



Zaman Serisi Kümelemesinin Türkiye'deki hava kirliliği izleme istasyonlarındaki bilgi fazlalığının tespit edilmesine uygulanması

Nevin Güler Dinçer¹, Öznur İşçi Güneri^{2*}, Muhammet Oğuzhan Yalçın³

16.06.2016 Geliş/Received, 01.09.2016 Kabul/Accepted

doi: 10.16984/saufenbilder.69439

ÖZ

Bu çalışmanın amacı Türkiye'de PM₁₀ ve SO₂ kirlleticileri konsantrasyonları bakımından benzer davranışa sahip hava kirliliği izleme istasyonlarını belirlemek ve böylece izleme maliyetini ve bilgi fazlalığını azaltmaktır. Bu amaca yönelik olarak, otoregresif modele dayanan Bulanık k-Medoidler (BKM) algoritması kullanılmıştır. Yapılan analizler sonucunda, izleme istasyonlarındaki bilgi fazlalığının ve bununla birlikte izleme maliyetinin PM₁₀ hava kirleticisi için yaklaşık olarak %78.5, SO₂ hava kirleticisi için %73.5 azaltılabileceği sonucunda ulaşılmıştır.

Anahtar Kelimeler: otoregresif model, bulanık k-medoid kümeleme, hava kalitesi izleme istasyonları

Time Series Clustering's application to identifying of information redundancy at air pollution monitoring stations in Turkey

ABSTRACT

The aim of study is to determine the monitoring stations having similar behavior with respect to PM₁₀ and SO₂ concentrations and thus decrease monitoring cost and information redundancy. For this purpose, autoregressive model based Fuzzy K-medoids algorithm is used. At the results of analyses, it has been concluded that information redundancy in monitoring stations and thus monitoring cost can be decreased approximately 78.5% for PM₁₀ air pollutant, 73.5% for SO₂ air pollutant.

Keywords: autoregressive model, fuzzy k-medoids clustering, air quality monitoring stations

* Sorumlu Yazar / Corresponding Author

¹ Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Muğla – nguler@mu.edu.tr

² Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Muğla – oznur.isci@mu.edu.tr

³ Muğla Sıtkı Koçman Üniversitesi, Fen Fakültesi, İstatistik Bölümü, Muğla – moguzhanyalcin@mu.edu.tr

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Hava kirliliğinin çevre ve insan sağlığı ve dolayısıyla kentsel yaşam kalitesi üzerindeki olumsuz etkisi, hava kirliliği izleme çalışmalarının önemli ölçüde artmasına sebep olmuştur. Türkiye'de hava izleme çalışmalarına verilen önem özellikle 2005-2007 yıllarında artış göstermiştir. Hava kirliliğinin doğru değerlendirilmesi, ölçülmesi ve daha sağlıklı hava kirliliği politikaları geliştirmek amacıyla, Türkiye'de 81 ilde 125 istasyona sahip Hava Kirliliği İzleme Ağı oluşturulmuştur. Kurulan izleme istasyonlarının hepsinde Kükürdioksit (SO₂), Partikül Madde (PM₁₀) kirleticilerine ilişkin ölçümler gerçekleştirilmektedir. Bu kirleticilere ek olarak bazı istasyonlarda ise Azotoksitler (NO, NO₂, NO_x), Karbonmonoksit (CO) ve Ozon (O₃) kirleticilerine ilişkin ölçümler de yapılabilmektedir [1]. Ancak izleme istasyonları her ne kadar hava kirliliği çalışmalarının daha sağlıklı ve doğru yürütülmesine olanak sağlasa da, karmaşık ve pahalı ekipmanlara ihtiyaç duyması izleme maliyetinin önemli ölçüde artmasına sebep olmaktadır. Bu durumda, hava kirliliği veya hava kalitesi hakkında bilgi kaybına yol açmadan izleme istasyonlarının optimal sayısının belirlenmesi önem kazanmaktadır.

Son dönemde hava kirliliği izleme istasyonlarının optimal sayısının ve konfigürasyonlarının belirlenmesi, hava kirliliği izleme istasyonlarındaki bilgi fazlalığının azaltılması ve dolayısıyla izleme maliyetinin azaltılması amacıyla çok sayıda çalışma gerçekleştirilmiştir (Tablo 1). Çalışmaların birçoğu, farklı matematiksel veya

istatistiksel yaklaşımlara dayanmaktadır. Ancak kümeleme ve sınıflandırma teknikleri bu çalışmalar arasında önemli bir yer tutmaktadır. Bu tekniklerin temel amacı, kirletici konsantrasyonları bakımından benzer olan izleme istasyonlarını belirlemektir. Böylece özellikle kümelerin temsili noktalarına karşılık gelen istasyonlar izlenerek, muhtemel bilgi fazlalığının ve izleme maliyetinin azaltılması mümkün olmaktadır.

Bu çalışmanın amacı, Türkiye'deki PM₁₀ ve SO₂ davranışı bakımından benzer olan hava kirliliği izleme istasyonlarını belirlemektir. Yapılan literatür taraması sonucunda, Türkiye'deki istasyonlar için bu amaca yönelik olarak gerçekleştirilmiş bir çalışmaya rastlanmamıştır. Bu bakımdan bu çalışma ilk olma özelliğini taşımaktadır. Çalışmada PM₁₀ ve SO₂ gözlemlerinden oluşan zaman serilerinin benzerliğini tespit etmek amacıyla, zaman serilerinin otoregresif parametreleri kullanılmıştır. Kümeleme değişkeni olarak otoregresif parametrelerin tercih edilme sebebi, otoregresif parametrelerin zaman serilerinin hem zaman içerisindeki stokastik davranışını hem de büyüklüğünü dikkate almasıdır.

Çalışmanın organizasyonu şu şekildedir: 2. Bölümde otoregresif modele dayanan zaman serisi kümelemesi sunulmuştur. 3. Bölümde PM₁₀ ve SO₂ kirleticilerine ilişkin kümeleme sonuçları verilmiştir. 4. Bölümde ise elde edilen sonuçlar yorumlanmıştır.

