

Türkiye’de Bölgesel Yoksulluk Dinamikleri: Gustafson-Kessel (GK) Kümeleme ile 2014- 2024 Karşılaştırmalı Analizi

Orhan Ecemiş¹

Özet

Bölgesel kalkınmışlık farklarının önemli bir göstergesi olan yoksulluk, Türkiye’nin mekânsal ve sosyo-ekonomik yapısında belirgin bir heterojenlik sergilemektedir. Bu yapının statik olmadığını ve zaman içinde dönüşüme uğradığını dikkate alan bu araştırma, Türkiye’deki bölgesel yoksulluk profillerinin 2014-2024 dönemindeki yapısal dönüşümünü ve bu dönüşümün ortaya çıkardığı yeni mekânsal kümelenme örüntülerini analiz etmeyi amaçlamaktadır. Bu kapsamda, eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert gelirine dayanan bölgesel yoksulluk göstergelerinin 26 İBBS Düzey 2 bölgesindeki 10 yıllık değişimi ve kümelenme dinamikleri incelenmiştir.

Çalışmanın metodolojik çerçevesi, Türkiye’deki bölgesel yoksulluk profillerinde 2014-2024 döneminde yaşanan yapısal değişimi ve bu değişimin dinamiklerini modellemek üzerine kuruludur. Bu doğrultuda, bölgelerin karmaşık ve geçişken profillerini, ayrıca farklı geometrik özelliklere sahip kümeleri etkin bir şekilde modelleyebilen, esnek bir yaklaşım sunan Gustafson-Kessel (GK) bulanık kümeleme algoritması tercih edilmiştir. Analiz, 2014 ve 2024 yılları verilerine ayrı ayrı uygulanarak, bölgesel yoksulluk haritasındaki 10 yıllık dönüşüm karşılaştırmalı olarak incelenmiştir. Analizde TÜİK (Türkiye İstatistik Kurumu) tarafından sağlanan ve eşdeğer hanehalkı kullanılabilir fert gelirine dayanan bölgesel yoksulluk göstergeleri (yoksulluk eşiği, yoksul sayısı ve yoksulluk oranı) esas alınmıştır. Değişkenlerin farklı ölçek etkilerini ortadan kaldırmak ve analiz güvenilirliğini artırmak için verilere z-skor standartlaştırması uygulanarak normalizasyon sağlanmıştır.

Çalışmada elde edilen bulgular, Türkiye’deki bölgesel yoksulluk dinamiklerinde 2014-2024 yılları arasında önemli bir yapısal değişim yaşandığını göstermektedir. Analiz sonuçları, 2014 yılında gözlemlenen geleneksel

1 Doçent, Gaziantep Üniversitesi, oecemis@gantep.edu.tr, ORCID ID: 0000-0002-8270-0857

bölgesel eşitsizlik haritasının, 2024’e gelindiğinde belirgin bir şekilde yeniden şekillendiğini ortaya koymuştur. 2014 yılında metropol bölgelerin (TR10-İstanbul, TR51-Ankara) nispeten daha düşük yoksulluk oranlarına sahip kümede yer aldığını; İç Anadolu, Doğu ve Güneydoğu Anadolu bölgelerinin yüksek yoksulluk oranlı kümelerde toplandığını göstermiştir. Buna karşılık, 2024 yılı analizi bu yapının dikkate değer bir değişim gösterdiğini ortaya koymaktadır. Özellikle, metropol bölgeler 2024’te nispeten daha yüksek yoksulluk oranlarına sahip kümede konumlanırken; Doğu, Güneydoğu ve İç Anadolu bölgeleri, 2024’te nispeten daha elverişli yoksulluk oranlarına sahip bir kümede yer almıştır.

Çalışmanın metodolojik bulgularından biri, Gustafson-Kessel (GK) algoritmasının bu dinamik geçişleri modellemedeki başarısıdır. GK’nın bulanık yaklaşımı, bölgelerin birden fazla kümede yer almasına imkân tanıyarak, bu bölgesel profillerdeki değişimi geleneksel yöntemlere kıyasla daha incelikli bir biçimde ortaya koymuştur. Bu yapısal değişimin istatistiksel niteliği, küme validasyon metrikleri ile de desteklenmektedir. 2014 yılındaki küme yapısı (PC: 0,7907, CE: 0,351) daha “bulanık” ve geçişken bir profili işaret ederken, 2024 yılındaki küme yapısı (PC: 0,9531, CE: 0,083) çok daha “net” ve “keskin” bir kümelenmeyi göstermektedir. Bu durum, 10 yıl içinde bölgeler arası yoksulluk ayrımının sadece yön değiştirmekle kalmadığını, aynı zamanda bu yeni bölgesel yapının istatistiksel olarak daha belirgin hale geldiğini göstermektedir.

1. Giriş

Tarihin her döneminde önemli bir toplumsal sorun olarak görülen yoksulluk, gelir dağılımındaki adaletin değerlendirilmesinde başvurulan alternatif bir ölçüm aracı olarak öne çıkmaktadır (Öztürk, M., ve Çetin, B. I., 2009; Aksan, G.2012). Gelir eşitsizliğinin derinleşmesiyle orantılı biçimde yoksulluk oranları da belirgin bir artış sergilemektedir Çalışkan, Ş. 2010; Gemicioğlu, S., ve Bildir, M. 2023). Temel günlük gereksinimleri—beslenme, barınma ve benzeri—karşılamaktan oldukça uzak düzeyde gelire sahip olma durumu olarak tanımlanan yoksulluk kavramı, yoksulluk eşiği, göreceli yoksulluk, maddi yoksulluk, kalıcı yoksulluk ve insani yoksulluk gibi parametreler üzerinden sistematik biçimde ölçülmektedir (Yanar, R.ve Şahbaz, A. 2013; Güzel, S. 2018).

Türkiye’de yoksulluk, ekonomik büyüme, krizler ve sosyal politikalarla şekillenen çok boyutlu bir sorundur. Son yirmi yılda yoksulluk oranlarında önemli düşüşler yaşanmış olsa da, bölgesel ve demografik farklılıklar, yoksulluğun seyrini ve etkilerini belirgin şekilde etkilemektedir.

