜLEBİLİR TEDARİKÇİ SEÇİMİ: KAVRAMSAL VE LİTERATÜR TEMELLİ BİR DEĞERLENDİRME

Aslıhan İSMAİL¹

Aslı ÖZCAN²

1. GİRİŞ

Tedarikçi seçimi, tedarik zinciri yönetiminde maliyet, kalite, teslimat, esneklik, güvenilirlik ve hizmet performansı gibi birden fazla kriterin eş zamanlı olarak değerlendirilmesini gerektiren stratejik bir karar alanıdır. Kriter sayısının artması ve kriterler arasında çatışma bulunabilmesi, karar sürecini karmaşıktırmakta ve sistematik değerlendirme araçlarına duyulan gereksinimi artırmaktadır. Çok kriterli karar verme (ÇKKV) yöntemleri, farklı nitelikteki kriterlerin ortak bir karar yapısı içinde değerlendirilmesine ve alternatiflerin karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır (Tursun & Özkoç, 2022; Özyalçın & Bircan, 2023).

Sürdürülebilirlik yaklaşımının yaygınlaşmasıyla birlikte tedarikçi seçimi, yalnızca ekonomik performansla sınırlı bir değerlendirme alanı olmaktan çıkmış; çevresel ve sosyal boyutlar

¹ Yüksek Lisans Öğrencisi, Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Uluslararası Ticaret ve Finans Anabilim Dalı, ORCID: 0009-0004-7044-048X.

² Dr. Öğr. Üyesi, Ankara Yıldırım Beyazıt Üniversitesi, Şereflikoçhisar Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Uluslararası Lojistik ve Ticaret Bölümü, ORCID: 0000-0003-2783-012X.

da karar sürecine dâhil edilmiştir. Sürdürülebilir tedarik zinciri yaklaşımı ekonomik, çevresel ve sosyal unsurların birlikte değerlendirilmesini öne çıkarırken, belirsizlik ve öznel yargıların bulunduğu karar ortamlarında bulanık ÇKKV yaklaşımları klasik yöntemleri tamamlayıcı bir çerçeve sunmaktadır (Gedik, 2021; Aydın, 2025; Coşkun vd. 2022). Endüstri 4.0 ve dijitalleşme uygulamaları ise bilgi akışı, koordinasyon ve performansın izlenmesi bakımından tedarikçi değerlendirme süreçlerine yeni boyutlar kazandırmaktadır (Öztürk, 2025).

Bu bölümün amacı, ÇKKV yaklaşımlarının tedarikçi seçimi bağlamındaki kuramsal temellerini açıklamak, klasik ve bulanık yöntemleri karşılaştırmak, sürdürülebilir tedarik zinciri kapsamında tedarikçi seçim kriterlerini incelemek ve seçilmiş çalışmalar üzerinden literatürdeki başlıca eğilimleri değerlendirmektir. Bu doğrultuda öncelikle ÇKKV problemlerinin yapısı ve tedarikçi seçimindeki rolü ele alınmakta; ardından sürdürülebilirlik boyutları, klasik ve bulanık ÇKKV uygulamaları ile dijitalleşme odaklı çalışmalar incelenmektedir. Son bölümde ise seçilmiş literatürden hareketle araştırma alanları ve gelecekteki çalışma olanakları tartışılmaktadır. Değerlendirme ÇKKV'nin temel işlevlerini açıklayan çalışmalar ile sürdürülebilir tedarikçi seçimi, belirsizliğin modellenmesi ve dijitalleşme konularını ele alan derleme ve uygulama örnekleriyle sınırlandırılmıştır.

2. ÇOK KRİTERLİ KARAR VERME (ÇKKV) YAKLAŞIMLARININ KURAMSAL TEMELLERİ

2.1. ÇKKV Problemlerinin Yapısı

ÇKKV problemleri, birden fazla ve kimi zaman birbiriyle çatışan kriter üzerinden alternatiflerin değerlendirilmesini gerektirir. Tedarikçi seçiminde düşük maliyet, yüksek kalite ve

kısa teslimat süresi gibi beklentilerin aynı anda karşılanamaması bu yapıya örnektir. ÇKKV yöntemleri, bu farklı beklentilerin açık bir karar modeli içinde değerlendirilmesine yardımcı olmaktadır (Özyalçın & Bircan, 2023).

ÇKKV yaklaşımlarının 1960'lı yıllardan itibaren karar süreçlerini desteklemek amacıyla geliştiği ve zaman içinde farklı problem türlerine uyarlanmış çok sayıda yöntemin ortaya çıktığı belirtilmektedir (Urfalıoğlu & Genç, 2013).

ÇKKV literatürü, farklı karar problemlerine uyarlanmış çeşitli teknik ve prosedürleri kapsamaktadır. AHP, TOPSIS, ELECTRE, COPRAS, VIKOR ve CoCoSo gibi yöntemler, alternatiflerin belirlenen kriterler doğrultusunda sistematik biçimde değerlendirilmesine olanak sağlamaktadır. Tedarik zinciri yönetimi de bu yöntemlerin yaygın uygulama alanlarından biridir; örneğin insani yardım tedarik zinciri bağlamında kriterlerin ağırlıklandırılmasında SWARA gibi yöntemlerden yararlanıldığı görülmektedir (Atlı & Senir, 2025).

Bir ÇKKV modelinin kurulmasında alternatiflerin, kriterlerin ve karar vericilerin tanımlanması; değerlendirme verilerinin oluşturulması ve kriter önemlerinin belirlenmesi temel adımlardır. Karar modelinin açık biçimde tanımlanması, sonuçların hangi değerlendirme ve önceliklere dayandığının izlenmesini kolaylaştırır.

2.2. Tedarikçi Seçiminde ÇKKV'nin Önemi

Tedarik zinciri, hammaddenin temininden başlayarak üretim, dağıtım ve satış sonrası faaliyetlere kadar uzanan bütünsel bir yapıdır. Küreselleşme, teknolojik gelişmeler ve değişen müşteri beklentileri bu yapıyı daha karmaşık hâle getirmiştir. Zincirdeki bilgi, malzeme ve finansman akışının zamanında ve koordineli yürütülmesi süreç etkinliği açısından önem taşırken, koordinasyon eksiklikleri ve süreç aksamaları genel performansı olumsuz etkileyebilmektedir. Bu nedenle

görev dağılımı, kaynak kullanımı ve karar alma süreçlerinin sistematik biçimde yönetilmesi gerekmektedir (Ataman, 2002).

Tedarikçi seçimi, potansiyel tedarikçilerin işletmenin gereksinimleri doğrultusunda değerlendirilerek uygun alternatifin belirlenmesini içeren stratejik bir karar sürecidir. Bu süreçte ÇKKV yöntemleri, farklı performans ölçütlerinin birlikte ele alınmasına ve tedarikçilerin ortak ölçütlerle karşılaştırılmasına olanak sağlamaktadır.

Tedarikçi seçiminde işletmelerin öncelikle gereksinimlerini ve değerlendirme kriterlerini açık biçimde tanımlaması, ardından karar probleminin yapısına uygun yöntemleri belirlemesi gerekmektedir. Kamu tedariki bağlamındaki bir uygulamada kriter ağırlıklarının CRITIC ve ENTROPİ yöntemleriyle belirlenmesi, alternatiflerin ise TOPSIS ve WASPAS ile sıralanması, tedarikçi seçiminin bütünsel ÇKKV yaklaşımlarıyla ele alınabileceğini göstermektedir (Büyükkelik & Akdemir, 2023).

Tedarik zincirinin etkin biçimde sürdürülebilmesi önemli ölçüde tedarikçi performansına bağlıdır. Tursun ve Özkoç'un (2022) bibliyometrik ve içerik analizi, tedarikçi seçimi çalışmalarında kalite, teslimat, fiyat, maliyet, teknik kapasite, servis ve esneklik gibi kriterlerin öne çıktığını göstermektedir. Bu kriterlerin çeşitliliği ve kimi zaman birbiriyle çatışması, tedarikçi seçimini ÇKKV tekniklerinin yaygın olarak kullanıldığı karmaşık karar alanlarından biri hâline getirmektedir.

2.3. Klasik ve Bulanık Yaklaşımların Karşılaştırılması

AHP, TOPSIS ve VIKOR gibi klasik ÇKKV yöntemleri tedarikçi seçimi, performans değerlendirmesi ve kaynak planlaması gibi farklı alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu yöntemler çoğunlukla kesin ve sayısal verilere dayalı değerlendirmeler içerirken, gerçek yaşam problemlerinde karar

vericilerin yargıları belirsizlik ve öznellik barındırabilmektedir. Bu sınırlılık, klasik yöntemlerin bulanık küme teorisiyle genişletilmesine zemin hazırlamıştır. Bulanık ÇKKV yaklaşımları, dilsel ve yaklaşık değerlendirmelerin karar modeline dâhil edilmesine olanak sağlayarak belirsizliğin bulunduğu karar ortamlarında daha esnek bir analiz çerçevesi sunmaktadır (Yeşilkaya, 2025).