Tablo 1. 1996-2014 yıllarında yapılan kümeleme yöntemi çalışmaları (The clustering method works carried out in 1996-2014 years)

Yıl	Yazarlar	İstasyon Sayısı	Yer	Kümeleme Yöntemi	Kirletici Madde
1996	Laveccia vd. [2]	18	Lombardia	Bağlantıya dayalı kümeleme algoritması	Ozon
1997	Ortuno vd. [3]	22	Mexico City	Kümeleme Analizi Tanımlayıcı İstatistik	CO
2003	Silva ve Quiroz [4]	-	Santiago de Chile	Shannon Bilgi Kriteri	CO – PM ₁₀ – O ₃ – SO ₂
2003	Saksena vd. [5]	-	Delhi	Ortalamaya Bağlı Kümeleme Analizi	PM – NO ₂ – SO ₂
2005	Gabushi ve Volta [6]	-	Kuzey İtalya	Pearson Korelasyon Katsayıları	Ozon
2006	Lu vd. [7]	71	Tayvan	Ward Metodu, k-means, haritalanmış sinir ağı	PM ₁₀
2006	Gramsch vd. [8]	-	Santiago de Chile	Mevsimsel trendler, mekansal dağılımlar ile kümeleme	PM ₁₀ – O ₃
2007	Morlini [9]	67	Emilia Romagna	Ortalamaya ve dinamik zaman bükmesi	Ozon – CO ₂ – SO ₂

				metoduna dayalı kümeleme	
2006	Giri vd. [10]	-	Katmandu Vadisi	Ward metodu	PM ₁₀
2008	Pires (a-b) vd. [11] [12]	-	Oporto Metropolü	Ortalamaya dayanan kümeleme ve temel bileşen analizi ile	PM ₁₀ – SO ₂
2008	Ignacolo vd. [13]	-	Piemonte	Fonksiyonel veri analizi ve kümeleme	
2009	Lau vd. [14]	14	Hong Kong	Bağlantıya dayalı kümeleme algoritması	PM ₁₀ – NO ₂
2009	D'Urso vd. [15]	12	Roma	Otokorelasyona dayalı kümeleme algoritması	NO
2012	D'Urso vd. [16]	12	Roma	Dalga varyansı ve dalga korelasyonuna dayalı çok değişkenli zaman serisi kümelemesi	NO
2013	D'Urso vd. [17]	12	Roma	Zaman serileri için otoregresif tahminlere dayalı bulanık k-medoid algoritması ile kümeleme	NO
2014	Iizuka vd. [18]	-	Kanto - Japonya	Kümeleme analizi	PM – O _x – NO _x

2. OTOREGRESİF MODELE DAYANAN ZAMAN SERİSİ KÜMELEMESİ (TIME SERIES CLUSTERING BASED ON AUTOREGRESSIVE MODEL)

Bu çalışmada kullanılan otoregresif modele dayanan zaman serisi kümelemesi yaklaşımı 3 adımdan oluşmaktadır. İlk adım klasik zaman serisi analizine dayanmaktadır. Bu adımda her bir istasyona ilişkin hava kirleticisi ölçümlerini içeren zaman serilerine durağanlık testleri uygulanmakta ve ardından durağan olan zaman serileri için otoregresif modelin parametreleri tahmin edilmektedir. İkinci adımda, durağan zaman serileri için, Xie-Beni küme doğrulama kriteri kullanılarak en uygun küme sayısı belirlenmektedir. Son adım ise, BKM algoritması kullanılarak, benzer davranışa sahip istasyonların tespit edilmesini içermektedir.

2.1. Klasik Zaman Serisi Analizi (Classical Time Series Analysis)

Zaman serileri, eşit zaman aralıklarında ölçülen tek değişkenli veya çok değişkenli niceliksel veri noktalarından oluşur. Zaman serilerinde temel amaç, geçmiş zaman aralıklarında elde edilen ölçümlere dayanarak serinin gelecek değerlerini tahmin etmektir. Zaman serileri analizinin uygulanabilmesi için serinin durağan olması ve hata terimlerinin beyaz gürültü özelliğine sahip olması gereklidir. Durağanlık, Y_t bir zaman serisini göstermek üzere, **Beklenen Değer** (Y_t) = m , **Varyans** (Y_t) = s^2 ve

Kovaryans (Y_t, Y_{t-k})'nin sadece k 'ya bağlı olması demektir. Zaman serisinin durağan olup olmadığını test etmek için kullanılan yöntemlerin başında birim kök testleri gelmektedir. Bu çalışmada durağanlığın sınanması için Dickey-Fuller testi kullanılmıştır [19]. Dickey-Fuller testi aşağıdaki gibi verilen regresyon denklemlerine dayanır:

$$\text{Sabit terimsiz ve trendsiz} \quad \Delta Y_t = \pi_2 Y_{t-1} + e_t \quad (1)$$

$$\text{Sabit terimli ve trendsiz} \quad \Delta Y_t = \pi_0 + \pi_2 Y_{t-1} + e_t \quad (2)$$

$$\text{Sabit terimli ve trendli} \quad \Delta Y_t = \pi_0 + \pi_1 t + \pi_2 Y_{t-1} + e_t \quad (3)$$

Yukarıdaki regresyon denklemlerinde birim kökün varlığı testinde sıfır hipotezi $\pi_2 = 0$ birim kökün varlığını gösterirken, alternatif hipotez $\pi_2 < 0$, zaman serisinin durağan olduğunu gösterir. Eğer Dickey-Fuller testi sonucunda, zaman serisinin durağan olduğuna karar verilirse, zaman serisini modellemek için otoregresif (AR), hareketli ortalama (MA) ve otoregresif hareketli ortalama modelleri (ARMA) kullanılır.

Seri durağan değilse, durağan hale getirmek için serinin 1. veya 2. farkı alınır. Bu tür serilere ise otoregresif

entegre hareketli ortalama (ARIMA) modeli uygulanır [20]. Bu çalışmada durağan zaman serileri ve aşağıdaki gibi tanımlanan AR modelleri üzerinde durulacaktır.

$$Y_t = \pi_0 + \pi_1 Y_{t-1} + \pi_2 Y_{t-2} + \dots + \pi_p Y_{t-p} + e_t \quad (4)$$

Burada $\pi = \{\pi_0, \pi_1, \dots, \pi_p\}$ otoregresif modelin tahmin edilecek parametrelerini, p otoregresif modelin derecesini, Y_t zaman serisini, $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$, zaman serisinin gecikmeli değerlerini, e_t ise beyaz gürültü özelliğine sahip hata terimini göstermektedir.

Bu çalışmada benzer davranışa sahip izleme istasyonlarını belirlemek amacıyla, öncelikle her bir istasyon için (4) eşitliğinde verilen modelin parametreleri en küçük kareler yöntemi kullanılarak tahmin edilmektedir. Daha sonra, tahmin edilen model parametreleri kümeleme değişkeni olarak kullanılmaktadır.