Türkiye 2000’li yıllara hızlı bir yoksulluk azalması ile başlamıştır. 2008-2016 arasında bu azalma da yavaşlama olmuş, 2016-2020 arasında ise oranlar

sabit kalmıştır. Türkiye’de sosyal harcamaların gayrisafi yurtiçi hasılaya (GSYİH) oranı, 2006-2016 dönemini kapsayan on yıllık süreçte %10,76’dan %12,83’e yükselerek belirgin bir artış kaydetmiştir (Öztornacı, B., & Şengül, H. 2023). 2021’de, COVID-19 pandemisine rağmen yoksullukta tekrar bir azalma yaşanmıştır. Ancak, yoksulluk ölçümünde kullanılan tanıma göre oranlar %11 ile %70 arasında değişebilmektedir. Çok boyutlu yoksulluk oranı 2014’te %43 iken, 2021’de %31’e gerilemiştir (Sezgin, B. ve Sezgin, Ş. 2021; Özgül, T., Yılmaz, İ. ve Demir, G. 2024; Bilgiç, M.ve Stoeffler, Q., 2025,). Son yirmi yılda, Türk hükümeti yoksulluğu azaltmak ve ekonomik refahı artırmak için önemli çabalar sarf etmiştir. Sosyal destek programları, eğitim ve altyapı geliştirmeye yönelik yatırımlar, çocuklu ailelere, yaşlılara ve engellilere mali yardım sağlayan önemli bir girişim olmuştur. Ayrıca, özel ekonomik bölgeler ve vergi teşvikleri gibi politikalar iş fırsatlarına dönüşmüştür (Bilik, M. 2023).

Yoksulluk oranları, bir ekonominin sosyal inklüzyon dinamiklerini yansıtan kritik bir indikatördür. Medyan gelirin %50 ve %60’ına göre tanımlanan göreceli yoksulluk eşiği, Avrupa Birliği standartlarında (Eurostat, 2023) benimsenmiş olup, gelir dağılımındaki asimetriklikleri ölçmede etkilidir. Türkiye’de, doğu-batı eksenindeki kalkınma eşitsizlikleri, yoksulluk vektörlerinde belirgin varyasyonlara yol açmaktadır. Geleneksel kümeleme algoritmaları (K-ortalamlar, hiyerarşik), dikotomik atamalarla sınırlı kalırken, bölgeler arası melez yapıları yeterince kapsayamamakta ve değişimleri yeterince açıklayamamaktadır. Bundan dolayı çalışmada bulanık küme yöntemlerinden Gustafson-Kessel (GK) yöntemi tercih edilmiştir.

Bulanık kümeleme, Zadeh’in (1965) bulanık mantık çerçevesine dayalı olarak, her gözlemin kümelerle probabilistik üyelik dereceleri (0-1 aralığı) atayarak belirsizliği formalize etmektedir (Bezdek, 1981). Bu paradigma, sosyo-ekonomik kümeleme literatüründe giderek yaygınlaşmakta olup, heterojen veri setlerinde üstünlüğü kanıtlanmıştır (Dunn, 1973). Bu çalışmada , Türkiye’deki bölgesel yoksulluk profillerinde 2014-2024 döneminde yaşanan yapısal değişimi bulanık kümeleme yöntemiyle ele alınmıştır.

2. Literatür

Kümeleme analizi literatürde farklı alanlarda başarı ile uygulanmaktadır (Avşar, İ. İ., & Serin, Z. V. 2020). Talingdan, J. (2019) yoksulluk verilerinin analizi ve hanehalkı gruplandırması üzerine yaptığı çalışmada, K-means, DBSCAN ve k-medoids kümeleme algoritmalarının performansları karşılaştırmıştır. Algoritmaların başarısı silhouette indeksi ile değerlendirilmiş

olup, analiz sonucunda $K=3$ parametresiyle uygulanan K-means algoritması, 0.308 silhouette skoru ile en yüksek performansı gösteren yöntem olarak belirlenmiştir.

Rahman vd. (2021) Malezya’da yapmış oldukları çalışmada en alt %40’lık gelir grubunun (B40) çok boyutlu yoksulluk göstergelerini belirlemek için K-Ortalamalar (K-Means) ve kosinüs benzerliği kullanmışlardır. Çalışma, eğitim, yaşam standardı ve istihdam olmak üzere üç boyutta yedi gösterge tespit etmiş; mevcut ulusal Çok Boyutlu Yoksulluk Endeksi’ne (MPI) altı yeni gösterge eklenmesini önermiştir.

AB ülkelerindeki yoksulluğa dair 2023 verileriyle yapılan Marković, M.ve Marjanović, I. (2025) tarafından yürütülen çalışmada ülkeler dört homojen kümeye ayrılmış; gelişmiş Avrupa ülkeleri ile düşük performans gösteren (Güney, Balkan, Baltık) ülkeler arasındaki ayrım, politika yapıcılar için önemli veriler sunacak şekilde ortaya konulmuştur.

Sari, F.ve Ediwijojo, S. 2023 yılında yapmış oldukları çalışmada K-Medoids algoritması ile Orta Java’daki yoksulluk seviyelerini bölgesel olarak gruplandırmış ve yüksek yoksulluk görülen ilçeleri öncelikli müdahale alanı olarak önermişlerdir.

Kırsal alanlardaki sosyo-ekonomik yoksulluğun tespit edilmesi üzerine yapılan bir çalışmada (Lasfeto vd,2024), hanehalkı gelir ve harcama verileri kullanılarak makine öğrenmesi tabanlı sınıflandırma ve kümeleme modelleri entegre edilmiştir. Araştırmacılar, çok boyutlu göstergeler ışığında köyleri yüksek, orta ve düşük yoksulluk seviyelerine göre gruplandırmış ve bu hibrit yöntemin, kırsal yoksulluğun haritalandırılmasında ve stratejik kaynak dağıtımında etkili bir karar destek aracı olarak kullanılabileceğini ortaya koymuşlardır.

Tayland’ın Kut Bak Bölgesi için Jarupunphol ve arkadaşları tarafından (2025) hane halkı yoksulluk analiz gerçekleştirilmiştir. Çalışmada K-means ve k-medoids kümeleme yöntemleri, rastgele orman sınıflandırması ile birlikte uygulanmıştır. Çalışma yüksek doğruluk ve anlamlı ekonomik kümeler sunarak, özellikle k-medoids’in aykırı değerlerle başa çıkmada hafif bir avantaj sağladığı ve topluluk temelli tarımsal projelerin ekonomik dayanıklılığı artırdığı gösterilmiştir.

Fadilah, Y. vd. (2025) yapmış oldukları çalışmada K-Means kümeleme algoritmasını kullanmışlardır. Papua’daki ilçeleri yoksulluk göstergelerine göre iki ana gruba ayırarak, yüksek ve düşük yoksulluk oranlarına sahip bölgeleri belirlemiş ve bu bulgular, bölgesel kalkınma politikalarının daha etkili tasarlanmasına katkı sağladıklarını söylemişlerdir.

3. Veri ve Metodoloji

3.1 Veri Seti

Bu çalışmada TÜİK'in 'Eşdeğer Hanehalkı Kullanılabilir Fert Geliri' verileri temel alınarak, medyan gelirin %60'ı eşiğine göre 2014 ve 2024 yıllarının İBBS 2. Düzey bölgesel yoksulluk karşılaştırması yapılmıştır.

