

BULANIK KÜMELEME ANALİZİ İLE TÜRKİYE'DEKİ İLLERİN SOSYO EKONOMİK AÇIDAN SINIFLANDIRILMASI

CLASSIFYING PROVINCES OF TURKEY BY USING FUZZY CLUSTER ANALYSIS BASED ON SOCIO- ECONOMIC FACTORS

Arş.Gör. Veli YILANCI*

ÖZET

Bu çalışmada, Türkiye'deki 81 il, 11 sosyoekonomik değişken ile bulanık kümeleme yöntemi kullanılarak analiz edilmiştir. Ayrıca, karşılaştırma yapmak amacıyla k-ortalamlar yöntemi de kullanılmıştır. Bulanık kümeleme analizinin sonuçları, illeri iki farklı kümeye ayırmıştır. Elde edilen sonuçlar incelendiğinde, bulanık kümeleme analizinin homojen birimlerin kümelenebilmesinde gücünün azaldığı, k-ortalamlar yönteminin ise önsel olarak belirlenen küme sayısına karşı duyarlı olduğu görülmektedir.

ABSTRACT

In this study, we used 11 socio-economic variables to classify the provinces of Turkey by using fuzzy cluster analysis. We also used k-means clustering to make a comparison. Fuzzy cluster analysis grouped the provinces into two clusters. The results indicate that; fuzzy cluster analysis loses power when we use homogeneous objects and k-means clustering is sensitive to the cluster number which is chosen a priori.

Bulanık Kümeleme Analizi, sosyoekonomik faktörler.
Fuzzy Cluster Analysis, Socio-economic factors.

1. GİRİŞ

Bir ülkenin bölgeleri veya illeri arasında sosyal ve ekonomik kaynakların eşit olarak dağılmaması nedeniyle meydana gelen bölgesel dengesizlik, o ülkenin bir bütün olarak kalkınmasını engelleyen unsurların başında gelmektedir. Sadece geri kalmış değil, aynı zamanda gelişmiş ülkelerin de temel sorunlarından biri haline gelen bu dengesizlikler; ekonomik, coğrafi, sosyal faktörler tarafından belirlenmektedir. Hem

* İstanbul Üniversitesi, İktisat Fakültesi, Ekonometri Bölümü.

gelişmiş, hem de az gelişmiş bölgeler için bir sorun teşkil eden¹ bölgesel gelişmişlik farkının ortadan kaldırılması amacıyla uygun politikalar üretilmesi için TÜİK ve DPT gibi kurumlar bu faktörlerden yararlanarak çeşitli tarihlerde illerin ve bölgelerin gelişmişlik seviyelerini inceleyen çalışmalar yapmaktadır. Bu çalışmanın amacı, bulanık kümeleme analizini kullanarak illeri sosyoekonomik gelişmişlik seviyelerine göre kümelere ayırarak bu ve benzeri çalışmalara katkıda bulunmaktır.

Kümeleme analizi genellikle tıp (Çelik vd.², Guinot vd.³ ve Çelik vd.⁴ gibi), jeoloji (Atilla ve Arıkan⁵ gibi), veterinerlik (Doğan⁶ ile Erdoğan ve Özbeyaz⁷ gibi) ve spor (Zırhlıoğlu ve Karaca⁸ ile Vincent ve Eastman⁹ gibi) gibi disiplinlerde sıklıkla kullanılan bir desen tanıma tekniği olsa da son yıllarda ekonomi alanında da sıklıkla kullanılmaya başlanılmıştır. Sosyoekonomik değişkenler itibarıyla, illeri bulanık kümeleme analiziyle sınıflandırmaya çalışacak bu çalışmanın incelediği iktisadi konusunun daha önceki birçok çalışmada gerek ülkeler, gerek iller, gerekse ilçeler bazında kümeleme analizinin çeşitli teknikleriyle analiz edildiği görülmektedir.

Sosyoekonomik açıdan Türkiye'nin de içinde bulunduğu ülkeleri inceleyen çalışmalardan dikkati çekenleri şu şekilde özetlemek mümkündür: Şahin ve Hamarat¹⁰, çalışmalarında bulanık kümeleme analizini kullanarak

-
- ¹ Genellikle göç alma yönünde eğilim gösteren gelişmiş iller de eğitim ve sağlık hizmetleri yetersizlikleri; arsa ve konut ihtiyacı, trafik sıkışıklığı gibi büyük kent sorunları kamu maliyesine ek bir yük getirirken, geri kalmış bölgelerde ise gelişmiş bölgelere olan göçler nedeniyle, yerel efektif talep hacminin azalması, işgücü ve sermayenin bölge dışına akması söz konusu olmaktadır (Bülent DİNÇER, Metin ÖZASLAN ve Taner KAVASOĞLU, **İllerin Sosyo-Ekonomik Gelişmişlik Sıralaması Araştırması**, DPT. Bölgesel Gelişme ve Yapısal Uyum Genel Müdürlüğü, Ankara, 2003, s. 9-10.).
- ² H. Coşkun ÇELİK, Ömer SATICI ve M. Yusuf ÇELİK, "Sağlık Personellerinde Kronik Sigara İçme Alışkanlığı Olanların Tutumlarına İlişkin Değişkenlerin Kümeleme Analizi (Cluster Analysis)", **Dicle Tıp Dergisi**, C. 25, S. 1, 2005, s. 20-25.
- ³ Christiane GUINOT, Julie LATREÏLLE, Michel TENENHAUS ve Denis J-M. MALVY, "Global Classification of Human Facial Healthy Skin Using PLS Discriminant Analysis and Clustering Analysis", **International Journal of Cosmetic Science**, C. 23, S. 2, 2001, s.67-73.
- ⁴ M. Yusuf ÇELİK, Perran TOKSÖZ, Ömer SATICI, Fatma ÇELİK ve Ersen İÇLİN, "Aile Planlaması Yöntemi Kullanan Kadınların Doğurganlık Özelliklerinin Kümeleme Analiz Yöntemleri ile Değerlendirilmesi", **Dicle Tıp Dergisi**, C. 19, S. 1-2, 1992, s. 37-44.
- ⁵ A. Özlem ATILLA ve Alparslan ARIKAN, "Antalya Lîaverten Platosu Yeraltısulunun Kümeleme ve Faktör Analizi ile Sınıflandırılması", **Jeoloji Mühendisliği**, C. 25, S. 1, 2001, s. 41-53.
- ⁶ İsmet DOĞAN, "Kümeleme Analizi ile Seleksiyon", **Turkish Journal of Veterinary and Animal Sciences**, C.26, S.1, 2002, s. 47-53.
- ⁷ Metin ERDOĞAN ve Ceyhan ÖZBEYAZ, "Investigation of Blood Protein Polymorphism and Estimation of Genetic Distances in Some Dog Breeds in Turkey", **Turkish Journal of Veterinary and Animal Sciences**, C. 28, S. 3, 2004, s. 583-590.
- ⁸ Gürol ZIRHLIOĞLU ve Süha KARACA, "Genç Bayanlar Dünya Voleybol Şampiyonasına Katılan Sporcuların Kümeleme Analizi ile İncelenmesi", **Spor Bilimleri Dergisi**, C. 17, S. 1, 2006, s. 20-25.
- ⁹ Claude B. Vincent, ve Byron Eastman, "Defining the Style of Play in the NHL: An Application of Cluster Analysis", **Journal of Quantitative Analysis in Sports**, C. 5, S.1, 2009, Makale: 10.
- ¹⁰ Mehmet ŞAHİN ve Bahattin HAMARAT, "G10 - Avrupa Birliği ve OECD Ülkelerinin Sosyo-Ekonomik Benzerliklerinin Fuzzy Kümeleme Analizi İle Belirlenmesi", **erc/ODTÜ Uluslararası Ekonomi Kongresi VI**. 11-14 Eylül 2002, s. 1-19, Ankara.