2.2. En Uygun Küme Sayısının Belirlenmesi (Determination of the Best Cluster Number)

Bu çalışmada en uygun küme sayısını belirlemek amacıyla Xie-Beni (X-B) küme doğrulama kriteri kullanılmıştır [21]. X-B küme doğrulama kriteri, aynı kümede yer alan veri noktalarının yoğunluğu ile farklı kümelerdeki veri noktalarının ayrımını eş zamanlı olarak değerlendiren bir ölçüttür. X-B indeksi aşağıdaki gibi tanımlanır.

$$V_{XB} = \frac{z}{s} \quad (5)$$

Burada z küme içi yoğunluğun bir ölçüsüdür ve aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$z = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^2 |\pi_i - \bar{\pi}_j| \quad (6)$$

Yukarıdaki eşitlikte u_{ij} i. zaman serisinin j. kümeye olan bulanık üyeliğine, π_i , i. zaman serisine ilişkin otoregresif modelin parametresine, $\bar{\pi}_j$ ise j. kümenin küme merkezine karşılık gelmektedir. Kümeler arası ayrımı gösteren s ise aşağıdaki gibi tanımlanmaktadır:

$$s = n * \min_{k \neq j} \|\bar{\pi}_k - \bar{\pi}_j\|^2 \quad (7)$$

X-B indeksinin küme doğrulama algoritması için adımları aşağıda verilmektedir:

- Adım 1:** Başlangıç değerlerinin belirlenmesi
Bulanıklık indeksi m, işlem bitirme kriteri ϵ , maksimum küme sayısını c_{max} , minimum küme sayısı c_{min} , $c = c_{min}$.
Adım 2: c küme sayısı için BKM algoritmasını uygula.
Adım 3: (5) eşitliğini kullanarak X-B indeksi hesapla.
Adım 4: $c = c+1$ olarak ayarla. Eğer $c < c_{max}$ ise adım 2'ye git.
Adım 5: En küçük X-B değerinin elde edildiği küme sayısını en uygun küme sayısı olarak ayarla.

2.3. Bulanık K-Medoidler Algoritması (Fuzzy K-Medoid Algorithm)

K-medoidler algoritması klasik k-ortalamlar algoritmasının gürültü ve aykırı değerlere karşı aşırı duyarlılığını ortadan kaldırmak amacıyla 1987 yılında Kauffman ve Rousseeuw tarafından önerilmiştir [22]. Bu algorithma küme merkezi olarak, k-ortalamlar algoritmasından farklı olarak aynı küme içindeki elemanların aritmetik ortalaması yerine kümenin en merkez noktasında yer alan eleman kullanılır. Bu algorithma küme merkezi medoid olarak adlandırılır. Bulanık k-Medoidler (BKM) algoritması ise, k-medoidler algoritmasının bulanık versiyonudur ve aşağıda verilen amaç fonksiyonunun minimize edilmesine dayanır:

$$J(U, \pi, V) = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^c u_{ij}^m d^2(\pi_i, \bar{\pi}_j) \quad (8)$$

Bu eşitlikte m bulanıklık indeksi, u_{ij} i. zaman serisinin j. kümeye üyeliğini, π_i i. istasyona ilişkin otoregresif modelin parametresini, $\bar{\pi}_j$ j. kümeye ilişkin medoidi, n istasyon sayısı, c küme sayısı, $d^2(\pi_i, \bar{\pi}_j)$ i. istasyona ilişkin otoregresif parametre vektörü ile j.medoid arasındaki öklit uzaklığını göstermektedir.

Amaç fonksiyonu minimize edildiğinde üyelik ve medoidler için güncelleştirme eşitlikleri aşağıdaki gibi elde edilir;

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \frac{d^2(\pi_i, \bar{\pi}_j)}{d^2(\pi_i, \bar{\pi}_k)} \right]^{\frac{1}{m-1}} \quad (9)$$

$$\bar{\pi}_j = \operatorname{argmin}_{1 \leq z \leq n} \sum_{k=1}^n u_{kj}^m d^2(\pi_z, \pi_k) \quad (10)$$

BKM algoritmasının çalışma prensibi şu şekildedir; n tane otoregresif parametre arasından c tane başlangıç medoidi seçilir. u'lar (üyelik değerleri eşitlik 9)

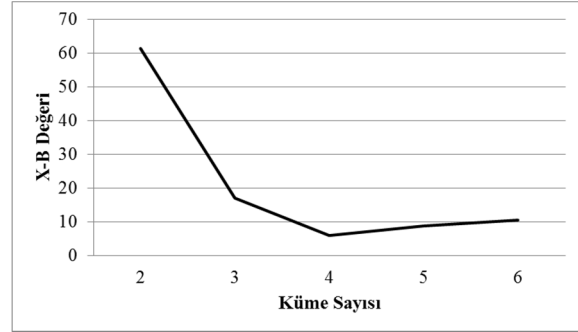
hesaplanır. Yeni üyelik değerlerine göre $\bar{\pi}$ 'ler (eşitlik 10) yeniden hesaplanır. Bu işleme üyelik değerleri sabitlenene kadar devam edilir. Kümeleme sonucunda elde edilen medoidleri temsil eden hava kirliliği izleme istasyonları izlenecek istasyonlar olarak seçilir. Bir başka deyişle, medoid istasyonlardan elde edilen hava kirliliği bilgisi diğer istasyonlar için kullanılabilir, böylece muhtemel bilgi fazlalığı azaltılmış olacaktır. Bunun dışında, aynı küme içinde yer alan istasyonlar eğer coğrafi olarak da birbirine yakın ise, bazı istasyonlardaki ölçüm aletlerinin başka istasyonlara transferine karar verilebilir.