Bulanık küme teorisi, kesin olmayan bilgi ve belirsiz değerlendirmelerin bulunduğu karar süreçlerinin modellenmesinde kullanılmaktadır. Zaman içinde Tip-1, Tip-2, sezgisel ve diğer genişletilmiş bulanık küme yaklaşımları geliştirilmiş ve bu yapılar farklı ÇKKV problemlerine uygulanmıştır. Aydın'ın (2025) bibliyometrik incelemesi, bulanık küme teorisi ile ÇKKV yöntemlerini birlikte ele alan çalışmaların genişleyen bir araştırma alanı oluşturduğunu göstermektedir. Bu çerçevede klasik yöntemler kesin verilerin ağırlıkta olduğu problemlerde, bulanık yaklaşımlar ise belirsizlik ve öznel yargıların belirgin olduğu karar ortamlarında tamamlayıcı bir araç olarak değerlendirilebilir.

ÇKKV yöntemleri karar sürecindeki işlevleri bakımından da farklılaşmaktadır. AHP, BWM, CRITIC ve ENTROPİ gibi yaklaşımlar çoğunlukla kriter ağırlıklarının belirlenmesinde; TOPSIS, VIKOR, COPRAS ve WASPAS ise alternatiflerin sıralanmasında kullanılmaktadır. DEMATEL kriterler arasındaki etkileşimleri, ELECTRE ve PROMETHEE gibi aşma temelli yöntemler ise alternatifler arasındaki üstünlük ilişkilerini incelemektedir. Dolayısıyla yöntem seçimi yalnızca verinin kesin ya da bulanık niteliğine göre değil; ağırlıklandırma, sıralama, etkileşim analizi ve kriterler arası telafi düzeyinin nasıl ele alınacağına göre yapılmalıdır. Schramm vd., (2020), sürdürülebilir tedarikçi seçiminde telafi edici yöntemlerin yaygın olduğunu; ancak çevresel ve sosyal boyutların ekonomik performans tarafından bütünüyle telafi edilmesinin

sürdürülebilirlik açısından sorun oluşturabileceğini vurgulamaktadır.

3. SÜRDÜRÜLEBİLİR TEDARİK ZİNCİRİ VE TEDARİKÇİ SEÇİMİ

3.1. Sürdürülebilirlik Boyutları

Sürdürülebilirlik yaklaşımı, işletmelerin ekonomik performansın yanı sıra çevresel ve sosyal sorumlulukları da karar süreçlerine dâhil etmesini gerektirmektedir. Rekabet koşullarındaki değişim, doğal kaynakların sınırlılığı ve toplumsal beklentilerin farklılaşması bu yaklaşımın tedarik zinciri yönetimindeki önemini artırmıştır. Bu doğrultuda sürdürülebilir tedarik zinciri yönetimi, ekonomik, çevresel ve sosyal boyutların birlikte ele alındığı bütüncül bir yaklaşım olarak değerlendirilmektedir (Gedik, 2021).

Ekonomik sürdürülebilirlik, maliyetlerin etkin yönetimi, verimlilik ve uzun vadeli ekonomik performansla ilişkilidir. Çevresel sürdürülebilirlik; enerji ve doğal kaynakların verimli kullanılması, atıkların azaltılması ve çevresel etkilerin sınırlandırılmasını kapsamaktadır. Sosyal sürdürülebilirlik ise çalışan sağlığı ve güvenliği, etik uygulamalar, işyeri eşitliği ve sosyal sorumluluğu içermektedir. Endüstri 4.0 teknolojileri ile bu boyutları birlikte ele alan çalışmalar, dijitalleşmenin tedarik zinciri performansı ve olgunluğuyla birlikte değerlendirilmesine yönelik yeni bir çerçeve sunmaktadır (Öztürk, 2025).

3.2. Tedarikçi Seçiminde Kriterler

Sürdürülebilir tedarikçi seçiminde kriter seti, işletmenin ekonomik ve operasyonel beklentileriyle çevresel ve sosyal sorumluluklarını birlikte yansıtmalıdır. Kriterlerin açık biçimde tanımlanması, tedarikçilerin aynı değerlendirme çerçevesinde karşılaştırılabilmesi açısından önem taşımaktadır (Coşkun vd.,

2022). Sürdürülebilir tedarikçi seçiminde ekonomik, çevresel ve sosyal boyutların birlikte ele alınmasının sonuçlar açısından belirleyici olduğu düşünülmektedir. Sosyal boyutta çalışan sağlığı ve güvenliği, etik uygulamalar ve sosyal sorumluluk; çevresel boyutta enerji verimliliği, atık yönetimi ve çevre dostu üretim süreçleri; ekonomik boyutta ise maliyet, verimlilik ve lojistik performans öne çıkmaktadır. Coşkun vd. (2022), bu kriterlerin önem düzeylerini DEMATEL yöntemiyle inceleyerek sürdürülebilir tedarikçi seçimindeki kriterler arası ilişkileri değerlendirmiştir. Literatür, sürdürülebilir tedarikçi seçiminin ekonomik, çevresel ve sosyal boyutları birlikte ele alan çok kriterli bir karar problemi olarak geliştiğine işaret etmektedir. Govindan vd. (2015), yeşil tedarikçi değerlendirme ve seçiminde ÇKKV teknikleri ile bulanık yaklaşımların yaygın kullanımını ortaya koymuştur. Memari vd. (2019) ise otomotiv yedek parça sektöründe bu üç sürdürülebilirlik boyutunu dokuz ana kriter ve otuz alt kriter üzerinden sezgisel bulanık TOPSIS yöntemiyle değerlendirmiştir. Bu çalışmalar, geleneksel maliyet ve kalite ölçütlerinin ötesine geçen çok boyutlu değerlendirme yapılarının kullanılabildiğini göstermektedir.

4. LİTERATÜRDE ÇKKV, SÜRDÜRÜLEBİLİRLİK VE DİJİTALLEŞME ÇALIŞMALARI

4.1. Klasik ÇKKV Yöntemleri ile Yapılan Çalışmalar

Klasik ÇKKV uygulamaları, kriter ağırlıklarının belirlenmesi ve alternatiflerin sıralanması gibi farklı karar ihtiyaçlarını karşılamaktadır. Aşağıdaki çalışmalar, bu işlevlerin tek bir yöntemle veya birden fazla yöntemin birlikte kullanılmasıyla nasıl ele alındığını örneklendirmektedir.

İncelenen çalışmalar, klasik ÇKKV yöntemlerinin farklı problem türlerine uyarlanabildiğini göstermektedir. Urfalıoğlu ve

Genç (2013), Türkiye'nin ekonomik performansını Avrupa Birliği ülkeleriyle karşılaştırırken ELECTRE, TOPSIS ve PROMETHEE yöntemlerini kullanmıştır. Kazimov (2024), tekstil sektöründeki tedarikçi seçimi probleminde AHP, TOPSIS ve VIKOR yöntemlerini birlikte değerlendirmiştir. Büyükkelik ve Akdemir (2023), jandarma teşkilatındaki tedarikçi seçimi probleminde CRITIC, ENTROPİ, TOPSIS ve WASPAS yöntemlerinden yararlanmıştır. Özyalçın ve Bircan (2023) ise farklı ÇKKV yöntemlerinin hızlı ve izlenebilir biçimde uygulanmasına yönelik çevrimiçi bir otomasyon geliştirmiştir. Bu örnekler, klasik ÇKKV yöntemlerinin farklı karar bağlamlarında tek başına veya bütünselik biçimde kullanılabildiğine işaret etmektedir.

4.2. Bulanık ÇKKV Yaklaşımları

Bulanık ÇKKV literatüründe, dilsel değerlendirmelerin modellenmesi ve klasik yöntemlerle elde edilen sonuçların karşılaştırılması öne çıkan inceleme konularıdır. Bölümde ele alınan bibliyometrik ve uygulamalı çalışmalar bu iki yönü örneklendirmektedir.

Aydın (2025), bulanık küme ve ÇKKV yöntemlerine ilişkin bibliyometrik incelemesinde alanın yayın eğilimlerini ve araştırma ağlarını değerlendirmiştir. Yeşilkaya (2025) ise mobilya işletmelerinin web sitelerini AHP, TOPSIS, VIKOR, bulanık TOPSIS ve bulanık VIKOR yöntemleriyle karşılaştırmıştır. Bu çalışmaların tedarikçi seçimi açısından sunduğu yönetsel çerçeve, belirsiz değerlendirmelerin modellenmesi ve farklı yöntem sonuçlarının birlikte incelenmesidir.

4.3. Sürdürülebilir Tedarik Zinciri ve Tedarikçi Seçimi Çalışmaları

Sürdürülebilir tedarikçi seçimi çalışmalarında kriterlerin kapsamı kadar, değerlendirmenin tedarik zincirinin hangi

kademelerini içerdği de önem taşımaktadır. Tablo 1’de yer alan çalışmalar, sürdürülebilirlik boyutlarının bütünleştirilmesi ve alt tedarikçilerin değerlendirmeye katılması bakımından farklı yaklaşımlar sunmaktadır.

Luthra vd. (2017), ekonomik, çevresel ve sosyal boyutları AHP-VIKOR yaklaşımıyla aynı değerlendirme modelinde ele almıştır. Awasthi vd. (2018), bulanık AHP-VIKOR yaklaşımıyla birinci kademe tedarikçinin ötesindeki alt tedarikçi sürdürülebilirlik risklerini de değerlendirmeye katmıştır. Coşkun, vd. (2022) ise kriterler arasındaki ilişkileri DEMATEL yöntemiyle incelemiştir. Bu çalışmalar birlikte değerlendirildiğinde, sürdürülebilir tedarikçi seçiminin kriter kapsamı, tedarik zincirindeki değerlendirme düzeyi ve kriterler arası ilişkiler bakımından farklılaşabildiği görülmektedir.