G10, Avrupa Birliği (AB) ve OECD ülkelerini sosyoekonomik göstergelere göre ne şekilde kümelendiklerini araştırmışlardır. Turanlı vd.¹¹, AB'ye üye ülkeler ve aday ülkeleri ekonomik benzerliklere göre k-ortalama tekniğini kullanarak analiz etmişlerdir. Sandal vd.¹², 47 ülkeye ait 37 sosyoekonomik değişken yardımıyla Türkiye'nin ülkeler bazında konumunu bulmak için aşamalı kümeleme analizi kullanmışlardır. Erkekoğlu¹³ ise çalışmasında 25 AB ülkesiyle birlikte Türkiye ve AB'ye aday üye olan Romanya ve Bulgaristan'ı 39 değişken yardımıyla kümeleme analizi kullanarak beş gruba ayırmıştır.

Kümeleme analizini kullanarak sadece ülkeler değil iller ve ilçeler de sosyoekonomik açıdan kümelenebilir çalışılmıştır: Özmen¹⁴, 45 ilçeyi 18 sosyal ve ekonomik göstergeyle temel bileşenler, çok boyutlu ölçekleme ve kümeleme analizi kullanarak incelemiştir. Koç¹⁵ çalışmasında, hem aşamalı hem de aşamalı olmayan kümeleme analizi yöntemleri kullanarak 22 değişkenle Türkiye'deki illeri 15 kümeye ayırmıştır. Karabulut vd.¹⁶ ise Türkiye'deki 81 ili 54 sosyoekonomik değişken yardımıyla aşamalı kümeleme analizi kullanarak 15 gruba ayırmıştır.

Çalışmanın bundan sonraki bölümünde, uygulama kısmında kullanılacak olan bulanık kümeleme analizi hakkında bilgi sunulacak, 3. bölümde veri seti ile uygulama sonuçlarına yer verilecek ve çalışma sonuç kısmının yer aldığı 4. kısım ile sonlandırılacaktır.

2. BULANIK KÜMELEME ANALİZİ

Kümeleme analizi, bir veri matrisinde yer alan ve gruplamaları bilinmeyen birimleri birbirleriyle benzer alt kümeler ayırmaya yarayan yöntemler topluluğudur¹⁷. Veri setinde yer alan değişkenler itibarıyla, bireyler arasındaki uzaklık temel alınarak, benzer bireylerin aynı kümelere toplanması ve yeni bir bireyin hangi gruba dâhil olduğunun tahmin edilmesi kümeleme analizinin esasını teşkil etmektedir¹⁸.

¹¹ Münevver TURANLI, Ünal H. ÖZDEN ve Serdar TÜREDİ, "Avrupa Birliği'ne Aday ve Üye Ülkelerin Ekonomik Benzerliklerinin Kümeleme Analiziyle İncelenmesi", **İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, S. 9, 2006, s. 95-108.

¹² Ersin Kaya SANDAL, Murat KARABULUT ve Mehmet GÜRBÜZ, "Sosyo-Ekonomik Kriterler Bakımından Türkiye'nin Konumu ve Avrupa Birliği", **Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, C. 15, S. 1, 2005, s. 1-14.

¹³ Hatice ERKEKOĞLU, "AB'ye Tam Üyelik Sürecinde Türkiye'nin Üye Ülkeler Karşısındaki Görelî Gelişme Düzeyi: Çok Değişkenli İstatistiksel Bir Analiz", **Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, C. 14, S. 2, 2007, s. 28-50.

¹⁴ İlknur ÖZMEN, "İlçelerin Sosyo-Ekonomik Gelişmişlik Sıralaması ve Gruplandırılmasına İlişkin Bir Çalışma", **Hazine Dergisi**, S. 11, 1998, s. 41- 61.

¹⁵ Selçuk KOÇ, "Türkiye'de İllerin Sosyo-Ekonomik Özelliklere Göre Sınıflandırılması", **5. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu**, Çukurova Üniversitesi, Adana, 2001.

¹⁶ Murat KARABULUT, Mehmet GÜRBÜZ ve Ersin Kaya SANDAL, "Hiyerarşik Kluster (Küme) Tekniği Kullanılarak Türkiye'de İllerin Sosyo-Ekonomik Benzerliklerinin Analizi", **Coğrafi Bilimler Dergisi**, C. 2, S. 2, 2004, s. 71-85.

¹⁷ ÖZDAMAR, s. 279.

¹⁸ DOĞAN, s. 48.

Kümeleme analizi kümelere olan üyelik kayıtlarına göre katı, bulanık ve olasılıklı olmak üzere 3 farklı açıdan incelenebilir. Katı kümelemede kümeye üyelik kaydı booleca (boolean)'dir¹⁹. Yani gözlemler ya bir kümeye üyedirler ya da değildirler. Bulanık kümelemede, 0 ile 1 arasında değişen bir üyelik kaydı ve verilerin aynı anda birden fazla kümeye üyeliği söz konusu olmaktadır. Olasılıklı kümeleme analizinde ise üyelik yine boolecadır ama bu yöntemde kümelere atanmada bir olasılık dağılımı vardır²⁰.

Bulanık kümeleme yönteminde üyelik olasılıklarının toplamı daima 1 olmak üzere, bir birimin bir kümede olma olasılığı tüm olası kümeler arasında 0 ile 1 arasında değişir²¹. Bu durum, veri noktalarının aynı anda birden fazla kümeye ait olabileceğini göstermektedir. Kümeye üyelikler bulanık olduğu için veri noktasının hangi kümeye ait olduğunu gösteren tek bir değer yoktur, onun yerine bir değerler kümesi vardır²². Birim bir bölümüyle bir kümeye ait iken, bir bölümüyle kümenin dışındadır ve en yüksek olasılığa sahip olduğu kümeye atanır²³. Dolayısıyla klasik katı kümeleme yöntemlerini, bulanık kümelemenin bir alt durumu olarak ele almak mümkündür²⁴.