3. BULGULAR (RESULTS)

Bu çalışmada otoregresif modele dayanan zaman serisi kümelemesi kullanarak Türkiye'de benzer davranışa sahip hava kirliliği izleme istasyonlarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Bu amaca yönelik olarak, PM₁₀ ve SO₂ hava kirlleticilerine ilişkin haftalık ölçümleri içeren zaman serisi verisi kullanılmıştır. Veri seti, Çevre ve Şehircilik Bakanlığı'nın resmi web sitesinden elde edilmiştir ve 2013 Ocak ile 2015 Nisan dönemlerini kapsamaktadır. Analizlere, hem PM₁₀ hem de SO₂ hava kirleticisi için, toplam 121 izleme istasyonuna ilişkin zaman serisi ile başlanmıştır. Ancak, klasik zaman serileri adımında durağan olmadığı belirlenen zaman serileri analizinden çıkarılmıştır. Bunun sebebi durağan olmayan zaman serilerinin, durağan zaman serilerinden farklı hava kirliliği davranışa sahip olduğunun kümelemeden önce tespit edilebilir oluşudur. Bunun dışında, zaman serileri arasındaki bu farklılığı ortadan kaldırmayacağı için serilerin durağanlaştırması yolu tercih edilmemiştir. Bunun çözümü durağan olmayan zaman serilerinin kendi aralarında değerlendirilmesidir. Bu nedenle durağan zaman serisi sayısının hedeflenen amaç için yeterli olduğu düşünüldüğünden, durağan olmayan zaman serileri kendi aralarında değerlendirilmemiştir. Böylece durağan olmayan zaman serileri analizden çıkarıldıktan sonra en uygun küme sayısı belirleme ve kümeleme adımına geçilmiştir. Bu adımda PM₁₀ için 99, SO₂ için ise 93 istasyona ilişkin zaman serilerine ilişkin 1. dereceden otoregresif modelin (AR(1)) parametreleri kullanılmıştır. Burada her bir zaman serisi için en uygun AR, MA veya ARMA modeli tespit edilmeye çalışılmamıştır. Çünkü çalışmada amaç, en iyi ve doğru tahmin sonuçlarını elde etmek değil, zaman serilerini kümeleme işleminde temsil edecek ortak bir değişken elde etmektir. Analizde yer alan tüm istasyonlar için AR(1) modelin uygun olduğu görülmüş ve bu nedenle AR(1) modelin parametreleri kümeleme değişkeni olarak kullanılmıştır.

3.1. PM₁₀ Kirleticisi İçin Sonuçlar (Results for PM₁₀ Pollutant)

Çalışmamızda PM₁₀ kirleticilerine ilişkin haftalık ölçümlerden elde edilen X-B indeksi değerleri Şekil 1'de görüldüğü gibidir.



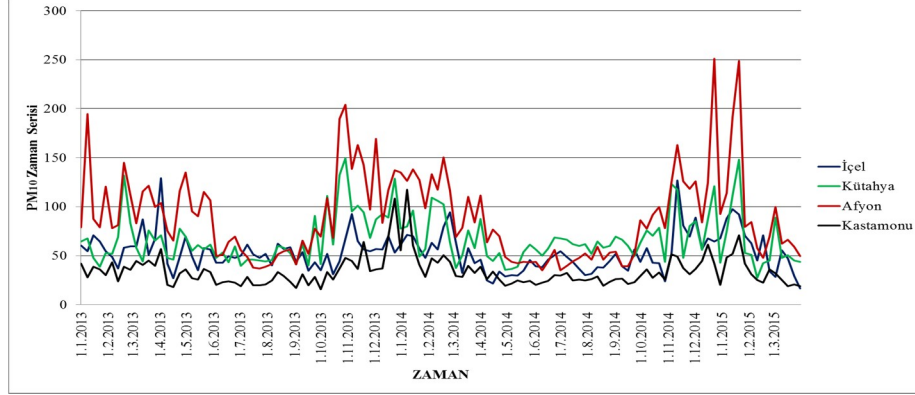
Şekil 1. PM₁₀ kirleticilerine ilişkin X-B indeks değerleri (X-B index values related to pollutants PM₁₀)

Bilindiği üzere, kümelemede amaç en uygun küme sayısı ile en iyi kümelemeyi elde etmektir. Dolayısıyla, en büyük düşüşün yaşandığı en küçük küme sayısı 4, en uygun küme sayısı olarak belirlenmiştir (Şekil 1). Tablo 2'de küme sayılarına karşılık gelen X-B indeks değerleri verilmektedir.

Tablo 2. X-B indeks değerlerine göre küme sayıları (number of cluster according to X-B index values)

	Küme Sayısı				
	2	3	4	5	6
X-B İndeks Değeri	61.28	17.13	6.05	8.81	10.62

Şekil 2'de PM₁₀ kirleticilerine ilişkin medoid değerlerine ilişkin zaman serileri görülmektedir. Şekil 2'den, PM₁₀ konsantrasyonuna göre medoidlerin yani izlenmesi gereken istasyonların İçel, Kütahya, Afyon ve Kastamonu olduğu görülmektedir. Bunun dışında en yüksek PM₁₀ konsantrasyonuna sahip istasyonların Afyon medoid istasyonunun temsil ettiği kümede, en düşük PM₁₀ konsantrasyonlarına sahip istasyonların ise Kastamonu medoid istasyonunun temsil ettiği kümede yer aldığı görülmektedir. PM₁₀ için kümeleme işleminde 1. kümede 36, ikinci kümede 18, üçüncü kümede 22 ve dördüncü kümede 23 istasyon elde edilmiştir. Kümeleme sonucuna göre oluşturulan kümeler, üyelik değerleri (U) ve içerdikleri istasyonlar Tablo 3 ve 6'da görüldüğü gibidir.



Şekil 2. PM10 kirliticilerine ilişkin medoid zaman serileri (medoid time series related to PM10 pollutants)

Tablo 3. Küme 1'de yer alan iller (36 istasyon) (Provinces in the Cluster 1 (36 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Antalya	48.90	0.60	0.90	0.10	0.00	0.10	1
Burdur	54.80	0.60	1.00	0.00	0.00	0.00	1
İskenderun	53.00	0.60	1.00	0.00	0.00	0.00	1
İçel	52.90	0.50	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Ağrı	48.80	0.70	0.90	0.10	0.00	0.10	1
Ardahan	49.90	0.60	0.90	0.00	0.00	0.00	1
Erzincan	53.20	0.50	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Kars	50.50	0.60	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Malatya	49.20	0.50	0.90	0.00	0.00	0.10	1
Van	55.60	0.50	0.90	0.10	0.00	0.00	1
Sirinyer	50.10	0.60	0.90	0.00	0.00	0.00	1
Şanlıurfa	55.80	0.70	0.90	0.10	0.00	0.00	1
Bahçelievler	55.90	0.50	0.90	0.10	0.00	0.00	1
Dikmen	53.50	0.20	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Nevşehir	48.60	0.20	0.90	0.10	0.00	0.10	1
Yozgat	47.70	0.30	0.80	0.10	0.00	0.10	1
Bayburt	53.10	0.50	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Çorum	54.80	0.40	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Karabük	53.60	0.80	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Ordu	50.10	0.70	0.90	0.00	0.00	0.00	1
Balıkesir	47.40	0.50	0.80	0.10	0.00	0.10	1
Bilecik	46.80	0.30	0.80	0.10	0.00	0.20	1
Beşiktaş	49.70	0.30	0.90	0.00	0.00	0.00	1
Alibeyköy	54.40	0.50	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Kırklareli	51.60	0.50	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Tekirdağ	54.90	0.70	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Kocaeli-OSB	43.60	0.70	0.50	0.10	0.00	0.40	1
Bitlis	57.80	0.60	0.70	0.20	0.00	0.00	1
Güzelyalı	59.70	0.50	0.50	0.50	0.00	0.00	1
Bayraklı	59.90	0.70	0.50	0.50	0.00	0.00	1
Uşak	59.20	0.60	0.60	0.40	0.00	0.00	1
Sincan	58.30	0.50	0.70	0.30	0.00	0.00	1
Edirne	57.70	0.50	0.80	0.20	0.00	0.00	1
Yenibosna	58.70	0.30	0.60	0.30	0.00	0.00	1
Esenler	57.70	0.30	0.70	0.20	0.00	0.00	1