4.4. Dijitalleşme ve Tedarik Zinciri Çalışmaları

Dijitalleşme ve Endüstri 4.0, tedarikçi seçiminde operasyonel performansın yanı sıra tedarikçilerin dijital yetkinliklerinin de değerlendirilmesini gerektiren yeni kriterler ortaya çıkarmaktadır. Resende vd., (2021), Endüstri 4.0 döneminde tedarikçi seçimine yönelik karar modellerini sistematik olarak incelemiş; değerlendirdikleri 14 çalışmada ÇKKV yöntemlerinin sıklıkla yapay zekâ yaklaşımlarıyla bütünleştirildiğini ve bilgi paylaşımı, teknolojik kapasite, dijital iş birliği ile katılım gibi kriterlerin öne çıktığını belirlemiştir.

Uygulama odaklı araştırmalar, dijital teknolojilerin tedarikçi değerlendirme süreçlerine doğrudan entegre edilebildiğini göstermektedir. Ghadimi vd., (2019), Endüstri 4.0 tedarik zincirleri için çok etmenli bir sürdürülebilir tedarikçi seçim yaklaşımı geliştirerek gerçek zamanlı bilgi paylaşımına dayalı karar desteğini incelemiştir. Xie vd., (2022), döngüsel ekonomi ve Endüstri 4.0 bağlamında ekonomik, çevresel ve sosyal kriterleri Endüstri 4.0 unsurlarıyla bütünleştiren bulanık

bir ÇKKV çerçevesi önermiştir. Li vd., (2024) ise sürdürülebilir ve dayanıklı tedarikçi yönetiminde bulanık ÇKKV ile çok etmenli dijital ikiz teknolojisini birleştiren bir karar destek sistemi geliştirmiştir. Bu çalışmalar, dijitalleşmenin tedarikçi seçiminde yalnızca ayrı bir teknoloji başlığı olarak değil; veri erişilebilirliği, bağlantılılık, izlenebilirlik ve dinamik karar desteği üzerinden karar modelinin yapısını etkileyen bir unsur olarak ele alınabileceğini göstermektedir. Matthes vd. (2022) ise elektronik sektöründeki görüşmelere dayalı çalışmada, sürdürülebilirlik verilerinin toplanmasında dijital arayüz ve otomasyon kullanımının sınırlı olduğunu belirtmiştir. Bu bulgu, dijital karar modellerinin uygulamaya aktarılmasında veri erişilebilirliği ve doğrulanabilirliğinin de dikkate alınması gerektiğine işaret etmektedir. Bölüm kapsamında incelenen seçilmiş çalışmaların odak, yöntem/araştırma deseni ve temel bulgular bakımından karşılaştırmalı özeti Tablo 1’de sunulmuştur.

Tablo 1. Sürdürülebilir Tedarikçi Seçimine İlişkin Seçilmiş Çalışmaların Karşılaştırmalı Sentezi

Çalışma	Odak ve kapsam	Yöntem/araştırma deseni	Temel bulgu ve katkı
Govindan vd. (2015)	Yeşil tedarikçi değerlendirme ve seçimi	ÇKKV yaklaşımlarının sınıflandırılması	Yeşil tedarikçi değerlendirme ve seçiminde kullanılan yöntemleri ve çevresel kriterleri incelemektedir.
Zimmer vd. (2016)	Sürdürülebilir tedarikçi seçimi	143 hakemli çalışmaya dayalı içerik analizi	Seçim, izleme ve geliştirme modellerini birlikte incelemekte; AHP/ANP ve bulanık yaklaşımların sık kullanımına, sosyal ve nicel kriterlerin ise görece sınırlı temsil edildiğine işaret etmektedir.
Luthra vd. (2017)	Hindistan’da bir otomotiv işletmesinde sürdürülebilir tedarikçi seçimi	AHP-VIKOR; 22 kriter, 5 alternatif tedarikçi	Ekonomik, çevresel ve sosyal boyutları bütünlendirmekte; çevresel maliyet, kalite, fiyat, iş sağlığı ve güvenliği ile çevresel yetkinliği öne çıkan kriterler arasında belirlemektedir.
Awasthi vd. (2018)	Çok katmanlı küresel tedarikçi seçimi	Bulanık AHP-VIKOR	Birinci kademe tedarikçinin ötesindeki alt tedarikçi sürdürülebilirlik risklerini karar modeline dâhil ederek çok katmanlı bir değerlendirme perspektifi sunmaktadır.

Çalışma	Odak ve kapsam	Yöntem/araştırma deseni	Temel bulgu ve katkı
Memari vd. (2019)	Bir otomotiv yedek parça üreticisi için sürdürülebilir tedarikçi seçimi	Sezgisel bulanık TOPSIS	Ekonomik, çevresel ve sosyal sürdürülebilirlik boyutlarını 9 ana ve 30 alt kriter üzerinden tedarikçi seçimi problemine uygulamaktadır.
Ghadimi vd. (2019)	Endüstri 4.0 bağlamında sürdürülebilir tedarikçi seçimi	Çok etmenli sistem	Gerçek zamanlı bilgi paylaşımına dayalı, daha otonom bir sürdürülebilir tedarikçi değerlendirme ve karar destek yaklaşımı sunmaktadır.
Schramm vd. (2020)	Sürdürülebilir tedarikçi seçimi	Literatür incelemesi (1990-2019); 82 çalışma	Yöntem kullanım eğilimlerini incelemekte ve sürdürülebilirlik boyutları bakımından telafi edici yöntemlerin yol açabileceği sınırlılıkları tartışmaktadır.
Rashidi vd. (2020)	Üçlü sürdürülebilirlik yaklaşımıyla tedarikçi seçimi	Meta-inceleme ve bibliyometrik analiz	Sosyal kriterlerin görece düşük temsil edildiğini ve farklı tedarikçi değerlendirme yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırılmasına gereksinim bulunduğunu vurgulamaktadır.
Resende vd. (2021)	Endüstri 4.0 döneminde tedarikçi seçimi	Sistematik literatür incelemesi; 14 çalışma	Bilgi paylaşımı, teknolojik kapasite, dijital iş birliği ve katılımı öne çıkan dijital değerlendirme kriterleri arasında belirlemektedir.
Xie vd. (2022)	Döngüsel ekonomi ve Endüstri 4.0 bağlamında yeşil tedarikçi seçimi	Entropi-SWARA-COPRAS; Pisagor bulanık yaklaşım	Ekonomik, çevresel ve sosyal sürdürülebilirlik boyutlarını Endüstri 4.0 kriterleriyle aynı karar çerçevesinde bütünleştirmektedir.
Matthess vd. (2022)	Elektronik sektöründe tedarikçi sürdürülebilirliği nin değerlendirilmesi	Nitel görüşmeler; alıcı-tedarikçi perspektifi	Sürdürülebilirlik verilerinin toplanmasında dijital arayüz ve otomasyon kullanımının sınırlı olduğunu; dijitalleşmenin veri erişilebilirliği, doğrulanabilirlik ve şeffaflığı geliştirme potansiyeli taşıdığını belirtmektedir.
Li vd. (2024)	Sürdürülebilir ve dayanıklı tedarikçi yönetimi	Katmanlı bulanık karar verme ve çok etmenli dijital ikiz	Dinamik ve belirsiz karar ortamlarında tedarikçi yönetimi için dijital ikiz destekli bir karar doğrulama yaklaşımı sunmaktadır.

Çalışma	Odak ve kapsam	Yöntem/araştırma deseni	Temel bulgu ve katkı
Arslan vd., (2025)	Sürdürülebilirlik ve dijital dönüşümde akıllı tedarikçi seçimi	Bulanık TOPSIS ve aralık tip-2 bulanık TOPSIS yöntemlerinin karşılaştırmalı uygulaması	Tedarikçiler ekonomik, çevresel, teknolojik ve operasyonel kriterler doğrultusunda değerlendirilmiştir. Her iki yöntem sonucunda aynı tedarikçi sıralaması elde edilmekle birlikte, aralık tip-2 bulanık TOPSIS yönteminin alternatifler arasındaki farklılıkları daha belirgin biçimde ortaya koyduğu belirlenmiştir.
Özdamar ve Yıldız (2026)	Türkiye’de faaliyet gösteren bir tekstil işletmesinde döngüsel ekonomi odaklı sürdürülebilir tedarikçi seçimi	BWM-MARCOS yaklaşımı, matematiksel programlama ve üç farklı senaryoya dayalı analiz	Döngüsel ekonomi ilkeleri, tedarikçi değerlendirme süreci ve sipariş dağılımı ile bütünleştirilmiştir. Döngüsel ekonomi odaklı senaryoya geçiş sonucunda toplam maliyetin %7,77 arttığı, buna karşılık kapasite kullanımının %12,2 oranında iyileştiği belirlenmiştir.
Yıldız (2026)	Türkiye’de faaliyet gösteren bir tekstil işletmesinde sürdürülebilir tedarikçi seçimi ve sipariş dağılımı	BWM-MARCOS-hedef programlama entegrasyonu ve duyarlılık analizi	Çalışmada beş tedarikçi, yedi kriter doğrultusunda değerlendirilmiş ve elde edilen tedarikçi sıralaması sipariş dağılımı süreciyle bütünleştirilmiştir. Çevresel kriter, %32,33 ağırlık değeriyle en yüksek öneme sahip kriter olarak belirlenmiştir. Dengeli performans sergileyen tedarikçinin farklı senaryolar altında da birinci sıradaki konumunu koruduğu tespit edilmiştir.