Bu çalışmada, kullanılacak olan FANNY algoritması aşağıdaki amaç fonksiyonunu minimize etmeye çalışır²⁵ :

$$C = \sum_{v=1}^K \frac{\sum_{i,j=1}^n u_{iv}^2 u_{jv}^2 d(i,j)}{2 \sum_{j=1}^n u_{jv}^2}$$

Burada $d(i,j)$, i ve j nesnesi arasındaki uzaklık ya da farklılığı gösterirken; u_{iv} , i nesnesinin v kümesine olan bilinmeyen üyeliğini, k ise küme sayısını göstermektedir. Üyelik fonksiyonları için $u_{iv} \geq 0$ (tüm $i = 1, \dots, n$ ve tüm $v = 1, \dots, k$ için) ve $\sum_{v=1}^k u_{iv} = 1 = 100\%$ (tüm $i = 1, \dots, n$ için) sınırlamaları geçerlidir. Bu sınırlamalar üyeliğin negatif değer alamayacağını

¹⁹ TDK Terim sözlüğünde (<http://www.tdkterim.gov.tr/>) "boolean"ın karşılığı olarak "booleca" ifadesi yer almaktadır.

²⁰ Vıcenç TORRA, "Fuzzy c Means for Fuzzy Hierarchical Clustering", **FUZZ-IEEE 2005**, Reno, Nevada, 22-25 Mayıs 2005, s. 646.

²¹ ÖZDAMAR, s. 345.

²² Christian DORING, Marie-Jeanne LESOT ve Rudolf KRUSE, "Data Analysis with Fuzzy Clustering Methods", **Computational Statistics & Data Analysis**, C. 51, S. 1, 2006, s. 194.

²³ Bülent TÛTMEZ ve Erhan TERCAN, "Bulanık Modelleme Yaklaşımının Tenör Kestiriminde Kullanılması", **Madencilik**, C. 45, S. 2, 2006, s. 40.

²⁴ ŞAHİN ve HAMARAT, s. 6.

²⁵ Ekrem Tufan ve Bahattin Hamarat, "Clustering of Financial Ratios of The Quoted Companies Through Fuzzy Logic Method", **Journal of Naval Science and Engineering**, C. 1, S. 2, 2003, s.127.

ve her nesnenin değişik kümeler üzerinde dağılmış toplam bir kesin üyeliğe sahip olduğunu gösterir. Amaç fonksiyonu, yinelemeli algoritma aracılığıyla bu sınırlamaları dikkate alarak minimize edilebilir. Bu algoritma, satırlarının toplamı 1'e eşit olan ve elemanları her nesnenin ilgili kümeye aitlik derecesini gösteren $U_{n \times k}$ katsayılar matrisi oluşturur²⁶. Bu katsayılardan birinin çok büyük olması halinde, birimin yüksek ihtimalle o gruba ait olduğu sonucu ortaya çıkar.

Her birim tüm kümelerde eşit üyeliğe sahipse, kümeleme tamamen bulanık olur. Diğer yandan her birimin bazı kümelerde üyeliğinin 1, diğer tüm kümelerde üyeliği 0 olması halinde ise o halde kümeleme tamamen katı olur. Kümelemenin ne kadar katı veya bulanık olduğu hakkında bir bilgi sahibi olabilmek için Dunn'ın parçalama katsayısını hesaplamak gereklidir²⁷:

$$F(u) = \sum_{i=1}^n \sum_{v=1}^k u_{iv}^2 / n$$

Bu değer her zaman $\left[\frac{1}{k}, 1\right]$ aralığında bulunur. Bu katsayı, tamamen

bulanık kümeleme durumunda tüm $u_{iv} = \frac{1}{k}$ olduğundan $F(u) = nk \frac{1}{nk^2} = \frac{1}{k}$ değerini alacaktır, tamamen katı kümeleme durumundaysa tüm $u_{iv} = 0$ ve $F(u) = \frac{n}{n} = 1$ olacaktır.

Küme sayısından bağımsız olarak normalleştirilen ve değeri 0 ile 1 arasında değişen normalleştirilmiş Dunn katsayısı

$$F_n(u) = \frac{F_k - (1/k)}{1 - (1/k)} = \frac{kF_k - 1}{k - 1}$$

şeklinde elde edilebilir²⁸. Bu katsayının 0

olması tamamen bulanıklığı gösterirken, 1 değerini alması ise güçlü kümelenmeyi göstermektedir. Bu katsayıya aynı zamanda bulanıksızlık endeksi de (nonfuzziness index) denilmektedir²⁹.

Dunn katsayısına alternatif olarak kullanılan Kaufman ayrıştırma katsayısı ise şu şekilde hesaplanabilir:

$$D(U) = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^K \sum_{i=1}^N (h_{ik} - m_{ik})^2$$

²⁶ Dmitri Boreiko, "EMU and Accession Countries: Fuzzy Cluster Analysis of Membership", *International Journal of Finance & Economics*, C. 8, S. 4, 2003, s. 311.

²⁷ ŞAHİN ve HAMARAT, s. 7.

²⁸ ÖZDAMAR, s. 346.

²⁹ ŞAHİN ve HAMARAT, s. 7.

Normalleştirilmiş Kaufman katsayısı ise $D_n(U) = \frac{D(U)}{1-(1/K)}$ şeklinde hesaplanır. $D(U)$ katsayısı 0 ile $(1-1/K)$ arasında değişim gösteren, 0 değeri güçlü, $1-1/K$ değeri ise bulanık kümelenmeyi gösteren bir katsayıdır³⁰. Uygun küme sayısı olarak, $F_n(u)$ 'nin büyük, $D_n(U)$ 'nin ise küçük olduğu değer seçilir³¹.

Bulanık kümeleme yönteminde birimlerin ne kadar iyi şekilde kümelendiği gölge (silhouette) istatistiği ile belirlenebilir. Her birim için gölge istatistiğini şu şekilde hesaplamak mümkündür³²:

$$s(i) = \begin{cases} 1 - a(i)/b(i), & a(i) < b(i) \text{ iken,} \\ 0, & a(i) = b(i) \text{ iken,} \\ b(i)/a(i) - 1, & a(i) > b(i) \text{ iken.} \end{cases}$$

Bu katsayıyı aynı zamanda şu formülden yararlanarak hesaplamak ta mümkündür:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))}$$

Bu eşitlikte yer alan $a(i)$ ve $b(i)$ şu şekilde tanımlanabilir; i 'nin bir A kümesinde yer alan nesne olduğu ve A 'nın i dışında da nesne içerdiği ve ayrıca A 'dan farklı olan bir C kümesinin var olduğu ile $d(i, C)$ 'nin, i 'nin C 'deki tüm nesnelere olan ortalama uzaklık olduğu varsayılınsın. Bu durumda, $a(i)$, A 'nın tüm diğer nesnelere i arasındaki ortalama farklılık olarak tanımlanabilir ve $b(i)$ ise $\min_{C \neq A} d(i, C)$ ile elde edilebilir³³.