Tablo 4. Küme 2'de yer alan iller (18 istasyon) (Provinces in the Cluster 2 (18 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Hatay	74.47	0.74	0.09	0.70	0.19	0.02	2
Osmaniye	72.61	0.66	0.07	0.81	0.10	0.02	2
Muğla2	74.70	0.64	0.09	0.68	0.20	0.03	2
Kayseri-OSB	71.86	0.36	0.06	0.85	0.07	0.01	2
Kütahya	66.83	0.38	0.00	1.00	0.00	0.00	2
Adıyaman	68.49	0.35	0.01	0.98	0.01	0.00	2
Diyarbakır	63.54	0.42	0.09	0.89	0.01	0.01	2
Gaziantep	68.02	0.44	0.01	0.99	0.00	0.00	2
Mardin	63.90	0.32	0.07	0.91	0.01	0.01	2
Aksaray	61.66	0.21	0.25	0.70	0.02	0.02	2
Kayaş	69.45	0.49	0.02	0.95	0.02	0.01	2
Demetevler	68.10	0.41	0.01	0.99	0.00	0.00	2
Kayseri-Melikgazi	68.86	0.59	0.02	0.97	0.01	0.00	2
Niğde	69.61	0.20	0.03	0.95	0.02	0.01	2
Bartın	61.41	0.73	0.28	0.67	0.03	0.03	2
Gümüşhane	64.56	0.47	0.04	0.95	0.01	0.01	2
Aksaray	63.55	0.33	0.09	0.89	0.01	0.01	2
Kartal	63.87	0.61	0.07	0.91	0.01	0.01	2

Tablo 5. Küme 3'te yer alan iller (22 istasyon) (Provinces in the Cluster 3 (18 stations))

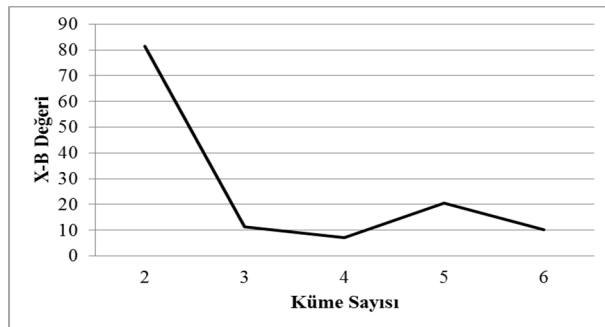
İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Elbistan	78.28	0.60	0.10	0.40	0.50	0.00	3
Cebeci	78.44	0.60	0.10	0.40	0.50	0.00	3
Bolu	81.35	0.70	0.10	0.20	0.70	0.00	3
Afyon	89.24	0.60	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Denizli	86.65	0.70	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Denizli 2	83.65	0.70	0.00	0.10	0.90	0.00	3
Manisa	84.96	0.70	0.00	0.10	0.90	0.00	3
Soma	81.95	0.70	0.10	0.20	0.80	0.00	3
Sihhiye	84.37	0.50	0.00	0.10	0.90	0.00	3
Karaman	83.32	0.30	0.00	0.10	0.90	0.00	3
Kayseri-Hurriyet	85.63	0.50	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Kocaeli-Dilovası	83.09	0.60	0.00	0.10	0.80	0.00	3
Hakkari	92.20	0.40	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Iğdır	102.20	0.70	0.10	0.10	0.80	0.00	3
Muş	122.50	0.70	0.10	0.20	0.60	0.10	3
Batman	93.43	0.50	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Siirt	104.40	0.50	0.10	0.10	0.80	0.00	3
Düzce	95.40	0.50	0.00	0.00	0.90	0.00	3
Karabük-Kardemir	91.95	0.70	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Adana-Valilik	64.86	0.30	0.00	1.00	0.00	0.00	3
Adana-Meteroloji	64.87	0.40	0.00	1.00	0.00	0.00	3
Kahramanmaraş	61.65	0.40	0.30	0.70	0.00	0.00	3

Tablo 6. Küme 4'te yer alan iller (23 istasyon) (Provinces in the Cluster 4 (23 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Adana-Çatalan	30.10	0.40	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Adana-Doğankent	36.40	0.80	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Bingöl	36.00	0.40	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Elazığ	35.50	0.40	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Erzurum	30.80	0.60	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Alsancak	35.80	0.60	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Karşıyaka	38.20	0.60	0.10	0.00	0.00	0.90	4
Çiğli	39.40	0.70	0.10	0.00	0.00	0.80	4
Bornova	39.60	0.40	0.20	0.00	0.00	0.80	4
Kilis	30.60	0.30	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Şırnak	34.50	0.40	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Eskişehir	31.70	0.30	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Kırşehir	43.20	0.50	0.40	0.10	0.00	0.50	4
Sivas	36.80	0.50	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Amasya	31.80	0.50	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Kastamonu	33.70	0.50	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Üsküdar	40.90	0.20	0.20	0.10	0.00	0.70	4
Sarıyer	38.30	0.60	0.10	0.00	0.00	0.90	4
Yalova	37.00	0.60	0.00	0.00	0.00	0.90	4
Ümraniye	0.00	0.80	0.20	0.10	0.10	0.60	4
Kadıköy	0.00	0.80	0.20	0.10	0.10	0.60	4
Gazimir	19.80	0.20	0.10	0.10	0.00	0.80	4
Çanakkale	21.10	0.60	0.10	0.10	0.00	0.80	4

3.2. SO₂ Kirleticisi İçin Sonuçlar (Results for SO₂ Pollutant)

Çalışmamızda SO₂ kirleticilerine ilişkin haftalık ölçümlerden elde edilen X-B indeksi değerleri ise Şekil 3'de görüldüğü gibidir.