3.2 Metodolojik Çerçeve

3.2.1 Kümeleme Analizi

Kümeleme analizi, makine öğreniminin “denetimsiz öğrenme” (unsupervised machine learning) olarak bilinen temel paradigmalardan birinin ana bileşenidir (Avşar, İ. İ. 2023). Denetimli (supervised) öğrenme algoritmaları, tahmin yapmak için etiketlenmiş veri setlerine (yani, bilinen bir ‘doğru cevap’ içeren verilere) güvenirken, denetimsiz öğrenme algoritmaları etiketlenmemiş (unlabeled) veri setlerini analiz etmek ve kümelemek için kullanılır. Bu yaklaşımın temel felsefesi, insan müdahalesine veya önceden tanımlanmış kategorilere ihtiyaç duymadan, verilerin kendi içindeki “gizli kalıpları veya veri gruplarını keşfetmektir.

3.2.2 Bulanık Kümeleme Analizi

Dunn (1973) tarafından literatüre kazandırılan ve Bezdek (1981) tarafından geliştirilen bulanık kümeleme analizi (FCM), “bulanık mantık” (fuzzy logic) prensibine dayanmaktadır. Diğer bir ifadeyle (FCM) algoritması, geleneksel kesin kümeleme yaklaşıma karşı üyelik dereceleri kavramını önceleyen, bulanık mantık temelli, bölümlenmeli alternatif bir kümeleme tekniğidir.

FCM'nin temel felsefesi, bir veri noktasının iki veya daha fazla kümeye ait olabilmesine imkan sağlayarak yalnızca bir kümeye ait olma zorunluluğunu ortadan kaldırmasıdır. Bu modelde, her bir veri noktası (x_j) her bir kümeye (v_j) aralığında değişen bir “üyelik derecesi” μ_i aittir.

3.2.2.1 Gustafson ve Kessel Bulanık Kümeleme Algoritması

Gustafson ve Kessel, klasik bulanık kümeleme algoritmalarını geliştirerek kümelerin sadece merkezlerini değil, aynı zamanda şekil ve yönelimlerini de dikkate alan yeni bir yaklaşım Gustafson-Kessel (GK) kümeleme algoritması sunmuşlardır. Bu yöntem, kümelerin eliptik yapıda olmasına olanak tanır ve daha esnek, gerçekçi kümeleme sonuçları elde edilmesini sağlar (Gustafson, D., ve Kessel, W.1978).

GK algoritması, FCM’de kullanılan sabit Öklidyen mesafe yerine, her küme için ayrı ayrı Mahalanobis mesafesi ve bulanık kovaryans matrisi kullanır. Bu sayede, kümelerin şekil ve yönelimlerine göre mesafe ölçütü dinamik olarak uyarlanır ve elipsoidal kümeler etkin şekilde tespit edilir. FCM yalnızca küresel kümeleri ayırt edebilirken, GK algoritması farklı geometrik şekillere sahip kümeleri ayırabilir (Krishnapuram, R., & Kim, J. 1999; Babuška, R., Van Der Veen, P., ve Kaymak, U. 2002; Kim, D., Lee, K., ve Lee, D. 2005; Ferraro, M., Giordani, P., ve Serafini, A. 2019; Cebrian, J., Imbernón, B., Soto, J., ve Cecilia, J. 2021).

GK algoritması, klasik Fuzzy C-Means (FCM) algoritmasına benzer şekilde çalışır; ancak her küme için adaptif bir mesafe normu (Mahalanobis mesafesi) ve kovaryans matrisi kullanır. Aşağıda temel işlem adımları özetlenmiştir (Paradilla vd 2023):

İşlem Adımları

1. Parametrelerin Belirlenmesi: Küme sayısı (c), bulanıklık derecesi (m), maksimum iterasyon (Maksİter), hata toleransı (ε) ve başlangıç amaç fonksiyonu değeri ($P_0=0$) belirlenir.
2. Başlangıç Üyelik Matrisi Oluşturulması: Her veri noktası için kümelere ait rastgele üyelik dereceleri atanır.

$$U_0 = \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \cdots & \alpha_{1c} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \alpha_{n1} & \cdots & \alpha_{nc} \end{bmatrix}$$

Her satırın toplamı 1 olacak şekilde normalize edilir (Eşitlik 1).

$$\sum_{k=1}^c (\alpha_{ik}) = 1 \quad (1)$$

α_{ik} satır ve sütunlara dayalı bir matrisin değeri veya verilerin bir kümenin üyesi olma olasılığını ifade eden üyelik derecesidir.

3. Küme Merkezlerinin Hesaplanması: Her küme için merkez vektörü, mevcut üyelik derecelerine göre hesaplanır (Eşitlik 2).

$$v_{k_j} = \frac{\sum_{i=1}^n ((\alpha_{ik})^m \cdot x_{ij})}{\sum_{i=1}^n ((\alpha_{ik})^m)} \quad (2)$$

Burada;

$k: vkj, k=1,2,\dots,c$ küme sayısıdır

$j=1,2,\dots,p$ değişken sayısı

x_{ij} is i'inci örnek ve j'inci değişkendir

4. Kovaryans Matrisinin (F_k) Hesaplanması: Her küme için, üyelik derecelerine göre ağırlıklandırılmış kovaryans matrisi hesaplanır. Bu matris, kümelerin elipsoidal yapısını tanımlar(Eşitlik 3).

$$F_k = \frac{1}{\sum_{i=1}^n ((\alpha_{ik})^m)} \cdot R_k^T R_k^* \quad (3)$$

5. Adaptif Mesafe Hesaplama: Her veri noktası ile her küme merkezi arasındaki Mahalanobis mesafesi, ilgili kovaryans matrisi kullanılarak hesaplanır(Eşitlik 4).

$$D_k^2 = (R_k \cdot A_k)(R_k^T) \quad (4)$$

Adaptif mesafe normu adı verilen bir grup mesafe matrisi olan A_k değerini ve n'nin gözlemsel veri sayı (Eşitlik 5)

$$A_k = \left[\left(\det(F_k)^{\frac{1}{n}} \right) \right] (F_k^{-1}) \quad (5)$$

D_k^2 'den oluşan matris, aşağıdaki gibi gösterilen sütun sayısı ile aynı sayıda satıra sahip bir kare matristir.

$$D_k^2 = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \cdots & d_{1n} \\ d_{21} & d_{22} & \cdots & d_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ d_{n1} & d_{n2} & \cdots & d_{nn} \end{bmatrix}$$

Matrisin ana köşegeni D_k^2 ise Mahalanobis uzaklığı için kullanılacak değer olup aşağıdaki şekilde ifade edilir (Eşitlik 6)

$$S_{ik}^2 = \begin{bmatrix} d_{11} \\ d_{22} \\ \cdot \\ d_{nn} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} s_{1k} \\ s_{2k} \\ \cdot \\ s_{nk} \end{bmatrix} \quad (6)$$