A kümesinin tek eleman içermesi halinde $s(i)$ sifıra eşitlenir. $s(i)$ 'nin 1'e yakın değer alması sınıflamanın iyi yapılmış olduğunu, 0'a yakın olması da kümelemeye karar vermedeki belirsizliği gösterir. Negatif değerler ise birimlerin yanlış sınıflanmış olduğunu gösterir.

³⁰ ÖZDAMAR, s. 346.

³¹ NCSS User's Guide – IV, **Multivariate Analysis, Clustering, Meta-Analysis, Forecasting / Time Series, Operations Research, and Mass Appraisal**, USA, 2006, s.241.

³² Peter J. Rousseeuw, "Silhouettes: a Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis", **Journal of Computational and Applied Mathematics**, C. 20, S.1, 1987, s. 56.

³³ ROUSSEEUW, s. 55.

3. VERİ SETİ ve UYGULAMA SONUÇLARI

Türkiye'deki 81 ili sosyoekonomik açıdan kendi içinde benzer kümelere ayırmayı amaçlayan bu çalışmada sosyoekonomik faktörleri ölçmek amacıyla nüfus yoğunluğu, yüksek öğretim mezunlarının oranı, bebek ölüm hızı, işsizlik oranı³⁴, 10.000 kişiye düşen özel otomobil sayısı, toplam tarımsal üretim değerleri, kişi başına düşen gayri safi yurtiçi hasıla, kamu yatırım harcamaları, hekim başına düşen nüfus sayısı, emekli aylığı alan toplam kişi sayısı ve toplam aktif sigortalı sayısı³⁵ olmak üzere 11 değişken kullanılmıştır.

Bulanık kümeleme analizinde uygun küme sayısını belirlemek amacıyla kullanılan istatistiklerin yer aldığı tablo aşağıda görüldüğü gibidir.

Tablo 1: Küme Sayısını Belirlemeye İlişkin İstatistikler

Küme Sayısı	Ortalama Uzaklık	Ortalama Gölge İstatistiği	F	$F_n(u)$	$D(U)$	$D_n(U)$
2	24,1683	0,2192	0,5000	0	0,4996	0,9992
3	16,1122	-1	0,3333	0	0,6726	1,0089
4	12,0841	-1	0,2500	0	0,7580	1,0107
5	9,6673	-1	0,2000	0	0,8092	1,0115
6	8,0561	-1	0,1667	0	0,8431	1,0117
7	6,9052	-1	0,1429	0	0,8674	1,0119
8	6,0420	-1	0,1250	0	0,8856	1,0121
9	5,3707	-1	0,1111	0	0,8995	1,0119

Not: F , Dunn Katsayısını, $F_n(u)$ normalleştirilmiş Dunn katsayısını, $D(u)$ Kaufman katsayısını, $D_n(u)$ ise normalleştirilmiş Kaufman katsayısını göstermektedir.

Uygun küme sayısını olarak normalleştirilmiş Dunn katsayısının ($F_n(u)$) büyük, normalleştirilmiş Kaufman katsayısının ($D_n(u)$) ise küçük olduğu değer seçilir. Tabloda da görüleceği üzere küme sayısı 2 iken bu koşul yerine gelmektedir.

Kümeleme analizinde, birbirlerine benzer bireyleri bulmak için bireyler aralarındaki uzaklığın hesaplanması gerekmektedir. Uzaklık matrisi denilen ve genellikle D ile gösterilen matrisi elde etmek amacıyla çeşitli uzaklık ölçütlerinden yararlanılır. Literatürde Öklid, Karesel Öklid, Binary Öklid, Pearson, Manhattan, Mahalanobis, Canberra, Minkowski ve Chebyshev gibi uzaklıklar kullanılmaktadır. Bulanık kümeleme analizi uygulamasında kullanılacak olan Öklid uzaklığı tüm değişkenlerin sürekli olması halinde uygulanan ve Pisagor teoremine göre, iki nokta arasındaki doğrusal en kısa uzaklığı veren bir uzaklık ölçütüdür. Bu ölçütün en büyük avantajı, iki bireyin arasındaki uzaklığın, veri setine yeni eklenen bireylerden

³⁴ Bu 4 değişkene ait veriler Türkiye İstatistik Kurumu Bölgesel İstatistiklerden elde edilmiştir.

³⁵ Bu 7 değişkene ait veriler Devlet Planlama Teşkilatı İller ve Bölgelere Göre Çeşitli Göstergeler'den elde edilmiştir.

etkilenmemesi iken, ölçekler arasındaki farklardan etkilenmesi ise önemli bir dezavantaj olarak göze çarpmaktadır³⁶. Öklid uzaklığı aşağıdaki formülle hesaplanılabılır.

$$d(i, j) = \sqrt{\sum_{k=1}^p \bar{a} (X_{ik} - X_{jk})^2}$$

Uzaklık ölçütü olarak Öklid'in kullanıldığı bulanık kümeleme analizinin sonuçları Ek-1'de görüldüğü gibidir. Kümeleme analizinin özeti ise Tablo 2'de görüldüğü gibidir.

Tablo 2: Bulanık Kümeleme Analizi Sonuçlarına Göre İllerin Kümelenmesi

Küme No:	İller
1. Küme	Adana, Amasya, Ankara, Antalya, Artvin, Aydın, Balıkesir, Bilecik, Bolu, Burdur, Bursa, Çanakkale, Denizli, Edirne, Elazığ, Eskişehir, Hatay, Isparta, İstanbul, İzmir, Karabük, Karaman, Kastamonu, Kayseri, Kırıkkale, Kırklareli, Kırşehir, Kocaeli, Konya, Kütahya, Malatya, Manisa, Mersin, Muğla, Nevşehir, Niğde, Rize, Sakarya, Samsun, Tokat, Tunceli, Uşak, Yalova, Zonguldak
2. Küme	Adıyaman, Afyon, Ağrı, Aksaray, Ardahan, Bartın, Batman, Bayburt, Bingöl, Bitlis, Çankırı, Çorum, Diyarbakır, Düzce, Erzincan, Erzurum, Gaziantep, Giresun, Gümüşhane, Hakkâri, Iğdır, K.Maraş, Kars, Kilis, Mardin, Muş, Ordu, Osmaniye, Siirt, Sinop, Sivas, Şanlıurfa, Şırnak, Tekirdağ, Trabzon, Van, Yozgat

Tablo 2'de birinci kümede yer alan illeri sosyoekonomik açıdan gelişmiş, ikinci kümede yer alan illeri ise sosyoekonomik açıdan az gelişmiş iller olarak sınıflandırmak mümkündür. Analiz sonuçlarına göre politika yapımcıların ikinci kümede yer alan illeri sosyoekonomik açıdan geliştirecek yatırımlarda bulunmaları gerekmektedir. Bunun yanı sıra, gelişmiş olarak tanımlanan birinci kümede yer alan illerde ise, gelişmişlik ve beraberinde getirdiği göç olgusuyla birlikte yaşanan dengesizlikleri giderme yönünde politika izlenmesi gerekmektedir.