Şekil 3. SO₂ kirleticilerine ilişkin X-B indeksi değerleri (X-B index values related to pollutants SO₂).

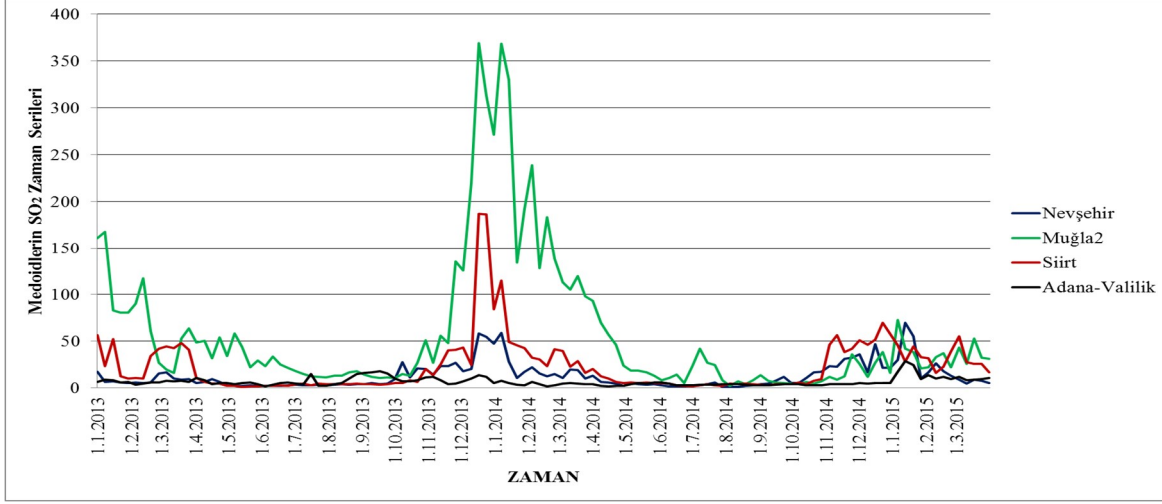
Tablo 7'de değişik küme sayılarına karşılık gelen X-B indeksi değerleri verilmiştir.

Tablo 7. SO₂ kirleticilerine ilişkin X-B indeksi değerlerine göre küme sayıları (numbers of cluster according to X-B index values for SO₂ pollutants)

X-B İndeksi Değeri	Küme Sayısı				
	2	3	4	5	6
	81.49	11.27	7.20	20.58	10.14

Şekil 3 ve Tablo 7'e göre, SO₂ konsantrasyonu için en uygun küme sayısı 4 olarak tespit edilmiştir. Küme sayısı 4 için bulanık k-mediodler algoritması çalıştırıldığında elde edilen medoid istasyonlar Şekil 4'te verilmiştir.

Şekil 4'e göre Nevşehir, Muğla, Siirt ve Adana-Valilik illeri arasında en yüksek SO₂ konsantrasyonları Muğla 2 istasyonunun temsil ettiği kümede gözlenmiştir. SO₂ için kümeleme işleminde 1. kümede 27, ikinci kümede 8, üçüncü kümede 17 ve dördüncü kümede 41 istasyon yer almaktadır. Kümeleme sonucuna göre oluşturulan kümeler, üyelik değerleri (U) ve içerdikleri iller Tablo 8 ve 11'de görüldüğü gibidir.



Şekil 4. SO₂ kirlenmelerine ilişkin medoid zaman serileri (medoid time series related to SO₂ pollutants)

Tablo 8. Küme 1'de yer alan iller (27 istasyon) (Provinces in the Cluster 1(27 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Hatay	14.77	0.73	0.85	0.00	0.08	0.06	1
Osmaniye	11.82	0.83	0.97	0.00	0.01	0.02	1
Elazığ	15.34	0.78	0.78	0.01	0.13	0.08	1
Erzincan	11.01	0.76	0.87	0.00	0.02	0.11	1
Erzurum	12.13	0.66	0.99	0.00	0.00	0.01	1
Iğdır	11.44	0.75	0.94	0.00	0.01	0.05	1
Denizli 2	13.72	0.84	0.95	0.00	0.02	0.03	1
Çiğli	11.48	0.47	0.94	0.00	0.01	0.05	1
Kütahya	11.23	0.51	0.91	0.00	0.01	0.08	1
Manisa	11.74	0.69	0.97	0.00	0.01	0.03	1
Adıyaman	13.94	0.85	0.94	0.00	0.03	0.03	1
Diyarbakır	11.52	0.77	0.95	0.00	0.01	0.04	1
Gaziantep	10.24	0.73	0.68	0.00	0.03	0.29	1
Mardin	15.24	0.81	0.79	0.01	0.12	0.08	1
Şanlıurfa	10.94	0.71	0.86	0.00	0.02	0.12	1
Sıhhiye	11.36	0.41	0.92	0.00	0.01	0.06	1
Keçiören	10.63	0.49	0.79	0.00	0.02	0.19	1
Demetevler	12.65	0.63	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Cebeci	10.77	0.64	0.82	0.00	0.02	0.16	1
Kayseri-Hürriyet	12.66	0.74	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Nevşehir	12.56	0.75	1.00	0.00	0.00	0.00	1
Gümüşhane	11.56	0.79	0.95	0.00	0.01	0.04	1
Sinop	9.65	0.78	0.50	0.00	0.03	0.47	1
Zonguldak	16.33	0.85	0.62	0.01	0.27	0.10	1
Balıkesir	10.04	0.85	0.62	0.00	0.03	0.35	1
Çanakkale	13.37	0.78	0.98	0.00	0.01	0.01	1
OSB	16.36	0.52	0.62	0.01	0.28	0.10	1