Tablo 1’de görüldüğü üzere, sürdürülebilir tedarikçi seçimi literatüründe birbirini tamamlayan üç eğilim öne çıkmaktadır. İlk olarak, ekonomik kriterlere çevresel ve sosyal göstergelerin eklenmesiyle sürdürülebilirlik boyutlarının kapsamı genişlemiştir. İkinci olarak, belirsizliğin modellenmesinde bulanık ve bütünleşik ÇKKV yaklaşımlarının kullanımı belirginleşmiştir. Üçüncü olarak, Endüstri 4.0 ile birlikte dijital yetkinlik, gerçek zamanlı bilgi paylaşımı, izlenebilirlik ve dinamik karar desteği tedarikçi değerlendirme çerçevelerine dâhil edilmeye başlanmıştır. Bununla birlikte, literatür incelemeleri sosyal kriterlerin görece sınırlı temsil edildiğine ve farklı yöntemlerin ürettiği sonuçların karşılaştırılmasına yönelik gereksinimin sürdüğüne işaret etmektedir (Zimmer vd., 2016;

Schramm vd., 2020; Rashidi vd., 2020; Resende vd., 2021). Aynı zamanda bulanık yöntemlerin karşılaştırmalı kullanımı ile sürdürülebilirlik ve dijital dönüşüm kriterlerinin birlikte ele alınması öne çıkarken, döngüsel ekonomi ilkelerinin sipariş dağılımıyla bütünleşik modellere dâhil edilmesi tedarikçi seçiminin daha bütüncül bir çerçevede değerlendirilmesine katkı sağlamaktadır (Arslan vd., 2025; Özdamar & Yıldız, 2026; Yıldız, 2026).

5. LİTERATÜRÜN DEĞERLENDİRİLMESİ VE ARAŞTIRMA BOŞLUĞU

Tablo 1’deki çalışmaların değerlendirilmesinde öne çıkan konulardan biri, sürdürülebilirlik boyutları arasındaki dengenin nasıl kurulduğudur. Schramm vd. (2020), 1990-2019 dönemindeki 82 çalışmayı inceleyerek kullanılan yöntemlerin bu boyutları farklı biçimlerde dengeleyebildiğini ve yöntem seçiminin önem taşıdığını vurgulamaktadır. Rashidi vd., (2020) ise sosyal kriterlerin ekonomik ve çevresel kriterlere kıyasla daha sınırlı temsil edildiğine ve farklı tedarikçi değerlendirme yöntemlerinin sonuçlarının karşılaştırılmasına ihtiyaç bulunduğu dikkat çekmiştir.

Bu bulgular doğrultusunda ekonomik, çevresel ve sosyal kriterlerin dijital yetkinliklerle aynı tedarikçi seçim modelinde bütünleştirilmesi; kesin ve bulanık veri yapıları ile farklı telafi varsayımlarına dayanan yöntemlerin ortak karar problemleri üzerinde karşılaştırılması; sonuçların duyarlılık analizleriyle sınanması ve dijital ikiz gibi araçlarla dinamik karar desteğinin geliştirilmesi, gelecekteki araştırmalar için öne çıkan alanlar olarak değerlendirilebilir (Schramm vd., 2020; Rashidi vd., 2020; Resende vd., 2021; Li vd., 2024). Bununla birlikte bu bölüm sistematik bir literatür taramasına dayanmadığından, yapılan sentez seçilmiş kaynaklarla sınırlıdır. Bu nedenle araştırma

boşluklarına ilişkin değerlendirmelerin keşifsel nitelikte olduğu göz önünde bulundurulmalıdır.

6. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu bölümde çok kriterli karar verme yöntemleri, sürdürülebilir tedarik zinciri yönetimi, tedarikçi seçimi ve dijitalleşme odaklı çalışmalar kavramsal ve literatür temelli bir çerçevede değerlendirilmiştir. İncelenen çalışmalar, tedarikçi seçiminde maliyet ve kalite gibi ekonomik ve operasyonel kriterlerin önemini koruduğunu; bununla birlikte çevresel ve sosyal kriterlerin de karar yapısına giderek daha fazla dâhil edildiğini göstermektedir. ÇKKV yöntemleri farklı nitelikteki kriterlerin ortak bir değerlendirme çerçevesinde ele alınmasını sağlarken, bulanık yaklaşımlar belirsizlik ve öznel değerlendirmelerin bulunduğu karar ortamlarında tamamlayıcı bir seçenek sunmaktadır. Bölümün katkısı, sürdürülebilir tedarikçi seçimine ilişkin seçilmiş çalışmaları ekonomik, çevresel, sosyal ve dijital yetkinlik boyutları üzerinden birlikte değerlendiren kavramsal bir sentez sunmasıdır.

Dijitalleşme ve Endüstri 4.0 teknolojileri; bilgi akışı, koordinasyon, performans izleme ve sürdürülebilirlik hedeflerinin birlikte değerlendirilmesi bakımından tedarik zinciri yönetiminde yeni araştırma olanakları oluşturmaktadır. Gelecekte farklı sektörlerle yönelik uygulamalı araştırmaların artırılması, ekonomik, çevresel, sosyal ve dijital kriterlerin bütünsel modellerde ele alınması, klasik ve bulanık ÇKKV yöntemlerinin karşılaştırmalı olarak sınanması ve yöntem sonuçlarının duyarlılık analizleriyle desteklenmesi önerilebilir. Böyle bir yaklaşım, tedarikçi seçiminde yalnızca en uygun alternatifin belirlenmesine değil, karar sonuçlarının hangi kriter ve yöntem varsayımlarına duyarlı olduğunun açıklanmasına da katkı sağlayabilir.

KAYNAKÇA

- Arslan, B. B., Karahan, S. N., & Yildiz, A. (2025). Sürdürülebilir Akıllı Tedarikçi Seçimi için Bulanık TOPSIS ve Aralık Tip-2 Bulanık TOPSIS Temelli Bir Yaklaşım. *Journal of Statistics and Applied Sciences*, 12, 56-73. <https://doi.org/10.52693/jsas.1796950>
- Ataman, G. (2002). Tedarik zinciri ve yönetimi: Değişim mühendisliği ve dış kaynaklardan yararlanma ilişkisi üzerine bir irdeleme. *Öneri Dergisi*, 5(17), 35-42.
- Atlı, H. F., & Senir, G. (2025). ÇKKV metodolojisi ile insani yardım tedarik zinciri yönetiminde karşılaşılan zorlukların analizi. *International Journal of Social and Humanities Sciences Research*, 12(123), 2134-2148. <https://doi.org/10.5281/zenodo.17238290>
- Awasthi, A., Govindan, K., & Gold, S. (2018). Multi-tier sustainable global supplier selection using a fuzzy AHP-VIKOR based approach. *International Journal of Production Economics*, 195, 106-117. <https://doi.org/10.1016/j.ijpe.2017.10.013>
- Aydın, S. (2025). Bulanık küme ve çok kriterli karar verme: Bibliyometrik inceleme. *Current Perspectives in Social Sciences*, 29(1), 66-86. <https://doi.org/10.53487/atasobed.1635401>
- Büyükkeklik, A., & Akdemir, Ö. (2023). ÇKKV teknikleriyle tedarikçi seçimi: Türkiye Cumhuriyeti Jandarma Teşkilatında bir uygulama. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 4(2), 149-163. <https://doi.org/10.56574/nohusosbil.1200981>
- Coşkun, B., Yıldız, M. S., & Bayraktar, M. (2022). Sürdürülebilir tedarik zinciri yönetiminde tedarikçi değerlendirme kriterlerinin DEMATEL yöntemiyle incelenmesi ve ahşap

- sektöründe bir uygulama. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 18(2), 618-648.
<https://doi.org/10.17130/ijmeb.978939>
- Gedik, Y. (2021). Sürdürülebilir tedarik zinciri yönetimi: Kuramsal bir değerlendirme. *Uluslararası Yönetim İktisat ve İşletme Dergisi*, 17(3), 830-860.
<https://doi.org/10.17130/ijmeb.780246>
- Ghadimi, P., Wang, C., Lim, M. K., & Heavey, C. (2019). Intelligent sustainable supplier selection using multi-agent technology: Theory and application for Industry 4.0 supply chains. *Computers & Industrial Engineering*, 127, 588-600. <https://doi.org/10.1016/j.cie.2018.10.050>
- Govindan, K., Rajendran, S., Sarkis, J., & Murugesan, P. (2015). Multi criteria decision making approaches for green supplier evaluation and selection: A literature review. *Journal of Cleaner Production*, 98, 66-83.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2013.06.046>
- Kazimov, G. (2024). Entegre çok kriterli karar verme metodolojisini kullanarak tedarikçi seçimi. 7. *Uluslararası Sosyal Ekonomik Araştırmalar Öğrenci Kongresi Bildirileri* (ss. 625-642). Çizgi Kitabevi.
- Li, Y. L., Tsang, Y. P., Wu, C. H., & Lee, C. K. M. (2024). A multi-agent digital twin-enabled decision support system for sustainable and resilient supplier management. *Computers & Industrial Engineering*, 187, 109838.
<https://doi.org/10.1016/j.cie.2023.109838>
- Luthra, S., Govindan, K., Kannan, D., Mangla, S. K., & Garg, C. P. (2017). An integrated framework for sustainable supplier selection and evaluation in supply chains. *Journal of Cleaner Production*, 140, 1686-1698.
<https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2016.09.078>