Bulanık kümeleme analiziyle karşılaştırma yapabilmek amacıyla katı kümeleme analizi yöntemlerinden k-ortalamlar yöntemi de kullanılacaktır. Katı kümeleme analizinde gruplanmamış veriler, benzerliklerine göre sınıflanarak ait oldukları kümelere atanırlar. Bu analizde veriler ya bir kümenin üyesidir ya da değildir ilkesi geçerlidir. k – ortalama

³⁶ ZHANG, Junping, "Cluster Analysis", <http://www.iipl.fudan.edu.cn/~zhangjp/literatures/cluster%20analysis/Cluster%20Analysis.htm>, Erişim Tarihi: 10.07.2009.

teknğinde gözlemler, küme içi kareler toplamı minimum olacak şekilde veri olarak verilen k kümeye bölünür³⁷. Buradaki amaç küme içi benzerliklerin maksimum, kümeler arası benzerliklerin ise minimum olmasını sağlamaktır³⁸. Yöntemin ilk aşamasında, daha sonra kümelerin ortalama vektörleri ile yer değiştirecek olan k nokta çekirdek olarak kabul edilir. Çekirdekler seçildikten sonra, veri setinde geriye kalan $n-k$ nokta en yakın çekirdeğe atanır. Üye sayısı 1'i geçen her kümenin çekirdeği, ortalama vektörü ile değiştirilir. Tüm birimler kümelere atandıktan sonra, birimlerin küme ortalama vektörlerine olan uzaklıkları hesaplanır ve en yakın birimler bir araya getirilir. Bu süreç daha fazla gelişim olmayıncaya kadar devam ettirilir³⁹. Bu yöntemin dezavantajı küme sayısının önsel olarak bilindiği varsayımdır.

k -ortalamalar yönteminde genellikle Mahalanobis uzaklığı kullanılmaktadır. Bu ölçüt iki değişken arasındaki hem korelasyonu hem de kovaryansı dikkate alır ve şu formülle hesaplanılabılır⁴⁰:

$$Md_{ik}^2 = \frac{1}{1-r^2} \left[\frac{(x_{i1} - x_{k1})^2}{S_1^2} + \frac{(x_{i2} - x_{k2})^2}{S_2^2} + \frac{2r(x_{i1} - x_{k1})(x_{i2} - x_{k2})}{S_1 S_2} \right]$$

Buradaki r korelasyon S ise kovaryans matrisidir. Varyansların 1, korelasyonların ise 0 olması durumunda, Mahalanobis uzaklığı ile Öklid uzaklığı benzer olacaktır.

Bulanık kümeleme analizinden elde edilen sonuçlarla karşılaştırma yapabilmek amacıyla küme sayısı 2 olarak kabul edildiğinde yapılan k -ortalamalar yönteminden elde edilen sonuçlar Ek-2'de görüldüğü gibidir. Kümelemenin özeti ise Tablo 3'te verilmektedir.

³⁷ Hüseyin Tatlıdıl, **Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz**, Akademi Matbaası, Ankara, 1992, s. 258.

³⁸ Meral DEMİRALAY, A. Yılmaz ÇAMURCU, "Cure, Agnes ve K-Means Algoritmalarındaki Kümeleme Yeteneklerinin Karşılaştırılması", **İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi**, S. 8, 2005, s. 4.

³⁹ Alvin C. RENCHER, **Methods of Multivariate Analysis**, Wiley-Interscience, ABD, 2. Baskı, 2002, s. 482.

⁴⁰ Hatice ÖZKAN, "**Kümeleme Analizi ve Bankalar Üzerine Bir Uygulama**", İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, 2000, s.43.

Tablo 3: Küme Sayısı 2 İçin k-ortalamalar Analizi Sonuçları

Küme No:	İller
1. Küme	Ankara, İstanbul, İzmir
2. Küme	Adana, Adıyaman, Afyon, Ağrı, Aksaray, Amasya, Ardahan, Antalya, Artvin, Aydın, Balıkesir, Bartın, Batman, Bayburt, Bilecik, Bingöl, Bitlis, Bolu, Burdur, Bursa, Çanakkale, Çankırı, Çorum, Denizli, Diyarbakır, Düzce, Edirne, Elazığ, Erzincan, Erzurum, Eskişehir, Gaziantep, Giresun, Gümüşhane, Hatay, Hakkâri, Iğdır, Isparta, K.Maraş, Karabük, Karaman, Kars, Kastamonu, Kayseri, Kırıkkale, Kırklareli, Kırşehir, Kilis, Kocaeli, Konya, Kütahya, Malatya, Manisa, Mardin, Mersin, Muğla, Muş, Nevşehir, Niğde, Ordu, Osmaniye, Rize, Sakarya, Samsun, Siirt, Sinop, Sivas, Şanlıurfa, Şırnak, Tekirdağ, Tokat, Trabzon, Tunceli, Uşak, Van, Yalova, Yozgat, Zonguldak

Tablo 3'te görüleceği üzere küme sayısının 2 olarak kabul edilip, k-ortalamalar yönteminin uygulanması halinde sadece diğer şehirlerden oldukça farklı olan Ankara, İstanbul ve İzmir illeri ayrı bir küme oluştururken, diğer iller de ayrı bir küme oluşturmuştur. Diğer bir deyişle bu yöntem sadece uç değerleri ele alıp bunlarla ayrı bir küme oluşturmayı sağlamıştır.

Uygulama sonuçlarını şu şekilde değerlendirmek mümkündür: Yapılan bulanık kümeleme analizinin sonuç özetlerinin yer aldığı Tablo 1'deki değerlere dikkat edilirse $F_n(u)$ katsayısının tüm küme sayılarında 0 değerini aldığı görülmektedir. Bu durum veri setinin bulanık olduğunu diğer bir deyişle gözlemlerin birbirine yakın değerlerden oluştuğunu göstermektedir. Bulanık kümeleme analizi ile sosyoekonomik açıdan sınıflama yapan Şahin ve Hamarat (2001)'in çalışmasında bu değerlerin 0'dan farklı olduğu görülmektedir. Bunun nedeni Şahin ve Hamarat (2001)'in çalışmasında birim olarak ülkelerin alınması, bu çalışmada ise Türkiye'de yer alan illerin birim olarak çalışmaya dahil edilmesidir. Aynı ülkede yer alan iller arasında kullanılan değişkenler bakımından çok fazla farklılık olmadığından $F_n(u)$ katsayısı bu çalışmada 0 olarak elde edilmiştir. Ayrıca gölge istatistiğinin 0'a yakın olması da benzer sonuçları gündeme getirmektedir. Çünkü bu değerlerin 0'a olan yakınlığı kümelemeye karar vermede ki belirsizliği göstermektedir. Aynı zamanda, Ek-1'de yer alan illerin 2 kümenin herhangi birinde olma olasılıkları incelendiğinde, bu değerlerin 0,5'e oldukça yakın değerler aldığı ve bazı illerde bu değerlerin 0,5 olduğu görülmektedir. Bu durum, iller arasında bulanık kümeleme analizine göre sosyoekonomik açıdan oldukça büyük farklar olmadığını göstermektedir. Dolayısıyla, bulanık kümeleme analizini ülke grupları gibi aralarındaki farkın belirgin olduğu birimler arasında kullanmanın faydalı olduğu ifade edilebilir.