6. Amaç Fonksiyonunun Hesaplanması: Güncel üyelik dereceleri ve mesafeler kullanılarak amaç fonksiyonu değeri hesaplanır (Eşitlik 7).

$$P_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (\alpha_{ik})^m \cdot S_{ik}^2 \quad (7)$$

7. Üyelik Derecelerinin Güncellenmesi: Her veri noktası için kümelere ait üyelik dereceleri, adaptif mesafeler ve amaç fonksiyonu kullanılarak güncellenir (Eşitlik 8).

$$\alpha_{ik} = \left[\sum_{q=1}^c \left(\frac{S_{ik}}{S_{iq}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \quad (8)$$

8. Döngü: 3-7. adımlar, amaç fonksiyonundaki değişim ε 'den küçük olana veya MaksIter'a ulaşılan kadar tekrarlanır.

3.2.2.2 Bulanık Küme Analizinde Geçerlilik İndeksleri

Literatürde, bulanık kümeleme algoritmalarının etkinliğini ve kümelerin kalitesini değerlendirmek amacıyla Partition Entropy (PE) ve Classification Entropy (CE) gibi doğrulama indeksleri (validity indices) sıklıkla başvurulan araçlar olarak öne çıkmaktadır. Bu indeksler, geleneksel keskin kümeleme yöntemlerindeki dikotomik sınırlılıkları aşarak, veri noktalarının kümelere aidiyet derecesini bulanık üyelik fonksiyonları üzerinden niceliksel bir biçimde ölçmektedir. (Verma, R., Tiwari, R., & Thakur, P. 2023).

Bölümleme Katsayısı

James C. Bezdek tarafından tanımlanan Partition Coefficient (PC) kümelemenin netliğini (crispness) ölçer. Veri noktalarının kümelere ne kadar keskin atandığına bakar. Değeri $1/c$ (en bulanık) ile 1 (en net) arasında değişir. Yüksek PC değeri (1'e yakın) tercih edilir, çünkü bu, veri noktalarının ait oldukları kümelere yüksek üyelik derecesiyle, diğerlerine ise

düşük üyelik derecesiyle bağlandığını gösterir. PC değeri aşağıdaki Eşitlik 9'a göre hesaplanmaktadır.

$$PC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^C \sum_{j=1}^N (u_{ij})^2 \quad (9)$$

Sınıflandırma Entropisi (CE)

Bezdek'in çalışmalarına dayanan Sınıflandırma Entropisi (Classification Entropy) CE, PC'nin tersine, kümelemenin belirsizliğini veya bulanıklığını (fuzziness) ölçer. Entropi ne kadar yüksekse, bölümlene o kadar "karışık" demektir. Değeri 0 (en net) ile log_a(c) (en bulanık) arasında değişir. Düşük CE değeri (0'a yakın) tercih edilir, çünkü bu, küme atamalarındaki belirsizliğin minimum olduğunu gösterir (Eşitlik 10).

$$CE = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^N u_{ij} \log_a(u_{ij}) \quad (10)$$

4. Bulgular

2014 yılına ait bulgular

2014 yılına ait Eşdeğer Hanehalkı Gelirine Göre Bölgesel Yoksulluk Değişkenlerinin Özet İstatistikleri Tablo 1'de yer almaktadır.

Tablo 5Eşdeğer Hanehalkı Gelirine Göre Bölgesel Yoksulluk Değişkenlerinin Özet İstatistikleri (2014)

	Yoksulluk sınırı (TL)	Yoksul sayısı (Bin kişi)	Yoksulluk oranı (%)
Min	3194	107	13,04
1st Qu	5008	287,2	14,98
Median	6457	403,5	17,48
Mean	6221	500,9	17,2
3rd Qu	7622	539,8	19,01
Max.	9000	2406,4	23,51

Tablo 1'e göre, 2014 yılı verileri bölgeler arasında yoksulluk göstergeleri açısından önemli yapısal farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Yoksulluk sınırı bölgelerin gelişmişlik düzeyine bağlı olarak geniş bir aralıkta (3.194 TL - 9.000 TL) değişim gösterirken; yoksul sayısı dağılımının belirgin bir

şekilde sağa çarpık olduğu (ortalamanın medyandan yüksek olması) ve yoksul nüfusun belirli bölgelerde aşırı yoğunlaştığı görülmektedir. Buna karşılık yoksulluk oranı, ortalama (%17,20) ve medyan (%17,48) değerlerinin birbirine yakınlığıyla, bölgeler arasında mutlak sayıya kıyasla daha dengeli ve simetrik bir dağılım sergilemektedir.

Tablo 2 de Gustafson-Kessel (GK) Bulanık Kümeleme Sonuçları ve Üyelik Dereceleri yer almaktadır.

Tablo 6 2014 Yılı İBBS 2. Düzey Bölgelerinin Gustafson-Kessel (GK) Bulanık Kümeleme Sonuçları ve Üyelik Dereceleri

Düzey	Küme	Küme 1	Küme 2	Küme 3
TR10 (İstanbul)	2	0,000484	0,998251	0,001265
TR21 (Tekirdağ, Edirne, Kırklareli)	2	0,015347	0,943354	0,041299
TR22 (Balıkesir, Çanakkale)	3	0,065271	0,000388	0,934341
TR31 (İzmir)	3	0,494768	0,001885	0,503347
TR32 (Aydın, Denizli, Muğla)	3	0,106769	0,000529	0,892702
TR33 (Manisa, Afyon, Kütahya, Uşak)	3	0,140604	0,002313	0,857084
TR41 (Bursa, Eskişehir, Bilecik)	3	0,084754	0,019117	0,896129
TR42 (Kocaeli, Sakarya, Düzce, Bolu, Yalova)	3	0,129391	0,001544	0,869064
TR51 (Ankara)	2	0,010817	0,962265	0,026919
TR52 (Konya, Karaman)	3	0,006506	0,000012	0,993482
TR61 (Antalya, Isparta, Burdur)	3	0,219569	0,000952	0,779479
TR62 (Adana, Mersin)	1	0,859087	0,000167	0,140745
TR63 (Hatay, Kahramanmaraş, Osmaniye)	1	0,975204	0,000016	0,024780
TR71 (Kırıkkale, Aksaray, Niğde, Nevşehir, Kırşehir)	3	0,286381	0,000786	0,712834
TR72 (Kayseri, Sivas, Yozgat)	3	0,032745	0,000056	0,967199
TR81 (Zonguldak, Karabük, Bartın)	2	0,014228	0,953694	0,032078
TR82 (Kastamonu, Çankırı, Sinop)	3	0,240926	0,002720	0,756354
TR83 (Samsun, Tokat, Çorum, Amasya)	1	0,654283	0,000138	0,345579
TR90 (Trabzon, Ordu, Giresun, Rize, Artvin, Gümüşhane)	3	0,103707	0,002071	0,894222
TRA1 (Erzurum, Erzincan, Bayburt)	3	0,038753	0,000166	0,961081
TRA2 (Ağrı, Kars, Iğdır, Ardahan)	3	0,061418	0,000122	0,938460
TRB1 (Malatya, Elâzığ, Bingöl, Tunceli)	3	0,054930	0,000082	0,944988
TRB2 (Van, Muş, Bitlis, Hakkâri)	1	0,524631	0,000199	0,475171
TRC1 (Gaziantep, Adıyaman, Kilis)	1	0,746175	0,000280	0,253545
TRC2 (Şanlıurfa, Diyarbakır)	1	0,908990	0,000094	0,090916
TRC3 (Mardin, Batman, Şırnak, Siirt)	1	0,875508	0,000129	0,124364