- Matthess, M., Kunkel, S., Xue, B., & Beier, G. (2022). Supplier sustainability assessment in the age of Industry 4.0 - Insights from the electronics industry. *Cleaner Logistics and Supply Chain*, 4, 100038. <https://doi.org/10.1016/j.clscn.2022.100038>
- Memari, A., Dargi, A., Akbari Jokar, M. R., Ahmad, R., & Abdul Rahim, A. R. (2019). Sustainable supplier selection: A multi-criteria intuitionistic fuzzy TOPSIS method. *Journal of Manufacturing Systems*, 50, 9-24. <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2018.11.002>
- Özdamar, B., & Yıldız, Ç. (2026). BWM-MARCOS yaklaşımı ile döngüsel ekonomi odaklı sürdürülebilir tedarikçi seçimi: tekstil endüstrisinde çok senaryolu optimizasyon analizi. *Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 21(1), 324-361. <https://doi.org/10.48145/gopsbad.1750519>
- Öztürk, İ. (2025). Sürdürülebilirlik perspektifinden Endüstri 4.0 teknolojilerinin tedarik zinciri yönetimi fonksiyonları üzerine etkisi: Bir performans ve olgunluk ölçme uygulaması. *Fivezero*, 5(1), 59-80.
- Özyalçın, A. T., & Bircan, H. (2023). Çok kriterli karar verme problemlerinin çözümüne yönelik otomasyon geliştirme. *International Journal of Management Information Systems and Computer Science*, 7(1), 1-32. <https://doi.org/10.33461/uybisbbd.1194495>
- Rashidi, K., Noorizadeh, A., Kannan, D., & Cullinane, K. (2020). Applying the triple bottom line in sustainable supplier selection: A meta-review of the state-of-the-art. *Journal of Cleaner Production*, 269, 122001. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.122001>
- Resende, C. H. L., Geraldes, C. A. S., & Lima Junior, F. R. (2021). Decision models for supplier selection in Industry

- 4.0 era: A systematic literature review. *Procedia Manufacturing*, 55, 492-499. <https://doi.org/10.1016/j.promfg.2021.10.067>
- Schramm, V. B., Cabral, L. P. B., & Schramm, F. (2020). Approaches for supporting sustainable supplier selection - A literature review. *Journal of Cleaner Production*, 273, 123089. <https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2020.123089>
- Tursun, S. S., & Özkoç, H. H. (2022). Çok kriterli karar verme teknikleri kullanılarak tedarikçi seçim kararı ile ilgili yapılmış çalışmaların bibliyometrik analizi: 2000-2020. *Ekonomi ve Yönetim Araştırmaları Dergisi*, 11(1), 64-82.
- Urfalıoğlu, F., & Genç, T. (2013). Çok kriterli karar verme teknikleri ile Türkiye'nin ekonomik performansının Avrupa Birliği üye ülkeleri ile karşılaştırılması. *Marmara Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi*, 35(2), 329-360.
- Xie, Z., Tian, G., & Tao, Y. (2022). A multi-criteria decision-making framework for sustainable supplier selection in the circular economy and Industry 4.0 era. *Sustainability*, 14(24), 16809. <https://doi.org/10.3390/su142416809>
- Yeşilkaya, M. (2025). Bulanık çok kriterli yöntemlerin karşılaştırılması: Mobilya işletmelerinin web siteleri örneği. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 37(1), 125-150. <https://doi.org/10.35234/fumbd.1507856>
- Yıldız, Ç. (2026). Sürdürülebilir tekstil tedarik zinciri için hibrit bir karar destek sistemi: En iyi-kötü yöntemi, MARCOS ve hedef programlama entegrasyonu. *Dokuz Eylül Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 28(3), 1099-1130. <https://doi.org/10.16953/deusosbil.1717878>
- Zimmer, K., Fröhling, M., & Schultmann, F. (2016). Sustainable supplier management - A review of models supporting

sustainable supplier selection, monitoring and development. International Journal of Production Research, 54(5), 1412-1442.
<https://doi.org/10.1080/00207543.2015.1079340>

ÜLKELERİN LOJİSTİK PERFORMANS ENDEKSİ VERİLERİNE GÖRE FUZZY C- MEANS ALGORİTMASI YÖNTEMİYLE KÜMELENMESİ

Mehmet Akif KARA¹

1. GİRİŞ

Uluslararası ticaretin en önemli alanlarından birisi de lojistikdir. Lojistik, ürün ve hizmetlerdeki talebi karşılamak için üretim aşamasından başlayarak taşımacılıktan paketlemeye ve elleçlemeye, depolamadan gümrük süreçlerine kadar gerçekleştirilen operasyonların tüketim aşamasına gelene kadar eş güdümlü bir şekilde verimli, etkin ve planlı yürütülmesi, organize edilmesi ve yönetilmesi sürecidir (Balalan ve Ulutaş, 2026). Küreselleşme süreci ile birlikte artan rekabet koşulları, üretilen mal ve hizmetlerin farklı ülkelerce de ulaşılabilir hale gelmesi gibi olgular lojistik sektörünün de önem kazanmasını sağlamıştır. Bu bağlamda, ülkeler açısından değerlendirildiğinde lojistik faaliyetlerin verimli ve etkin bir şekilde sürdürülebilmesi ve yüksek düzeyde lojistik performans göstermeleri rekabet unsuru olarak görülmekte ve avantaj sağlamaktadır. Dolayısı ile bir ülkenin lojistik performansının iyileştirilmesi de özellikle, ulaşım yolları, ticaret süreçlerinin iyi yönetişimi, e-ticaret faaliyetlerinin artışı, entegrasyonunun sağlanması, dijital dönüşümün gerçekleştirilmesi, teknolojik imkanlardan yararlanılması, uluslararası pazarlara en uygun biçimde erişilmesi ile gerçekleştirilebilmektedir (Kale ve Tilki, 2024; Kuvat, 2025).

¹ Doç. Dr., Giresun Üniversitesi, İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi, İşletme, ORCID: 0000-0003-4308-9933.

Dünya Bankası da Lojistik Performans Endeksi (LPI) raporu ile ülkelerin lojistik performanslarını belirli bileşenler üzerinden sıralamaktadır. 2007 yılında ilk ölçüm gerçekleştirilmiş ve günümüzde de belirli aralıklarla sürdürülerek, raporlanmaktadır. Bu endeks, 6 bileşen içermektedir. Bu bileşenler; gümrük, altyapı, lojistik kalite, takip ve yeterlilik, zamanlama ve uluslararası sevkiyatlardan oluşmaktadır (Bilgin ve Sunaoğlu, 2022). LPI ölçülmesinde en düşük puan 1, en yüksek puan ise 5 olacak şekilde bir ölçek kullanılmaktadır. LPI, ülkelerin kendi stratejik politikalarının oluşturulması bağlamında ve diğer ülkeler ile karşılaştırmaları açısından zayıf lojistik performanslarının maliyetlerini açığa çıkarmaktadır (Yu ve Hsiao, 2016).

Bu endeks sadece ülkeler arasındaki rekabet ortamını güçlendirmeyi değil aynı zamanda her bir ülkenin lojistik kapasitesini de objektif bir biçimde değerlendirmeyi amaçlamaktadır. LPI, ülkelerin lojistik performanslarının küresel düzlemde karşılaştırılıp değerlendirilmesi, lojistik alanındaki sorunları ve iyileştirilmesi gereken alanları belirlemeleri açısından güçlü bir araçtır (Ulkhag, 2023). Küresel değer zincirlerinin yeniden yapılanması, tedarik risklerinin çeşitlendirilmesi ve yeşil dönüşümün hız kazanması, ülkelerin lojistik sistemlerine stratejik bir nitelik kazandırmaktadır (Vardarlier vd., 2026). Aynı zamanda, küresel siyasi otoriterler tarafından da strateji geliştirme süreçlerinde LPI kullanılmaktadır (Das Chagas vd., 2018). Dolayısı ile lojistik performansının iyileştirilmesi literatürde önemli bir araştırma ve tartışma alanı hale gelmektedir. Çalışmada gelişmekte olan ülkeler BRICS üyesi ülkeler evren olarak ele alınmaktadır. BRICS ülkeleri; Brezilya, Rusya, Hindistan, Çin, Güney Afrika, Meksika, Mısır, İran, Birleşik Arap Emirlikler ve Endonezya'dır. Bu grubun seçilmesinin nedeni ise küresel ticaret hacminin büyük kısmını sırtlayan ancak altyapı ve gümrük süreçlerinde birbirinden çok

farklı performanslar gösteren ülkeler olmasıdır. BRICS üyelerinin toplam mal ihracatı 2024'te yaklaşık olarak 6 trilyon dolar seviyesine ulaşmıştır. Özellikle Çin gibi lojistik devi olan ülkeler ile altyapı yatırımlarına yeni hız veren ülkelerin oluşturacağı kümeler arasındaki farkların net şekilde görülmeleri önemlidir. Ayrıca, çalışmaya Türkiye'de dahil edilmiştir. Türkiye'nin analize dahil edilmesinin nedeni ise küresel lojistik koridorlarındaki jeo-ekonomik konumu ve BRICS ülkeleri ile gelişen stratejik ve ekonomik ilişkileridir. Türkiye'nin bu ülke grubu ile olan ticaret hacminin büyümesi de bu ülkelerle olan lojistik performans uyumunun incelenmesini ampirik açıdan anlamlı kılmaktadır.