Yapılan k-ortalamlar yöntemini sonuçları irdelendiğinde ise, diğer illere göre uç konumda olan üç ilin aynı küme içerisinde yer aldığı, geriye kalan 78 ilin ise aynı kümede yer aldığı görülmektedir. Küme sayısını $\sqrt{n/2}$ formülüyle 7 olarak hesapladıktan sonra yapılan k-ortalamlar yönteminden elde edilen sonuçların özeti Ek-3'te görüldüğü gibidir. Tablodan da görüleceği üzere, küme sayısını 7 olarak belirledikten sonra, aynı kümede yer alan İstanbul, Ankara ve İzmir illeri kendi aralarında iki farklı kümeye ayrılmış, aynı kümede yer alan diğer 78 il ise kendi aralarında 5 farklı kümeye ayrılmışlardır. Bu durum k-ortalamlar yönteminin seçilecek küme sayısına karşın oldukça hassas olduğunu, bu nedenle de bu yöntemi uygulamadan önce, uygun küme sayısına karar vermenin oldukça önemli olduğu göstermektedir.

4. SONUÇ

Bu çalışmada bulanık kümeleme analizi kullanılarak, Türkiye'de yer alan iller sosyoekonomik faktörler açısından gruplandırılmaya çalışılmış, ayrıca kıyaslama yapma amacıyla k-ortalamlar yöntemi de kullanılmıştır. Bulanık kümeleme analizi ve k-ortalamlar yönteminin sonuçları karşılaştırıldığında; bulanık kümeleme analizinin birbirine benzer birimleri kümelemede etkin olmadığı, buna karşın k-ortalamlar yönteminin ise önsel olarak belirlenen küme sayısına oldukça duyarlı olduğu görülmektedir. İlleri yapılan istatistikî testlerle, 2 kümeye ayıran bulanık kümeleme analizinin sonuçları iktisadi açıdan incelendiğinde ilk kümede nispeten gelişmiş, ikinci kümede ise sosyoekonomik açıdan geri kalmış illerin yer aldığı anlaşılmaktadır. Dolayısıyla, bu analizin sonuçlarına göre, politika yapıcıların, iki küme arasındaki gelişmişlik farklılıklarını ortadan kaldıracak politikalar üretmelerini gerektiğini ifade etmek mümkündür.

KAYNAKÇA

1. ATİLLA, A. Özlem ve Alparslan ARIKAN, “Antalya İlaverten Platosu Yeraltısularının Kümeleme ve Faktör Analizi ile Sınıflandırılması”, **Jeoloji Mühendisliği**, C. 25, S. 1, 2001, s. 41-53.
2. Boreiko, Dmitri, “EMU and Accession Countries: Fuzzy Cluster Analysis of Membership”, **International Journal of Finance & Economics**, C. 8, S. 4, 2003, s. 309- 325.
3. ÇELİK, H. Coşkun, Ömer SATICI ve M. Yusuf ÇELİK, “Sağlık Personellerinde Kronik Sigara İçme Alışkanlığı Olanların Tutumlarına İlişkin Değişkenlerin Kümeleme Analizi (Cluster Analysis)”, **Dicle Tıp Dergisi**, C. 25, S. 1, 2005, s. 20-25.
4. ÇELİK, M. Yusuf, Perran TOKSÖZ, Ömer SATICI, Fatma ÇELİK ve Ersen İÇLİN, “Aile Planlaması Yöntemi Kullanan Kadınların

- Doğurganlık Özelliklerinin Kümeleme Analiz Yöntemleri ile Değerlendirilmesi”, **Dicle Tıp Dergisi**, C. 19, S. 1-2, 1992, s. 37-44.
5. DEMİRALAY, Meral ve A. Yılmaz ÇAMURCU, “Cure, Agnes ve K-Means Algoritmalarındaki Kümeleme Yeteneklerinin Karşılaştırılması”, **İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi**, S. 8, 2005, s. 1-18.
 6. DİNÇER, Bülent, Metin ÖZASLAN ve Taner KAVASOĞLU, **İllerin Sosyo-Ekonomik Gelişmişlik Sıralaması Araştırması**, DPT. Bölgesel Gelişme ve Yapısal Uyum Genel Müdürlüğü, Ankara, 2003.
 7. DOĞAN, İsmet, “Kümeleme Analizi ile Seleksiyon”, **Turkish Journal of Veterinary and Animal Sciences**, C. 26, S. 1, 2002, s. 47-53.
 8. DORING, Christian, Marie-Jeanne LESOT ve Rudolf KRUSE, “Data Analysis with Fuzzy Clustering Methods”, **Computational Statistics & Data Analysis**, C. 51, S. 1, 2006, s. 192-214.
 9. ERDOĞAN, Metin ve Ceyhan ÖZBEYAZ, “Investigation of Blood Protein Polymorphism and Estimation of Genetic Distances in Some Dog Breeds in Turkey”, **Turkish Journal of Veterinary and Animal Sciences**, C. 28, S. 3, 2004, s. 583-590.
 10. ERKEKOĞLU, Hatice, “AB’ye Tam Üyelik Sürecinde Türkiye’nin Üye Ülkeler Karşısındaki Görelî Gelişme Düzeyi: Çok Değişkenli İstatistiksel Bir Analiz”, **Kocaeli Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi**, C. 14, S. 2, 2007, s. 28-50.
 11. GUINOT, Christiane, Julie LATREİLLE, Michel TENENHAUS ve Denis J-M. MALVY, “Global Classification of Human Facial Healthy Skin Using PLS Discriminant Analysis and Clustering Analysis”, **International Journal of Cosmetic Science**, C. 23, S. 2, 2001, s. 67-73.
 12. KARABULUT, Murat, Mehmet GÜRBÜZ ve Ersin Kaya SANDAL, “Hiyerarşik Kluster (Küme) Tekniği Kullanılarak Türkiye’de İllerin Sosyo-Ekonomik Benzerliklerinin Analizi”, **Coğrafi Bilimler Dergisi**, C. 2, S. 2, 2004, s. 71-85.
 13. KOÇ, Selçuk, “Türkiye’de İllerin Sosyo-Ekonomik Özelliklere Göre Sınıflandırılması”, **5. Ulusal Ekonometri ve İstatistik Sempozyumu**, Çukurova Üniversitesi, Adana, 2001.
 14. NCSS User’s Guide – IV, **Multivariate Analysis, Clustering, Meta-Analysis, Forecasting / Time Series, Operations Research, and Mass Appraisal**, USA, 2006.
 15. ÖZDAMAR, Kazım, **Paket Programlar ile İstatistiksel Veri Analizi (Çok Değişkenli Analizler)**, Kaan Kitabevi, 5. Baskı, Eskişehir, 2004.
 16. ÖZKAN, Hatice, “**Kümeleme Analizi ve Bankalar Üzerine Bir Uygulama**”, İstanbul Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Basılmamış Yüksek Lisans Tezi, 2000.
 17. ÖZMEN, İlknur, “İlçelerin Sosyo-Ekonomik Gelişmişlik Sıralaması ve Gruplandırılmasına İlişkin Bir Çalışma”, **Hazine Dergisi**, S. 11, 1998, s. 41- 61.