Küme 1: Kümede özelliklerine bakıldığında yoksulluk oranı: %16,72 (Orta), yoksul sayısı: 480.32 (Orta), yoksulluk eşiği: 4306.36 (En düşük) olduğu görülmektedir. Bu küme, (TR62 (Adana, Mersin), TR63 (Hatay, K.Maraş), TRC1 (Gaziantep), TRC2 (Şanlıurfa), TRC3 (Mardin) coğrafi olarak Doğu Akdeniz ve Güneydoğu Anadolu bölgelerini gruplamaktadır. Bu bölgeler, yoksulluk profili açısından belirgin bir grup oluşturmaktadır. TRC2 (Şanlıurfa, Diyarbakır) (%90,9) ve TR63 (Hatay) (%97,5) gibi bölgeler bu kümenin çekirdek üyeleridir. Bulanıklık analizi açısından TR83 (Samsun) ve TRB2 (Van) gibi bölgeler, daha “bulanık” üyelerdir ve Küme 3 ile de ortak özellikler taşımaktadırlar.

Küme 2: Küme yapısına bakıldığında Yoksulluk Oranı: %16,62 (En düşük), Yoksul Sayısı: 933.13 (En yüksek), Yoksulluk Eşiği: 8441.49 (En yüksek) olduğu görülmektedir. Bu küme, analizdeki üyelik dereceleri yüksek olduğu için diğer kümelerden keskin şekilde ayrılan gruptur. Metropoller ve gelişmiş sanayi bölgeleri TR10 (İstanbul), TR51 (Ankara), TR21 (Tekirdağ, Edirne, Kırklareli) ve TR81 (Zonguldak, Karabük, Bartın) bölgelerinden oluşmaktadır.

Küme 3: Yoksulluk Oranı: %17,58 (En yüksek), Yoksul Sayısı: 395.23 (En düşük), Yoksulluk Eşiği: 6522.37 (Orta) olan Küme 3, Geniş Anadolu Kümesi olarak ifade edilebilir. Bu, coğrafi olarak en yaygın ve en fazla bölgeyi içeren kümedir. Bölgeler: Ege'nin (TR22, TR32, TR33), Marmara'nın doğusunun (TR41, TR42), İç Anadolu'nun (TR52, TR71, TR72), Batı Akdeniz'in (TR61), Karadeniz'in (TR82, TR90) ve Doğu Anadolu'nun (TRA1, TRA2, TRB1) büyük bir kısmını kapsar. Yorum: Bu küme, metropoller (Küme 2) ve Doğu/Güneydoğu'nun çekirdek bölgeleri (Küme 1) dışında kalan, “Anadolu'nun geri kalanı” olarak tanımlanabilecek geniş bir profili temsil etmektedir. Bu kümedeki bölgelerin çoğu (örn. TR52 (Konya) %99,3, TR72 (Kayseri) %96,7) bu kümenin güçlü üyeleridir. İzmir, 2014'te en “bulanık” veya “hibrit” bölgedir. Neredeyse yarı yarıya “Geniş Anadolu” (Küme 3) ve “Doğu Akdeniz/Güneydoğu” (Küme 1) profilleri arasında kalmıştır. Bu, İzmir'in yoksulluk yapısının bu iki ana kümenin özelliklerini de barındıran tam bir geçiş bölgesi olduğunu gösteren çok güçlü bir bulgudur.

TRB2 (Van, Muş, Bitlis, Hakkâri), Küme 1 (%52,5) ve Küme 3 (%47,5) üyelik derecelerine sahiptir. TR83 (Samsun, Tokat, Çorum, Amasya), Küme 1 (%65,4) ve Küme 3 (%34,6) Küme 1'e daha yakın olsa da (%65), Küme 3'ten de (%35) önemli özellikler taşımaktadır.

2024 yılına ait bulgular

2024 yılına ait Eşdeğer Hanehalkı Gelirine Göre Bölgesel Yoksulluk Değişkenlerinin Özet İstatistikleri Tablo 3’te yer almaktadır.

Tablo 7 Eşdeğer Hanehalkı Gelirine Göre Bölgesel Yoksulluk Değişkenlerinin Özet İstatistikleri (2014)

	Yoksulluk sınırı (TL)	Yoksul sayısı (Bin kişi)	Yoksulluk oranı (%)
Min	44287	143	9,7
1st Qu	62360	323	15,57
Median	78907	452,5	17,45
Mean	76227	557,2	17,16
3rd Qu	89300	625,2	18,38
Max.	106287	2756	21,3

Tablo 3’te 2024 yılı verileri bölgeler arasında yoksulluk göstergeleri açısından önemli yapısal farklılıklar olduğunu ortaya koymaktadır. Yoksulluk sınırı bölgelerin gelişmişlik düzeyine bağlı olarak geniş bir aralıkta (53.238 TL - 105.822 TL) değişim gösterirken; yoksul sayısı dağılımının belirgin bir şekilde sağa çarpık olduğu (ortalamanın (668,04) medyandan (486,00) yüksek olması) ve yoksul nüfusun belirli bölgelerde aşırı yoğunlaştığı görülmektedir. Buna karşılık yoksulluk oranı, ortalama (%17,75) ve medyan (%17,55) değerlerinin birbirine yakınlığıyla, bölgeler arasında mutlak sayıya kıyasla daha dengeli ve simetrik bir dağılım sergilemektedir.

Küme 1: Bu küme, yoksulluk riski açısından en kırılgan profili temsil etmektedir. En yüksek yoksulluk oranına ve en düşük yoksulluk eşliğine (gelir seviyesi) sahip bölgeleri gruplar. Bu Kümede Yer Alan Bölgeler (TR33 (Manisa, Afyon, Kütahya, Uşak), TR52 (Konya, Karaman), TR62 (Adana, Mersin), TR63 (Hatay, Kahramanmaraş, Osmaniye), TR71 (Kırıkkale, Aksaray, Niğde, Nevşehir, Kırşehir), TRA2 (Ağrı, Kars, Iğdır, Ardahan), TR1 (Malatya, Elâzığ, Bingöl, Tunceli), TRB2 (Van, Muş, Bitlis, Hakkâri), TRC3 (Mardin, Batman, Şırnak, Siirt) oluşmaktadır.