Literatürde ülkelerin ve ülke gruplarının lojistik performanslarını ele alan ve farklı yöntemlerin kullanıldığı çok çeşitli çalışmalar vardır. Bu çalışmalar yoğunluklu olarak çok kriterli karar verme metodları kullanılarak gerçekleştirilmiştir. Literatür incelenirken; LPI indeksi verileri kullanılarak kümeleme analizi ile yapılan araştırmalar değerlendirilmiştir.

Danaci ve Nacar (2017) yaptıkları araştırmada kümeleme analizi ile Türkiye'yi dış ticaret ve lojistik performansına göre AB üyesi ülkeler ile karşılaştırmıştır. Çalışmada, hiyerarşik yığılmacı (agglomerative) yöntem kullanılmıştır. Kümeleme analizde ülkeler 5 ayrı kümeye ayrılmış ve Türkiye, Polonya, Letonya, Macaristan, Portekiz, Çek Cumhuriyeti ve Slovenya aynı grupta yer almıştır. Eren ve Ömürbek (2021), çalışmalarında OECD ülkelerini Canopy algoritması ile analiz etmiş ve 4 ülke kümesine ayırmıştır. Altıntaş (2022), çalışmasında LPI kapsamındaki ülkeleri K-ortalamlar kümeleme analizi ile incelemiştir. Avşar (2023), seçili ülkeleri değerlendirdiği çalışmasında K-ortalamlar kümeleme yöntemini kullanmış ve Türkiye'yi konumuna göre değerlendirmiştir. Ulkhaq (2023), çalışmasında 160 ülke için K-ortalamlar, K-Medoids ve CLARA algoritmalarını kullanmıştır. Jonasıkova vd. (2025), çalışmalarında ülkelerin lojistik

performanslarını 2007-2022 dönemindeki gelişimlerini incelemekte ve ülkeler arasındaki performans farklılıklarını ortaya koymaktadır. Bu araştırmada zaman serisi ve kümeleme analizleri kullanılmıştır. Akın Özdemir (2025), yaptığı çalışmada 2023 yılı LPI verilerini kullanarak AB üye ve aday ülkelerini kümelemiştir. Çalışmada, K-kırpılmış ortalamalar analizi kullanılmış ve küme sayısı 3 olarak belirlenmiştir. Akkartal (2025), Türkiye, Orta Doğu ve MENA ülkelerinin lojistik performans endekslerinin kümeleme analizi ile incelediği çalışmada performansı en yüksek ülke olarak BAE bulmuştur. Çalışmada, K-Ortalamlar yöntemi kullanılmıştır.

Literatür incelemesinde de görülebileceği üzere kümeleme ve özellikle bulanık kümeleme algoritmalarının LPI araştırmalarında sınırlı düzeyde kullanıldığı görülmektedir. Literatürde görülen bu boşluğu gidermek amacıyla, bu çalışmada, LPI verilerine dayalı olarak ülke sınıflandırması FCM algoritması kümeleme yöntemiyle gerçekleştirilmektedir. Ayrıca, yapılan çalışmalardan farklı olarak yayınlanan güncel veri seti kullanılmıştır. Bulanık kümeleme yaklaşımıyla ülkelerin yalnızca hangi kümeye atandığı değil, her kümeye ait olma dereceleri de incelenmektedir.

2. YÖNTEM

Kümeleme analizi, çok değişkenli istatistiksel yöntemler arasında yer almaktadır. Bu analiz temel olarak benzer özellikleri taşıyan gözlemleri bir araya getirmeyi amaçlamakta ve gözlem kümeleri oluşturma işlemi olarak tanımlanmaktadır (Xu ve Tian, 2015). Özellikle, kullanılan veri setinde belirli bir düzen ya da yapı barındırmayan, ancak birbirleri ile benzer olan grupların ortaya konmasını sağlayarak, veri madenciliği ve istatistiksel modelleme alanlarında yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu analiz, gözlemleri ve nesneleri bir araya getirerek aynı küme içerisinde

bulunan öğeler arasında maksimum benzerliği ve farklı kümeler arasındaki benzerliği en aza indirmeyi hedeflemektedir (Jain ve Dubes, 1988).

Fuzzy C-Means (FCM), bulanık kümeleme yaklaşımları içerisinde yaygın biçimde kullanılan denetimsiz öğrenme algoritmalarından biridir. Temelleri Dunn tarafından 1973 yılında atılan yöntem, daha sonra Bezdek tarafından 1981 yılında geliştirilmiştir (Dunn, 1973; Bezdek, 1981). FCM algoritmasında her bir gözlemin kümelere ait olma derecesi dikkate alınmakta ve küme merkezleri, bu üyelik derecelerinin ağırlık olarak kullanıldığı aritmetik ortalama aracılığıyla belirlenmektedir (Rencher, 2005). Bu özelliği sayesinde FCM, veri içerisindeki örtük yapıları ortaya çıkarmada ve analizlerde uygun modellerin oluşturulmasında etkili bir denetimsiz öğrenme yöntemi olarak değerlendirilmektedir (Kara ve Bayyurt, 2025). Ayrıca, gözlemlerin yalnızca tek bir kümeye kesin biçimde atanması yerine farklı kümelere belirli üyelik dereceleriyle dahil edilmesine olanak sağlaması, bulanık kümelemenin birçok uygulamada katı kümeleme yöntemlerine kıyasla daha gerçekçi ve doğal sonuçlar sunabilmesine katkı sağlamaktadır (Suganya ve Shanti, 2012).

FCM algoritması, veri setini, grup içi hata karelerinin toplamını en aza indirecek şekilde, önceden tanımlı c adet kümeye ayıran özyinelemeli bir yöntemdir. Eşitlik (1) ile gösterilen amaç fonksiyonunun minimize edilmesine dayanmaktadır (Egrioğlu & Bas, 2021).

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m \|x_i - v_j\|^2 \quad (1)$$

FCM algoritması adım adım aşağıdaki gibi uygulanmaktadır (Egrioğlu & Bas, 2021; Kara ve Bayyurt, 2025):

Adım 1: Algoritmanın ilk adımında rastgele bir U üyelik matrisi oluşturulmaktadır. Bu matrisin her bir elemanı her bir veri

noktasının her bir kümeye ait olmasının üyelik derecesi olarak ifade edilmektedir. Bulanık küme sayısı araştırmacı tarafından belirlenmekle birlikte bu matris oluşturulurken eşitlik (2-4) ile gösterilen koşullara dikkat edilmektedir.

$$\sum_{j=1}^c u_{ij} \quad (2)$$

$$u_{ij} \in \{0,1\} \quad (3)$$

$$0 < \sum_{i=1}^n u_{ij} < n \quad (4)$$

Adım 2: Algoritmanın bu adımında araştırmacı tarafından belirlenen bulanık küme sayısı kadar küme merkezleri eşitlik (5) ile elde edilir.

$$v_j = \frac{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m x_i}{\sum_{i=1}^n u_{ij}^m}, j = 1, 2, \dots, c; i = 1, 2, \dots, n \quad (5)$$

Adım 3: Bir önceki adımda elde edilen küme merkezlerine göre üyelik değerleri eşitlik (6) ile güncellenir.

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d(x_i, v_j)}{d(x_i, v_k)} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1}, j = 1, 2, \dots, c; i = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

Eşitlik (6) gösterilen küme merkezi arasındaki öklit uzaklığı eşitlik (7) ile hesaplanmaktadır.

$$d(x_i, v_j) = \|x_i - v_j\| \quad (7)$$

Adım 4: ε araştırmacı tarafından belirlenen bir hata değeri (sonlandırma kriteri) ve k iterasyon sayısı olmak üzere, $\|U^{k+1} - U^k\| < \varepsilon$ sonra koşulu sağlanırsa işlemlere son verilir. Eğer sağlanamaz ise Adım 2'ye dönülür ve işlemlere devam edilir.

Kümeleme analizinde kümeleme işleminin kararlılığı ve güvenilirliği Silhouette endeksi ile belirlenebilmektedir. Silhouette endeksinin hesaplanma şekli eşitlik (8)'de gösterilmektedir.

$$sil(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (8)$$

Eşitlikte $a(i)$; i . birimin atandığı kümedeki tüm birimlere ortalama uzaklığı, $b(i)$; i . birimin diğer kümelerdeki tüm birimlere uzaklıklarının minimum değeridir.