18. RENCHER, Alvin C., **Methods of Multivariate Analysis**, Wiley-Interscience, ABD, 2. baskı, 2002.
19. Rousseeuw, Peter J., "Silhouettes: a Graphical Aid to the Interpretation and Validation of Cluster Analysis", **Journal of Computational and Applied Mathematics**, C. 20, S.1, 1987, s. 53-65.
20. SANDAL, Ersin Kaya, Murat KARABULUT ve Mehmet GÜRBÜZ, "Sosyo-Ekonomik Kriterler Bakımından Türkiye'nin Konumu ve Avrupa Birliği", **Fırat Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, C. 15, S. 1, 2005, s. 1-14.
21. ŞAHİN, Mehmet ve Bahattin HAMARAT, "G10 - Avrupa Birliği ve Oecd Ülkelerinin Sosyo-Ekonomik Benzerliklerinin Fuzzy Kümeleme Analizi İle Belirlenmesi", **erc/ODTÜ Uluslararası Ekonomi Kongresi VI**. Ankara. 11-14 Eylül 2002, s. 1-19,
22. TATLIDİL, Hüseyin, **Uygulamalı Çok Değişkenli İstatistiksel Analiz** Akademi Matbaası, Ankara, 1992.
23. TORRA, Vicenç, "Fuzzy c Means for Fuzzy Hierarchical Clustering", **FUZZ-IEEE 2005**, Reno, Nevada, 22-25 Mayıs 2005, s. 646- 651.
24. Tufan, Ekrem ve Bahattin Hamarat, "Clustering of Financial Ratios of The Quoted Companies Through Fuzzy Logic Method", **Journal of Naval Science and Engineering**, C. 1, S. 2, 2003, s. 123-140.
25. TURANLI, Münevver, Ünal ÖZDEN ve Serdar TÜREDİ, "Avrupa Birliği'ne Aday ve Üye Ülkelerin Ekonomik Benzerliklerinin Kümeleme Analiziyle İncelenmesi", **İstanbul Ticaret Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi**, S. 9, 2006, s. 95-108.
26. TÛTMEZ, Bülent ve Erhan TERCAN, "Bulanık Modelleme Yaklaşımının Tenör Kestiriminde Kullanılması", **Madencilik**, C. 45, S. 2, 2006, s. 39-47.
27. Vincent, Claude B. ve Byron Eastman, "Defining the Style of Play in the NHL: An Application of Cluster Analysis", **Journal of Quantitative Analysis in Sports**, C. 5, S.1, 2009, Makale: 10.
28. ZHANG, Junping, "Cluster Analysis", <http://www.iipl.fudan.edu.cn/~zhangjp/literatures/cluster%20analysis/Cluster%20Analysis.htm>, Erişim Tarihi: 10.07.2009.
29. ZIRHLIOĞLU, Gürol ve Süha KARACA, "Genç Bayanlar Dünya Voleybol Şampiyonasına Katılan Sporcuların Kümeleme Analizi ile İncelenmesi", **Spor Bilimleri Dergisi**, C. 17, S. 1, 2006, s. 20-25.

Ek-1: Bulanık Kümeleme Analizi Sonuçları

İller	Küme	1. Kümede Olma Olasılığı	2. Kümede Olma Olasılığı
ADANA	1	0,5002	0,4998
ADİYAMAN	2	0,4995	0,5005
AFYON	2	0,4999	0,5001
AĞRI	2	0,4997	0,5003
AKSARAY	2	0,4997	0,5003
AMASYA	1	0,5	0,5
ANKARA	1	0,5001	0,4999
ANTALYA	1	0,5003	0,4997
ARDAHAN	2	0,4997	0,5003
ARTVİN	1	0,5	0,5
AYDIN	1	0,5005	0,4995
BALIKESİR	1	0,5003	0,4997
BARTIN	2	0,4999	0,5001
BATMAN	2	0,4996	0,5004
BAYBURT	2	0,4997	0,5003
BİLECİK	1	0,5003	0,4997
BİNGÖL	2	0,4996	0,5004
BİTLİS	2	0,4996	0,5004
BOLU	1	0,5003	0,4997
BURDUR	1	0,5003	0,4997
BURSA	1	0,5002	0,4998
ÇANAKKALE	1	0,5004	0,4996
ÇANKIRI	2	0,4999	0,5001
ÇORUM	2	0,4999	0,5001
DENİZLİ	1	0,5004	0,4996
DİYARBAKIR	2	0,4998	0,5002
DÜZCE	2	0,4998	0,5002
EDİRNE	1	0,5004	0,4996
ELAZIĞ	1	0,5001	0,4999
ERZİNCAN	2	0,4999	0,5001
ERZURUM	2	0,4998	0,5002
ESKİŞEHİR	1	0,5003	0,4997
GAZİANTEP	2	0,4999	0,5001
GİRESUN	2	0,4998	0,5002
GÜMÜŞHANE	2	0,4999	0,5001
HAKKARİ	2	0,4997	0,5003
HATAY	1	0,5002	0,4998
İĞDIR	2	0,4996	0,5004