Bu kümenin en güçlü ve net üyeleri, yüksek üyelik derecelerine sahip olan TRB1 (Malatya) (%86,8), TR63 (Hatay) (%86,8) ve TRB2 (Van) (%85,8) gibi Doğu ve Güneydoğu Anadolu bölgeleridir. Bu kümedeki en dikkat çekici bölge TR33 (Manisa, Afyon, Uşak) bölgesidir. Bu bölge, %53,3 üyelik ile Küme 1’e (Yüksek Risk) atanmış olsa da %46,4 oranında Küme 3’e (Düşük Risk) de aittir. Bu, bölgenin yoksulluk profili açısından

tam olarak ikiye bölündüğünü ve bir “geçiş” bölgesi olduğunu gösteren çok güçlü bir bulgudur.

Küme 2: Bu küme, en yüksek yoksul sayısına ve en yüksek yoksulluk eşiğine (yaşam maliyeti) sahip olan “büyükşehir yoksulluğu” profilini tanımlar. Yoksulluk oranı orta düzeydedir. Bu Kümede Yer Alan Bölgeler TR10 (İstanbul), TR21 (Tekirdağ, Edirne, Kırklareli), TR51 (Ankara), TR82 (Kastamonu, Çankırı, Sinop), TRC2 (Şanlıurfa, Diyarbakır) oluşmaktadır.

TR10 (İstanbul) (%98,9), TR21 (Trakya) (%89,3) ve TR51 (Ankara) (%89,6) bu kümenin çekirdek üyeleridir. Bu kümedeki en karmaşık bölge TRC2 (Şanlıurfa, Diyarbakır) bölgesidir. %55,8 ile bu kümeye atanmış olsa da %27,3 ile Küme 1’e (Yüksek Risk) ve %16,9 ile Küme 3’e (Düşük Risk) de aittir. Bu, bölgenin hem metropol (muhtemelen yüksek mutlak yoksul sayısı) hem de kırsal yoksulluk (yüksek oran) özelliklerini bir arada barındıran “hibrit” bir yapıya sahip olduğunu gösterir. TR82 (Kastamonu) bölgesinin de bu kümede yer alması (%75,3 üyelik), bu bölgenin yoksulluk profilinin metropollere benzediğini göstermesi açısından ilginç bir bulgudur.

Küme 3: Bu küme, 2024 yılı için en düşük yoksulluk oranına sahiptir. Yoksulluk eşiği (gelir seviyesi) orta-yüksek düzeydedir ve yoksul sayısı düşüktür. Bu Kümede Yer Alan Bölgeler (12 Bölge) TR22 (Balıkesir, Çanakkale), TR31 (İzmir), TR32 (Aydın, Denizli, Muğla), TR41 (Bursa, Eskişehir, Bilecik), TR42 (Kocaeli, Sakarya, Düzce, Bolu, Yalova), TR61 (Antalya, Isparta, Burdur), TR72 (Kayseri, Sivas, Yozgat), TR81 (Zonguldak, Karabük, Bartın), TR83 (Samsun, Tokat, Çorum, Amasya), TR90 (Trabzon, Ordu, Giresun, Rize, Artvin, Gümüşhane), TRA1 (Erzurum, Erzincan, Bayburt), TRC1 (Gaziantep, Adıyaman, Kilis) oluşmaktadır.

Bu küme, Ege, Batı Akdeniz ve Marmara’nın sanayi bölgelerini net bir şekilde içermektedir. TR32 (Aydın) (%99,3), TR61 (Antalya) (%99,1), TR72 (Kayseri) (%98,7) ve TR90 (Trabzon) (%97,7) bu kümenin çok güçlü üyeleridir.

Güneydoğu’dan TRC1 (Gaziantep) (%74,1) ve Doğu Anadolu’dan TRA1 (Erzurum) (%66,3) bölgelerinin bu “düşük riskli” kümeye girmesi önemlidir. Ancak bu bölgeler “bulanık” üye konumundadır; çünkü sırasıyla %25,9 ve %27,4 oranında Küme 1 (Yüksek Risk) profiline de benzemektedirler. Bu, bu bölgelerin de bir geçiş profili sergilediğini göstermektedir.

5. Tartışma ve Sonuç

Araştırmanın bulguları, göreceli yoksulluk teorisinde (Atkinson, 1987) vurgulanan dinamik yapıyı doğrulayarak, Türkiye’de bölgesel farklılıkların 2014-2024 döneminde değiştiğini göstermektedir. 2014 yılı verileri üzerine yapılan analiz sonucu, literatürdeki geleneksel “Batı-Doğu” ayrımına benzer bir yapı görülmektedir. (Örn: Metropoller Küme 2: %16,62, Geniş Anadolu Küme 3: %17,58). 2024 yılı analizi, 2014’te en iyi durumda olan metropollerin (Küme 2, %17,74) yoksulluk oranı açısından göreceli durumlarının kötüleştiğini göstermiştir. Buna karşılık, 2014’te en yüksek yoksulluk oranına sahip “Geniş Anadolu” profili, 2024’te en düşük oranlı “refah kümesine” (Küme 3, %16,21) dönüşmüştür. Bu dinamik ve tersine dönen yapı, gelir düzeyinin yoksulluk sınırı üzerindeki etkisinin bölgesel olarak değiştiğini ve Eurostat (2023) raporlarında belirtilen durağan Batı Avrupa örneklerinden farklılaştığını göstermektedir. 2024’te en yüksek riskli hale gelen Küme 1 (%18,10), düşük reel gelir ve yüksek enflasyon baskısının kronik yoksulluğu nasıl beslediğini göstermekte olup, BM (2022) raporlarının bahsettiği bölgesel kırılmalıkların artık sadece Doğu değil, farklı bölgeleri de kapsayacak şekilde evrildiğini göstermektedir.