Tablo 9. Küme 2'de yer alan iller (8 istasyon) (Provinces in Cluster 2 (8 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Hakkâri	57.7	0.64	0.04	0.87	0.06	0.03	2
Afyon	56.96	0.72	0.03	0.88	0.06	0.03	2
Denizli	37.32	0.87	0.11	0.55	0.28	0.07	2
Muğla 2	48.24	0.88	0.00	1.00	0.00	0.00	2
Kilis	55.23	0.72	0.02	0.92	0.04	0.02	2
Kardemir 2	53.7	0.41	0.02	0.94	0.03	0.01	2
Edirne	35.12	0.82	0.13	0.39	0.39	0.08	2
Tekirdağ	43.09	0.88	0.03	0.90	0.05	0.02	2

Tablo 10. Küme 3'te yer alan iller (17 istasyon) (Provinces in Cluster 3 (17 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
İskenderun	20.20	0.30	0.10	0.00	0.90	0.00	3
Isparta	22.00	0.70	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Kahramanmaraş	21.30	0.70	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Elbistan	30.70	0.60	0.10	0.20	0.60	0.10	3
Ardahan	18.60	0.80	0.20	0.00	0.70	0.10	3
Bitlis	25.00	0.90	0.10	0.00	0.90	0.00	3
Kars	19.70	0.80	0.10	0.00	0.90	0.00	3
Van	26.70	0.80	0.10	0.00	0.80	0.00	3
Batman	17.30	0.80	0.50	0.00	0.50	0.10	3
Siirt	22.10	0.70	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Çankırı	19.80	0.70	0.10	0.00	0.90	0.00	3
Bolu	26.30	0.50	0.10	0.00	0.90	0.00	3
Çorum	20.60	0.60	0.00	0.00	1.00	0.00	3
Karabük	29.40	0.60	0.10	0.10	0.70	0.10	3
Tekkeköy	18.00	0.40	0.30	0.00	0.60	0.10	3
Valilik	28.80	0.90	0.10	0.10	0.70	0.10	3
Dilovası	19.60	0.60	0.10	0.00	0.90	0.00	3

Tablo 11. Küme 4'te yer alan iller (41 istasyon) (Provinces in Cluster 4 (41 stations))

İstasyonlar	π_0	π_1	U1	U2	U3	U4	Küme
Çatalan	2,63	0.72	0.14	0.01	0.04	0.82	4
Adana-Valilik	6,66	0.74	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Meteoroloji	4,61	0.41	0.06	0.00	0.01	0.92	4
Doğankent	6,96	0.73	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Antalya	4,10	0.85	0.08	0.00	0.02	0.90	4
İçel	7,03	0.89	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Ağrı	8,86	0.62	0.26	0.00	0.02	0.72	4
Bingöl	6,32	0.85	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Tunceli	7,13	0.85	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Aydın	7,68	0.71	0.04	0.00	0.00	0.95	4
Alsancak	7,75	0.70	0.05	0.00	0.01	0.95	4
Güzelyalı	8,59	0.86	0.19	0.00	0.02	0.79	4
Karşıyaka	7,18	0.46	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Gazimir	7,06	0.57	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Bornova	8,33	0.46	0.14	0.00	0.01	0.85	4
Bayraklı	6,72	0.46	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Bahçelievler	9,22	0.42	0.36	0.00	0.02	0.61	4
Sincan	9,41	0.53	0.42	0.00	0.03	0.55	4
Kayaş	7,74	0.68	0.05	0.00	0.01	0.95	4
Dikmen	8,75	0.47	0.23	0.00	0.02	0.75	4

Eskişehir	3,39	0.56	0.11	0.00	0.03	0.86	4
Kayseri-osb	7,72	0.48	0.05	0.00	0.01	0.95	4
Melikgazi	6,57	0.61	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Niğde	6,43	0.66	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Artvin	5,84	0.86	0.01	0.00	0.00	0.98	4
Bayburt	5,34	0.72	0.03	0.00	0.01	0.96	4
Düzce	7,68	0.63	0.04	0.00	0.00	0.95	4
Kastamonu	6,29	0.73	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Rize	6,34	0.79	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Tokat	8,74	0.82	0.22	0.00	0.02	0.76	4
Ereğli	9,22	0.81	0.36	0.00	0.02	0.61	4
Aksaray	9,04	0.75	0.31	0.00	0.02	0.67	4
Yenibosna	7,17	0.71	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Ümraniye	6,67	0.54	0.00	0.00	0.00	1.00	4
Kartal	5,68	0.50	0.02	0.00	0.00	0.97	4
Kadıköy	7,72	0.72	0.05	0.00	0.01	0.95	4
Esenler	5,02	0.64	0.04	0.00	0.01	0.94	4
Beşiktaş	6,17	0.68	0.01	0.00	0.00	0.99	4
Alibeyköy	4,38	0.68	0.07	0.00	0.02	0.91	4
Kırklareli	4,32	0.46	0.07	0.00	0.02	0.91	4
Yalova	4,60	0.60	0.06	0.00	0.01	0.92	4

4. TARTIŞMA ve SONUÇ (DISCUSSION and CONCLUSION)

Bu çalışmada SO₂ ve PM₁₀ kirlenici konsantrasyonları bakımından benzer davranışa sahip hava kirliliği izleme istasyonlarının belirlenmesi amaçlanmıştır. Çalışma kapsamında analizlere 121 istasyon ile başlanmıştır. Her bir istasyona ilişkin zaman serisi için gerçekleştirilen durağanlık testlerinden sonra PM₁₀ için 99, SO₂ için 93 zaman serisinin AR(1) sürecine uyduğu belirlenmiştir. AR(1) sürecinin parametreleri kümeleme değişkeni olarak kullanılmıştır. X-B küme doğrulama kriteri kullanılarak her iki kirlenici için de en uygun küme sayısı 4 olarak bulunmuştur. Buradan hareketle BKM algoritması kullanılarak birbirine benzer davranan istasyonlar belirlenmiştir. Burada amaç aynı kümede yer alan istasyonların takibi için medoid istasyonun kullanılarak hem bilgi fazlalığının hem de hava izleme maliyetinin azaltılmasıdır. Sonuçlar şu şekilde özetlenebilir:

- PM₁₀ kirlenicisine için medoid istasyonlar İçel, Kütahya, Afyon ve Kastamonu olarak bulunmuştur.
- En yüksek PM₁₀ konsantrasyonuna sahip illerin Afyon medoidinin temsil ettiği kümede toplanmıştır.
- En düşük PM₁₀ konsantrasyonuna sahip istasyonlar ise Kastamonu medoidinin temsil ettiği kümede toplanmıştır.
- PM₁₀ konsantrasyonuna göre izlenecek istasyon sayısı 121(Başlangıçtaki İstasyon sayısı)-99 (Durağan zaman serisine sahip istasyon sayısı) = 22

(Durağan olmayan zaman serisine sahip istasyonlar) + 4 (Medoid istasyon) =26 olarak bulunmuştur.