İller	Küme	1. Kümede Olma Olasılığı	2. Kümede Olma Olasılığı
ISPARTA	1	0,5003	0,4997
İSTANBUL	1	0,5	0,5
İZMİR	1	0,5001	0,4999
K,MARAŞ	2	0,5	0,5
KARABÜK	1	0,5	0,5
KARAMAN	1	0,5001	0,4999
KARS	2	0,4997	0,5003
KASTAMONU	1	0,5001	0,4999
KAYSERİ	1	0,5003	0,4997
KIRIKKALE	1	0,5	0,5
KIRKLARELİ	1	0,5003	0,4997
KIRŞEHİR	1	0,5001	0,4999
KİLİS	2	0,4998	0,5002
KOCAELİ	1	0,5001	0,4999
KONYA	1	0,5001	0,4999
KÜTAHYA	1	0,5001	0,4999
MALATYA	1	0,5001	0,4999
MANİSA	1	0,5002	0,4998
MARDİN	2	0,4997	0,5003
MERSİN	1	0,5001	0,4999
MUĞLA	1	0,5003	0,4997
MUŞ	2	0,4998	0,5002
NEVŞEHİR	1	0,5002	0,4998
NİĞDE	1	0,5001	0,4999
ORDU	2	0,4998	0,5002
OSMANİYE	2	0,4999	0,5001
RİZE	1	0,5	0,5
SAKARYA	1	0,5003	0,4997
SAMSUN	1	0,5002	0,4998
SİİRT	2	0,4997	0,5003
SİNOP	2	0,4999	0,5001
SİVAS	2	0,4999	0,5001
ŞANLIURFA	2	0,5	0,5
ŞIRNAK	2	0,4999	0,5001
TEKİRDAĞ	2	0,4997	0,5003
TOKAT	1	0,5003	0,4997
TRABZON	2	0,4998	0,5002
TUNCELİ	1	0,5001	0,4999
UŞAK	1	0,5001	0,4999

İller	Küme	1. Kümede Olma Olasılığı	2. Kümede Olma Olasılığı
VAN	2	0,4997	0,5003
YALOVA	1	0,5001	0,4999
YOZGAT	2	0,4997	0,5003
ZONGULDAK	1	0,5002	0,4998

Ek-2: k-Ortalamalar Yönteminin Sonuçları

İller	Küme No	1, Kümeye Uzaklık	2, Kümeye Uzaklık
ADANA	1	33,572	78,534
ADİYAMAN	1	19,644	108,378
AFYON	1	14,023	102,546
AĞRI	1	48,782	126,109
AKSARAY	1	12,543	10,668
AMASYA	1	10,965	102,381
ANKARA	2	87,722	35,282
ANTALYA	1	4,208	73,917
ARDAHAN	1	42,576	122,249
ARTVİN	1	28,852	96,315
AYDIN	1	2,281	8,663
BALIKESİR	1	34,296	85,998
BARTIN	1	19,925	109,278
BATMAN	1	40,111	11,695
BAYBURT	1	1,922	11,271
BİLECİK	1	17,246	102,086
BİNGÖL	1	2,778	113,042
BİTLİS	1	35,405	118,314
BOLU	1	39,322	95,293
BURDUR	1	23,027	98,976
BURSA	1	40,083	65,519
ÇANAKKALE	1	22,541	9,53
ÇANKIRI	1	15,841	107,635
ÇORUM	1	13,849	10,156
DENİZLİ	1	23,934	90,349
DİYARBAKIR	1	29,836	101,497
DÜZCE	1	17,523	109,296
EDİRNE	1	23,113	95,732
ELAZIĞ	1	17,738	97,296
ERZİNCAN	1	13,144	105,571

İller	Küme No	1, Kümeye Uzaklık	2, Kümeye Uzaklık
ERZURUM	1	27,268	102,805
ESKİŞEHİR	1	30,972	84,543
GAZİANTEP	1	13,706	95,071
GİRESUN	1	12,493	101,715
GÜMÜŞHANE	1	21,091	110,706
HAKKARİ	1	3,415	117,958
HATAY	1	14,559	93,823
IĞDIR	1	2,129	113,281
ISPARTA	1	19,694	97,188
İSTANBUL	2	154,084	6,772
İZMİR	2	71,185	40,431
K.MARAŞ	1	34,806	94,685
KARABÜK	1	1,611	102,549
KARAMAN	1	10,757	101,465
KARS	1	30,057	115,577
KASTAMONU	1	1,507	103,322
KAYSERİ	1	17,004	88,488
KIRIKKALE	1	25,418	100,495
KIRKLARELİ	1	25,628	97,461
KIRŞEHİR	1	13,706	101,743
KİLİS	1	17,762	110,672
KOCAELİ	1	46,787	88,417
KONYA	1	40,709	86,626
KÜTAHYA	1	14,095	99,885
MALATYA	1	1,537	95,804
MANİSA	1	26,755	93,172
MARDİN	1	33,824	115,732
MERSİN	1	28,675	81,159
MUĞLA	1	37,475	84,687
MUŞ	1	4,09	122,846
NEVŞEHİR	1	12,696	101,655
NİĞDE	1	14,101	104,382
ORDU	1	14,394	102,252
OSMANİYE	1	27,996	105,971
RİZE	1	17,014	10,148
SAKARYA	1	13,267	92,218
SAMSUN	1	20,547	8,961
SİİRT	1	33,707	118,379
SİNOP	1	19,857	106,656
SİVAS	1	14,517	98,822

İller	Küme No	1, Kümeye Uzaklık	2, Kümeye Uzaklık
ŞANLIURFA	1	1,944	106,298
ŞIRNAK	1	38,529	104,193
TEKİRDAĞ	1	34,731	117,177
TOKAT	1	15,159	95,846
TRABZON	1	12,838	103,099
TUNCELİ	1	19,159	99,174
UŞAK	1	13,302	10,078
VAN	1	28,705	111,692
YALOVA	1	2,781	99,162
YOZGAT	1	15,663	107,728
ZONGULDAK	1	23,969	94,028

Ek-3: Küme Sayısı 7 İçin k-ortalamalar Yönteminin Sonuçları

Küme No	İller
1. Küme	İstanbul
2. Küme	Ankara, İzmir
3. Küme	Bilecik, Bolu, Burdur, Çanakkale, Denizli, Edirne, Eskişehir, Kayseri, Kırklareli, Kocaeli, Muğla, Tokat, Yalova, Zonguldak
4. Küme	Adıyaman, Ağrı, Ardahan, Batman, Bingöl, Bitlis, Diyarbakır, Hakkari, Iğdır, Kars, Mardin, Muş, Siirt, Şırnak, Tekirdağ, Van
5. Küme	Artvin, Çankırı, Elazığ, Erzincan, Gaziantep, Giresun, Gümüşhane, Isparta, K.Maraş, Karabük, Kırıkkale, Kırşehir, Malatya, Ordu, Osmaniye, Rize, Tunceli, Urfa
6. Küme	Afyon, Aksaray, Amasya, Bartın, Bayburt, Çorum, Düzce, Erzurum, Karaman, Kastamonu, Kilis, Kütahya, Nevşehir, Niğde, Sinop, Sivas, Trabzon, Uşak, Yozgat
7. Küme	Adana, Antalya, Aydın, Balıkesir, Bursa, Hatay, Konya, Manisa, Mersin, Sakarya, Samsun