Çalışmada benimsenen Gustafson-Kessel (GK) algoritması, bölgelerin kümelerine aidiyet derecesini yüzde cinsinden niceliksel olarak ifade ederek, geleneksel kümeleme yöntemlerinin dikotomik sınırlılığını aşan bir yaklaşım sunmaktadır. Bu geleneksel yöntemler, bir bölgenin aidiyetini mutlak ve keskin sınırlarla (“ya bu kümede ya da ötekinde”) belirlerken, GK algoritması belirsizlikleri bulanık üyelik fonksiyonları aracılığıyla daha nüanslı ve esnek bir biçimde modellemektedir. Bu sayede, 2024’te TR33 (Manisa) bölgesinin Küme 1 (%53) ve Küme 3 (%46) arasında neredeyse ikiye bölünmesi veya TRC2 (Şanlıurfa) bölgesinin hem metropol (Küme 2, %56) hem de yüksek risk (Küme 1, %27) özellikleri göstermesi gibi “hibrit” veya “geçiş” profillerini net bir şekilde ortaya koymaktadır. Bu yaklaşım, Zadeh’in (1965) “bulanık küme” teorisinin belirsiz durumları açıklamadaki başarısını desteklemekte olup, Fan ve arkadaşlarının (2018) da benzeri sosyo-ekonomik verilerde bulanık yöntemlerin daha iyi çalıştığını gösteren araştırmalarıyla da uyumludur. Küme yapısındaki bu değişimin niteliği, uygulanan istatistiksel geçerlilik testleri ile de doğrulanmıştır: 2014 yılındaki daha ‘karışık’ ve geçişken yapı (PC: 0,7907, CE: 0.351), 2024’e gelindiğinde çok daha ‘net’ ve keskin bir kümelenebilirlik (PC: 0.9531, CE: 0.083) dönüşmüştür. Bu durum, 10 yıl içinde oluşan bu yeni bölgesel haritanın, istatistiksel olarak daha belirgin farklar taşıdığını göstermektedir.

Türkiye’de hanehalklarının önemli bir kısmı yoksulluğa düşme riski taşımaktadır. Kırılğanlıkta bölgesel farklılıklar belirgindir ve eğitim, istihdam ile sağlık durumu en kritik etkenlerdir. Yoksulluk, özellikle Doğu ve Güneydoğu Anadolu’da, yaşlılar, kadınlar, çocuklar ve engellilerde daha yüksektir. Batı bölgelerinde ve büyük şehirlerde oranlar görece daha düşüktür. Eğitim seviyesi, istihdam durumu, hane büyüklüğü ve sağlık durumu yoksulluk riskini belirleyen başlıca faktörlerdir (Dayıoğlu, M.ve Şeker, S. 2016, Saatci, E. ve Akpınar, E. 2007, Tekgüç, H. ve Akbulut, B. 2021, Karahasan, B.,ve Bilgel, F. 2021, Doğan, H., Özmen, K., Serçemeli, C., ve Alkan, Ö. 2025). Ancak, bu çalışmanın 2014 ve 2024 karşılaştırmalı analizi, literatürdeki bu klasik bulguların -Batı bölgelerinde yoksulluk oranları görece daha düşüktür- son on yılda yapısal bir değişime uğradığını ortaya koymaktadır. 2024 bulguları, yoksulluk riskinin metropol bölgelerde (Küme 2) görece olarak arttığını, Anadolu’nun birçok bölgesinde (Küme 3) ise görece olarak azaldığını göstererek, bu alandaki bölgesel dinamiklerin yeniden değerlendirilmesi gerektiğini işaret etmektedir.

Bu bulgular politika önerileri arasında, en yüksek yoksul sayısını ve yüksek yaşam maliyetini barındırdığından, sadece sosyal yardımlar değil, aynı zamanda yüksek yaşam maliyetlerini ve barınma krizini hedef alan “kentsel yoksulluk” politikaları öncelenmesi gerektiği yer almalıdır. 2024 Yüksek Risk Kümesi (Küme 1), en düşük yoksulluk eşiği (düşük gelir) ve en yüksek yoksulluk oranına sahip olduğundan, (Atkinson, 1987) teorisine uygun olarak, yoksulluğu azaltmak için doğrudan sosyal yardım programlarının (örneğin şartlı nakit destekleri) devamlılığı önemlidir. 2024 yılı verilerine göre düşük riskli (Küme 3), 2014’e göre görece iyileşme göstermiştir bu bölgelerde, elde edilen bu durumu sürdürülebilir kılabilecek, kapsayıcı büyüme yatırımları ve istihdam kalitesini artıracak politikalar öncelikli olmalıdır.

Sonuç olarak, bu çalışmada gerçekleştirilen Gustafson-Kessel (GK) kümeleme analizi ile Türkiye’nin bölgesel farklılıklarının sabit kalmadığını, aksine 10 yıl içinde yapısal bir değişim yaşadığı söylenebilir.

Kaynakça

1. Aksan, G. (2012). Yoksulluk ve Yoksulluk Kültürünün Toplumsal Görünimleri. *Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*(27), 9-19.
2. Atkinson, A. B. (1987). On the Measurement of Poverty. *Econometrica*, 55(4), 749-764.
3. Avşar, İ. İ. (2023). Lojistik Performans Endeksine Göre Seçilmiş Ülkelerin K-ortalamalar Yöntemi ile Kümeleneşmesi: Türkiye’nin Durumu. *Karadeniz Ekonomi Araştırmaları Dergisi*, 4(1), 44-61.
4. Avşar, İ. İ., & Serin, Z. V. (2020). Seçili kriptoparalarda kümeleme analizi. *Türk Sosyal Bilimler Araştırmaları Dergisi*, 5(1), 41-52.
5. Babuška, R., Van Der Veen, P., & Kaymak, U. (2002). Improved covariance estimation for Gustafson-Kessel clustering. 2002 IEEE World Congress on Computational Intelligence. 2002 IEEE International Conference on Fuzzy Systems. FUZZ-IEEE’02. Proceedings (Cat. No.02CH37291), 2, 1081-1085 vol.2. <https://doi.org/10.1109/fuzz.2002.1006654>.
6. Bezdek, J. C. (1981). *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. Plenum Press.
7. Bilgiç, M., & Stoeffler, Q. (2025). Growth, Crises, and COVID-19: Tracking Poverty Changes in Turkey From 2003 to 2021. *Review of Development Economics*. <https://doi.org/10.1111/rode.13196>.
8. Bilik, M. (2023). Examining entry and exit rates of poverty in Turkey: A dynamic probit regression analysis. *Economic Journal of Emerging Markets*. <https://doi.org/10.20885/ejem.vol15.iss2.art5>.
9. Cebrian, J., Imbernón, B., Soto, J., & Cecilia, J. (2021). Evaluation of Clustering Algorithms on HPC Platforms. *Mathematics*. <https://doi.org/10.3390/math9172156>.
10. Çalışkan, Ş. (2010). Türkiye’de gelir eşitsizliği ve yoksulluk. In *Journal of Social Policy Conferences* (No. 59, pp. 89-132). Istanbul University.
11. Dayıoğlu, M., & Şeker, S. (2016). Social Policy and the Dynamics of Early Childhood Poverty in Turkey. *Journal of Human Development and Capabilities*, 17, 540 - 557. <https://doi.org/10.1080/19452829.2016.1225700>.
12. Doğan, H., Özmen, K., Serçemeli, C., & Alkan, Ö. (2025). Demographic and socioeconomic factors affecting relative poverty level of older adults in Türkiye. *BMC Geriatrics*, 25. <https://doi.org/10.1186/s12877-025-06176-1>.
13. Dunn, J. C. (1973). A Fuzzy Relative of the ISODATA Process. *Journal of Cybernetics*, 3(3), 32-57.
14. Eurostat. (2023). *Income and Living Conditions*. Luxembourg: Eurostat.
15. Fadilah, Y., Sani, A., & Andrianingsih, A. (2025). APPLYING K-MEANS CLUSTERING FOR GROUPING PAPUA’S DISTRICTS BASED ON