Çalışmada kullanılan veri seti 2023 Lojistik Performans Endeksinden derlenmiştir. Tablo 1'de veri seti gösterilmektedir.

Tablo 1. Çalışmada Kullanılan Veri Seti

	LPI Score	C1	C2	C3	C4	C5	C6
Çin	3,7	3,3	4,0	3,6	3,8	3,7	3,8
Endonezya	3,0	2,8	2,9	3,0	2,9	3,3	3,0
Brezilya	3,2	2,9	3,2	2,9	3,3	3,5	3,2
Türkiye	3,4	3,0	3,4	3,4	3,5	3,6	3,5
Rusya	2,6	2,4	2,7	2,3	2,6	2,9	2,5
Meksika	2,9	2,5	2,8	2,8	3,0	3,5	3,1
Hindistan	3,4	3,0	3,2	3,5	3,5	3,6	3,4
Güney Afrika	3,7	3,3	4,0	3,6	3,8	3,7	3,8
Mısır	2,8	3,0	3,2	2,9	3,6	2,9	2,8
BAE	3,7	4,1	3,8	4,0	4,2	4,1	3,7
İran	2,2	2,4	2,4	2,1	2,7	2,4	2,2

3. BULGULAR

Çalışmada kullanılan veri setine ilişkin özet bilgiler Tablo 2’de gösterilmektedir.

Tablo 2. Veri Setinin Özet Tanımlayıcı İstatistikleri

	Ortalama	Medyan	Std.Sapma	Minimum	Maksimum
C1	2.9	2.90	0.4358	2.2	3.7
C2	3,2	3,2	0,5005	2,4	4,1
C3	3,13	3,2	0,5005	2,3	3,8
C4	3,21	3,3	0,5776	2,1	4,0
C5	3,49	3,6	0,4109	2,7	4,2
C6	3,24	3,2	0,5391	2,4	4,1

Veri setine ilişkin tanımlayıcı istatistikler incelendiğinde altı değişkene ilişkin ortalamalarının 2.90 ile 3.49 arasında değiştiği görülmektedir. En yüksek ortalama C5 değişkenine (3.49), en düşük ortalama ise C1 değişkenine (2.90) aittir. Standart sapma değerleri ise 0.411 ile 0.578 arasında değişmekte olup en yüksek değişkenlik C4’te, en düşük değişkenlik ise C5’te gözlenmiştir. Ortalama ve medyan değerlerinin genel olarak birbirine yakın olması, değişkenlerin dağılımlarında belirgin bir asimetrik bulunmadığına işaret etmektedir.

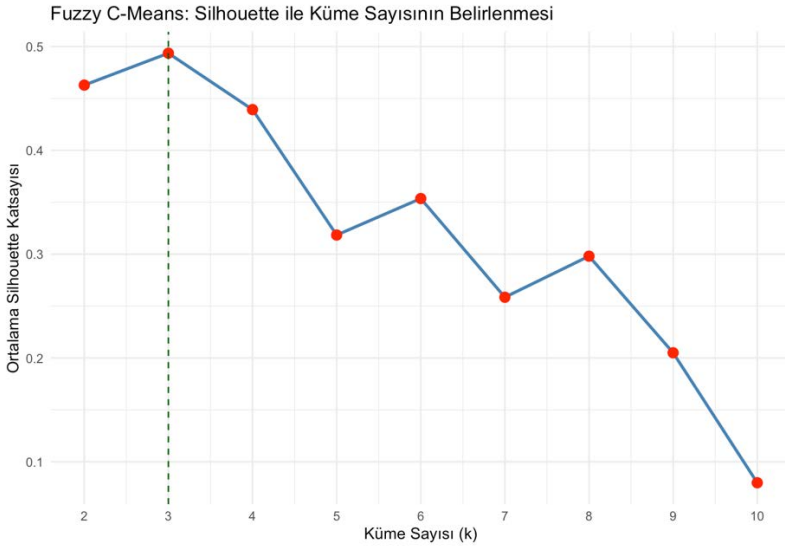
Tablo 3. FCM algoritması için küme sayılarına göre geçerlilik indeks değerleri

Küme Sayısı	Ortalama Silhoutte
2	0,4628
3	0,4935
4	0,4392
5	0,3184
6	0,3535
7	0,2585
8	0,2980
9	0,2050
10	0,0798

FCM kümeleme analizin optimum küme sayısını belirlemek amacıyla farklı küme sayıları için ortalama Silhoutte katsayıları hesaplanmıştır. İlgili sonuçlar Tablo 3’te

gösterilmektedir. Analiz sonucunda en yüksek ortalama Silhoutte değeri 3 kümeli çözümde elde edilmiştir (Silhoutte= 0,4936). Küme sayılarının artırılmasıyla Silhoutte değerinde düşüş gözlenmiştir. Özellikle, dokuz ve on kümeli çözümlerde katsayıların gerilediği görülmektedir. Bu da küme ayrışmasının zayıfladığını göstermektedir. Bu bulgular doğrultusunda, incelenen küme sayıları arasında üç kümeli çözüm en uygun seçenek olarak belirlenmiştir.

Grafik 1. Silhoutte Analizi Grafiği



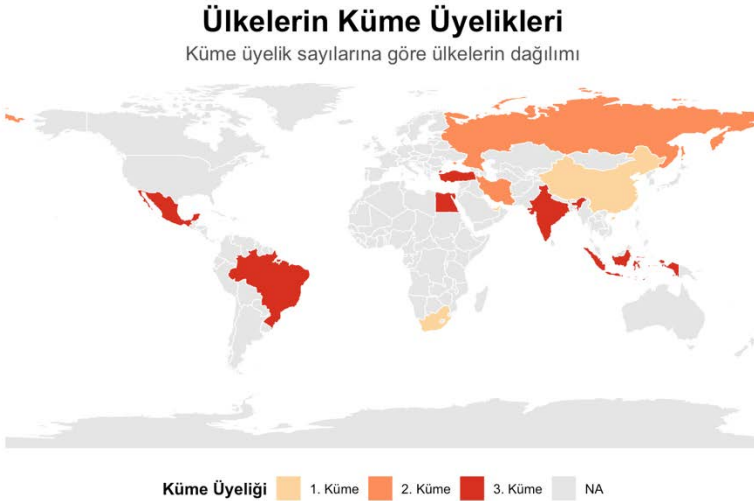
Silhoutte analizi sonucu oluşan 3 kümeye ilişkin ülkelerin üyelik dereceleri Tablo 4'te gösterilmektedir.

Tablo. Ülkelerin Kümelere Üyelik Dereceleri

	Ülke	X1	X2	X3
1	Çin	0.9609	0.0077	0.0312
2	Endonezya	0.0346	0.0698	0.8955
3	Brezilya	0.0440	0.0291	0.9267
4	Türkiye	0.4044	0.0543	0.5411
5	Rusya	0.0104	0.9461	0.0433
6	Meksika	0.0552	0.1283	0.8164
7	Hindistan	0.3094	0.0572	0.6333
8	Güney Afrika	0.9562	0.0076	0.0361
9	Mısır	0.0367	0.0404	0.9228
10	BAE	0.8809	0.0300	0.0889
11	İran	0.0093	0.9604	0.0302

FCM algoritması ile yapılan analiz sonucunda ülkeler üç kümeye ayrılmaktadır. İlk kümede; Çin, Güney Afrika ve BAE yer almakta olup ülkelerin X1 kümesine üyelik dereceleri oldukça yüksektir. İkinci kümede Rusya ve İran bulunmakta ve her iki ülkenin X2 kümesine üyelik dereceleri ise yaklaşık 0.95 düzeyindedir. Üçüncü küme ise Endonezya, Brezilya, Türkiye, Meksika, Hindistan ve Mısır'dan oluşmaktadır. Bu ülkelerinde üçüncü kümeye üyelik dereceleri genel olarak yüksektir. Türkiye açısından bakıldığında ise X3 kümesine üyelik derecesi 0.541 iken X1 kümesine üyelik derecesinin 0.404 olması, Türkiye'nin üçüncü kümeye atanmasına rağmen birinci kümeye de görece yakın bir konumda bulunduğunu göstermektedir. Bu durum da FCM algoritmasının ülkelerin kümeler arasındaki geçişken ve bulanık yapısını ortaya koymasından önemlidir. Resim 1'de ülkelerin küme üyelikleri gösterilmektedir.

Resim 1. Ülkelerin küme üyelikleri



4. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada, BRICS ülkeleri ve Türkiye çalışma kapsamında 2023 yılı LPI verileri kullanılarak lojistik performansları açısından benzerliklerinin ve farklılıklarının ortaya konulması amaçlanmıştır. Bu bağlamda, ülkelerin altı temel lojistik performans bileşeni üzerinden sınıflandırılması amacıyla FCM algoritması uygulanmıştır.