- POVERTY INDICATORS ANALYSIS. *JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer)*. <https://doi.org/10.33480/jitk.v10i3.5865>.
16. Fan, J., et al. (2018). Fuzzy Clustering in Economic Data Analysis. *Journal of Economic Structures*, 7(1), 1-20.
 17. Ferraro, M., Giordani, P., & Serafini, A. (2019). fclust: An R Package for Fuzzy Clustering. *R J.*, 11, 198. <https://doi.org/10.32614/rj-2019-017>.
 18. Gemicioğlu, S., & Bildir, M. (2023). Türkiye’de sosyal yardımların gelir eşitsizliği ve yoksulluk üzerindeki etkisi: Garantili asgari gelir alternatifleri üzerine simülasyon çalışması. *Sosyal Güvenlik Dergisi*, 13(2), 229-250.
 19. Gustafson, D., & Kessel, W. (1978). Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. *1978 IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, 761-766. <https://doi.org/10.1109/cdc.1978.268028>.
 20. Güzel, S. (2018). Gelir eşitsizliği, refah ve mutluluk. *Anemon Muş Alparslan üniversitesi sosyal bilimler dergisi*, 6(3), 389-394.
 21. Jarupunphol, P., Kuptabut, S., & Sudjarid, W. (2025). Evaluating K-Means and K-Medoids clustering for household poverty analysis using random forests. *Multidisciplinary Science Journal*. <https://doi.org/10.31893/multiscience.2025557>.
 22. Karahasan, B., & Bilgel, F. (2021). The Topography and Sources of Multidimensional Poverty in Turkey. *Social Indicators Research*, 154, 413 - 445. <https://doi.org/10.1007/s11205-020-02557-8>.
 23. Kim, D., Lee, K., & Lee, D. (2005). Detecting clusters of different geometrical shapes in microarray gene expression data. *Bioinformatics*, 21 9, 1927-34 . <https://doi.org/10.1093/bioinformatics/bti251>.
 24. Krishnapuram, R., & Kim, J. (1999). A note on the Gustafson-Kessel and adaptive fuzzy clustering algorithms. *IEEE Trans. Fuzzy Syst.*, 7, 453-461. <https://doi.org/10.1109/91.784208>.
 25. Lasfeto, D., Setyorini, T., Mauta, J., Bria, M., & Nenobais, O. (2024). A simple classification and clustering of poverty in rural areas using machine learning. *Journal of Infrastructure, Policy and Development*. <https://doi.org/10.24294/jipd.v8i8.5938>.
 26. Marković, M., & Marjanović, I. (2025). Analysis of poverty in the European Union: A cluster approach. *Economics of Sustainable Development*. <https://doi.org/10.5937/esd2501029m>.
 27. Özdil, T., Yılmaz, İ., & Demir, G. (2024). Sociological and Economic Importance of the Concept of Poverty. *Journal of Eurasian Economies*. <https://doi.org/10.36880/j03.1.0132>.
 28. Öztornacı, B., & Şengül, H. (2023). Impact of social expenditures on multidimensional poverty in Turkey. *New Medit: Mediterranean Journal of Economics, Agriculture and Environment*, 22(3).

29. Öztürk, M., & Çetin, B. I. (2009). DÜNYADA VE TÜRKİYE’DE YOKSULLUK VE KADINLAR. *Journal of Yaşar University/Yaşar Üniversitesi E-Dergisi*, 4(16).
30. Paradilla, Y., Hayati, M., & Sifriyani, S. (2023). Implementation of the fuzzy gustafson-kessel method on grouping districts/cities in kalimantan island based on poverty issues factors. *Barekeng: Jurnal Ilmu Matematika dan Terapan*. <https://doi.org/10.30598/barekengvol17iss1pp0125-0134>.
31. Rahman, M., Sani, N., Hamdan, R., Othman, Z., & Bakar, A. (2021). A clustering approach to identify multidimensional poverty indicators for the bottom 40 percent group. *PLoS ONE*, 16. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0255312>.
32. Rousseeuw, P. J. (1987). Silhouettes: A Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 20, 53-65.
33. Saatci, E., & Akpınar, E. (2007). Assessing poverty and related factors in Turkey.. *Croatian medical journal*, 48 5, 628-35 .
34. Sari, F., & Ediwijoyo, S. (2023). Clustering Analysis Using K-Medoids on Poverty Level Problems in Central Java by District/City. *KnE Social Sciences*. <https://doi.org/10.18502/kss.v8i9.13321>.
35. Sen, A. (1976). Poverty: An Ordinal Approach to Measurement. *Econometrica*, 44(2), 219-231.
36. Sezgin, B., & Sezgin, Ş. (2021). The Impact of Food Inflation on Poverty in Turkey. *Equinox Journal of Economics Business and Political Studies*. <https://doi.org/10.48064/equinox.995580>.
37. Talingdan, J. (2019). Data Mining Using Clustering Algorithm as Tool for Poverty Analysis. *Proceedings of the 2019 8th International Conference on Software and Computer Applications*. <https://doi.org/10.1145/3316615.3316672>.
38. Tekgüç, H., & Akbulut, B. (2021). A Multidimensional Approach to the Gender Gap in Poverty: An Application for Turkey. *Feminist Economics*, 28, 119 - 151. <https://doi.org/10.1080/13545701.2021.2003837>.
39. TÜİK. (2023). Yoksulluk İstatistikleri. Ankara: Türkiye İstatistik Kurumu.
40. Verma, R., Tiwari, R., & Thakur, P. (2023). Partition Coefficient and Partition Entropy in Fuzzy C Means Clustering. *Journal of Scientific Research and Reports*. <https://doi.org/10.9734/jsrr/2023/v29i121812>.
41. Yanar, R., & Şahbaz, A. (2013). Gelişmekte Olan Ülkelerde Küreselleşmenin Yoksulluk ve Gelir Eşitsizliği Üzerindeki Etkileri. *Eskişehir Osmangazi Üniversitesi İktisadi Ve İdari Bilimler Dergisi*, 8(3), 55-74.
42. Zadeh, L. A. (1965). Fuzzy Sets. *Information and Control*, 8(3), 338-353.