Klasik kümeleme yöntemlerinden farklı olarak bulanık C ortalamalar kümeleme algoritmasının tercih edilmesi, ülkelerin yalnızca tek bir kümeye kesim biçimde atanması yerine farklı kümelere ait olma derecelerinin de değerlendirilmesine olanak sağlamıştır. Çalışmada ayrıca optimum küme sayısının belirlenmesi amacıyla farklı küme sayıları için ortalama Silhouette katsayıları hesaplanmıştır. Elde edilen sonuçlara göre en yüksek ortalama Silhouette değeri 0,4936 ile üç kümeli çözümde elde edilmiştir. Küme sayısının artırılmasıyla Silhouette katsayısının genel olarak düşmesi, daha fazla küme oluşturulmasının ülkeler arasındaki lojistik performans farklılıklarını açıklama açısından yeterli bir iyileşme sağlamamaktadır. Bu sonuçlar doğrultusunda, incelenen alternatifler arasında üç kümeli çözüm uygun seçenek olarak değerlendirilmiştir.

Ülkelerin üyelik dereceleri incelendiğinde lojistik performans özellikleri bakımından farklı gruplar oluşturduğu gözlenmiştir. İlk kümede Çin, Güney Afrika ve Birleşik Arap Emirlikleri yer almaktadır. Üyelik dereceleri de göz önüne alındığında söz konusu ülkelerin bu kümenin özelliklerini güçlü bir biçimde yansıttığını göstermektedir. İkinci kümede ise Rusya ve İran yer almaktadır. Her iki ülkenin de LPI göstergeleri bakımından benzer özellikler sergilediği gözlenmektedir. Son kümede ise Endonezya, Brezilya, Meksika, Hindistan, Mısır ve Türkiye yer almaktadır. Bu ülkelerin bu kümeye üyelik dereceleri

de genel olarak yüksektir. Ancak ülkeler arasında üyelik derecelerinin dağılımı bakımından farklılıklar vardır.

Türkiye özelinde değerlendirildiğinde ise küme üyelik dereceleri çalışmanın dikkat çekici bulgularından birisidir. Türkiye, üçüncü kümeye üyelik derecesi 0,5411 iken birinci kümeye üyelik derecesi 0,4044 olarak hesaplanmıştır. Türkiye'nin birinci kümeye de kayda değer ölçüde yakınlık göstermesi, ülkenin lojistik performans özelliklerinin sadece tek bir küme profiliyle açıklanamayabileceğini ortaya koymaktadır. Bu bulgu da esas itibarıyla bulanık kümeleme yaklaşımının ülkeler arasındaki benzerlikleri ve geçişkenlikleri değerlendirme açısından sağladığı katkıyı göstermektedir.

Çalışmanın bulguları, ülkelerin lojistik performanslarının değerlendirilmesinde LPI bileşenlerinin birlikte ele alınmasının ve ülkeler arasındaki benzerliklerin çok değişkenli yöntemlerle incelenmesinin önemini ortaya koymaktadır. Bununla birlikte, elde edilen kümeler ülkelerin lojistik performanslarının nedenlerini doğrudan açıklamamakta; yalnızca analizde kullanılan göstergeler bakımından benzerliklerini ortaya koymaktadır. Bu nedenle kümelerden hareketle doğrudan politika başarısı, ekonomik gelişmişlik veya lojistik kapasite bakımından kesin bir sıralama yapılmamalıdır.

Araştırmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Öncelikle analiz, 2023 yılı LPI verileriyle ve çalışmaya dahil edilen ülkelerle sınırlıdır. Ayrıca Silhouette katsayısı, FCM algoritmasının bulanık üyelik yapısını doğrudan değerlendirmemekte; üyelik derecelerinin en yüksek olduğu kümelere yapılan kesin atamalar üzerinden küme ayrışmasını ölçmektedir. Bu nedenle gelecekteki araştırmalarda farklı küme geçerlilik indekslerinin birlikte kullanılması, farklı yıllara ait LPI verileriyle karşılaştırmalı analizlerin gerçekleştirilmesi ve küme sonuçlarının ekonomik, kurumsal ve altyapısal göstergelerle

birlikte incelenmesi önerilmektedir. Ayrıca ülkelerin lojistik performans bileşenleri ayrı ayrı değerlendirilerek her bir kümenin hangi bileşenlerde farklılaştığı ayrıntılı biçimde araştırılabilir.

Sonuç olarak bu çalışma, 2023 yılı LPI verileri üzerinden incelenen ülkelerin lojistik performans benzerliklerini Fuzzy C-Means algoritmasıyla ortaya koymuş ve Silhouette ölçütüne göre üç kümeli çözümün öne çıktığını göstermiştir. Elde edilen üyelik dereceleri, ülkeler arasındaki benzerliklerin yanı sıra bazı ülkelerin birden fazla kümenin özelliklerini taşıyabildiğini de ortaya koymuştur. Bu yönüyle çalışma, lojistik performansın değerlendirilmesinde bulanık kümeleme yaklaşımının sağlayabileceği katkıyı göstermekte ve gelecekte farklı dönemleri, ülke gruplarını ve geçerlilik ölçütlerini kapsayan araştırmalar için bir temel oluşturmaktadır.

KAYNAKÇA

- Akın Özdemir, N. (2025). Lojistik performans endeksine göre Avrupa Birliğine üye ve aday ülkelerin kümelenmesi. *Çukurova Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 34(2), 1169-1182.
- Altıntaş, F.F. (2022). Lojistik performans endeksi kapsamında ülkelerin K-ortalamlar kümeleme analizi ile incelenmesi. *Journal of Yasar University*, 17(68), 878-891.
- Avşar, İ.İ. (2023). Lojistik performans endeksine göre seçilmiş ülkelerin K-ortalamlar yöntemi ile kümelenmesi: Türkiye'nin durumu. *Karadeniz Ekonomi Araştırmaları Dergisi*. 4(1), 44-61.
- Balalan, S., ve Ulutaş, A. (2026). PROVAN yöntemi ile G8 ülkelerinin lojistik performanslarının değerlendirilmesi, *BMIJ*, 14 (2), 898-914.
- Bezdek, J.C. (1981). *Pattern recognition with fuzzy objective function algorithms*. Plenum Press, New York, USA.
- Bilgin, T., ve Kazancı Sunaoğlu, Ş. (2022). Lojistik performans ve uluslararası ticaret ilişkisi üzerine alanyazın incelemesi. *Pamukkale Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi* (53), 325-344.
- Danaci, T. ve Nacar, R. (2017). Kümeleme analizi ile Türkiye'nin dış ticaret ve lojistik performansının AB üyesi ülkeleri ile karşılaştırılması. *PressAcademia Procedia*, 31-36.
- Das Chagas, H. X., de Moura, V. A., de Oliveira, R. M. N., de Macedo Ferreira, N., & Akabane, G. K. (2018, December). Brazilian foreign trade: a logistics performance index analysis into the global environment. *In POMS International Conference*(pp. 10-12). PUC-Rio.

- Dunn, J.C. (1973). A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well separated clusters. *Journal of Cybernetics*, 3(3), 32-57. <https://doi.org/10.1080/01969727308546046>
- Egrioglu, E., & Bas, E. (2021). *Bulanık çıkarım sistemleri (matlab uygulamaları)*. Nobel Akademik Yayıncılık.
- Eren, H. ve Ömürbek, N. (2021). OECD ülkelerinin lojistik performansları açısından kümelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*. 26(2), 153-166.
- Jonasíková, D., Konečný, V., & Zuzaniak, M. (2025). Evolution of logistics performance index and their structure in selected countries. *Transportation Research Procedia*, 87, 217-231.
- Kale, M.V. ve Tilki, İ. (2024). Dünya ülkelerinin lojistik performanslarının çok kriterli karar verme yöntemi ile değerlendirilmesi: 2023 yılı dünya bankası raporu ile karşılaştırmalı analizi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, 80, 13-30.
- Kara, M.A., ve Bayyurt, D. (2025). AB üyesi ve AB üyeliğine aday ülkelerin sağlık göstergelerine göre bulanık c-ortalamlar ve bulanık c-medoids yöntemleri ile kümelenmesi. *Turkish Journal of Statistics and Data Science*, 1(1), 54-62. <https://doi.org/10.5281/zenodo.15364774>
- Kuvat, Ö. (2025). Dijitalleşme sürecinde OECD ülkelerinin lojistik performans endeksinin (LPI) çok boyutlu ölçekleme analizi ile değerlendirilmesi. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi, E-Ticaret Lojistiği Özel Sayısı*, 17-37.

- Suganya, R. ve Shanthi, R. (2012). Fuzzy c-means algorithm – a review. *International Journal of Scientific and Research Publications*, 2, 1-3.
- Ulkhag, M.M. (2023). Clustering countries according to the logistics performance index, *JATISI*, 10(1), 1010-1018.
- Vardarlıer, P., Özbaysal, T., ve Demir, M. (2026). BRICS-T ülkelerinde uluslararası lojistik performansının sürdürülebilir rekabet gücüne etkisi. *Lojistik Dergisi*, 23(63), 61-80.
- Xu, D. Ve Tian, Y. (2015). A comprehensive survey of clustering algorithms. *Annals of Data Science*, 2(2), 165-193. <https://doi.org/10.1007/s40745-015-0040-1>
- Yu, M.M. ve Hsiao, B. (2016). Measuring the technology gap and logistics performance of individual countries by using a meta-dea-ar model. *Maritime Policy & Management*, 43(1), 98-120.

**NİCEL KARAR YÖNTEMLERİ ALANINDA
GÜNCEL KONULAR VE
AKADEMİK DEĞERLENDİRMELER**

yaz
yayınları

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