- Buradan hareketle, PM₁₀ için hava izleme maliyetinin yaklaşık olarak $(1-26/121)*100 = \%78.5$ azaltılabileceği sonucunda ulaşılmıştır.
- SO₂ kirlenicisi için ise medoid istasyonlar, Nevşehir, Muğla 2, Siirt ve Adana-Valilik olarak belirlenmiştir.
- En yüksek SO₂ konsantrasyonuna sahip istasyonların Muğla 2 medoidinin temsil ettiği kümede yer aldığı görülmüştür.
- En düşük SO₂ konsantrasyonuna sahip istasyonlar ise Adana-Valilik medoidinin temsil ettiği kümede toplanmıştır.
- SO₂ için izlenecek istasyon sayısı, 121-93=28 (Durağan olmayan zaman serisine sahip istasyonların sayısı) + 4(medoid istasyon sayısı)= 32 olarak tespit edilmiştir.
- SO₂ için hava izleme maliyetinin yaklaşık olarak $(1-32/121)= \%73.5$ azaltılabileceği görülmüştür.

İleriki çalışmalarımızda Türkiye'deki hava kirliliği izleme istasyonlarının coğrafi olarak konumları da dikkate alınarak, bu istasyonlarda hava kirliliği ölçmede kullanılan ekipmanlardaki fazlalığın tespit edilmesi ve dolayısıyla ekipman maliyetinin azaltılması planlanmaktadır.

KAYNAKÇA (REFERENCES)

- [1] Ö. Akyürek, O. Arslan ve A.Karedemir, "SO₂ ve PM₁₀ Hava kirliliği parametrelerinin CBS ile konumsal analizi: Kocaeli örneği", TMMOB Coğrafi Bilgi Sistemleri Kongresi, Ankara, 2013.
- [2] C. Lavecchia, E. Angelino, M. Bedogni, E. Brevetti, R. Gualdi, G. Lanzani, A. Musitelli ve M. Valentini, "The ozone patterns in the aerological basin of Milan (Italy)", *Environ Softw*, no. 11, pp. 73-80, 1996.
- [3] C. Ortuno, M. Jaimes, R. Munoz, R. Ramos ve V. H. Paramo, "Redundancy analysis for the Mexico City air monitoring network: The case of CO", 1997. [Çevrimiçi]. Available: http://files.abstractsonline.com/CTRL/2D/A/06E/7F9/022/434/F8D/F8C/2D3/E4B/F3E/66/a1177_1.doc. [Erişildi: 13 Haziran 2016].
- [4] C. Silva ve A. Quiroz, "Optimization of the atmospheric pollution monitoring network at Santiago De Chile", *Atmos Environ.*, no. 37, pp. 2337-2345, 2003..
- [5] S. Saksena, V. Joshi ve R. S. Patil, "Cluster analysis of Delhi's ambient air quality data", *J Environ Monit*, no. 5, pp. 491-499, 2003.
- [6] V. V. M. Gabushi, V. Gabushi ve M. Volta, "A Methodology for seasonal photochemical model simulation assessment", *J Environ Pollut*, no. 24, pp. 11-21, 2005.
- [7] W. Z. Lu, H. D. He ve L. Y. Dong, "Performance assessment of air quality monitoring networks using principal component analysis and cluster analysis", *Build Environ*, no. 46, pp. 577-583, 2011.
- [8] E. Gramsh, F. Cereceda-Balic, P. Oyola ve D. Von Baer, "Examination of pollution trends in Santiago De Chile with cluster analysis of PM₁₀ and ozone data", *Atmos Environ*, no. 40, pp. 5464-5475, 2006.
- [9] I. Morlini, "Searching for structure in measurements of air pollutant concentration", *Environmetrics*, no. 18, pp. 823-840, 2007.
- [10] D. Giri, V. Murthy, P. R. Adhikary ve N. Khanal, "Ambient air quality of Kathmandu Valley as reflected by atmospheric particulate matter concentrations PM₁₀", *International Journal of Environmental Science and Technology*, no. 9, 2006.
- [11] J. M. Pires, S. V. Sousa, M. C. Pereira, M. M. Alvim-Ferraz ve F. G. Martins, "Management of air quality monitoring using principal component and cluster analysis—Part I: SO₂ and PM₁₀", *Atmos Environ*, no. 42, pp. 1249-1260, 2008a.
- [12] J. M. Pires, S. V. Sousa, M. C. Pereira, M. M. Alvim-Ferraz ve F. G. Martins, "Management of air quality monitoring using principal component and cluster analysis—Part II: CO, NO₂ and O₃", *Atmos Environ*, no. 42, pp. 1261-1274, 2008b.
- [13] R. Ignaccolo, S. Ghigo ve E. Giovenali, "Analysis of monitoring networks by functional clustering", *Environmetrics*, no. 62, pp. 672-686, 2008.
- [14] J. Lau, W. T. Hung ve C. S. Cheung, "Interpretation of air quality in relation to monitoring station's surroundings", *Atmos Environ*, no. 43, pp. 769-777, 2009.
- [15] P. D'Urso ve E. A. Maharaj, "Autocorrelation-based fuzzy clustering of time series", *Fuzzy Sets Syst*, no. 160, pp. 3565-3589, 2009.
- [16] P. D'Urso ve E. A. Maharaj, "Wavelets-based clustering of multivariate time series", *Fuzzy Sets and Systems*, no. 193, pp. 33-361, 2012..
- [17] P. D'Urso, D. Di Lallo ve E. A. Maharaj, "Autoregressive model-based fuzzy clustering and its application for detecting information redundancy in air pollution monitoring network", *Soft Computing*, cilt 1, no. 17, pp. 13-83, 2013.
- [18] A. Iizuka, S. Shirato, A. Mizukoshi, M. Noguchi, A. Yamasaki ve Y. Yanagisawa, "A Cluster analysis of constant ambient air monitoring data from the Kanto Region of Japan", *Int. J. Environ. Res. Public Health*, cilt 7, no. 11, pp. 6844-6855, 2014..
- [19] D. A. Dickey ve W. A. Fuller, "Distribution of the estimators for autoregressive time series with a unit root", *Journal of the American Statistical Association*, no. 74, pp. 427-431, 1979.
- [20] G. B. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel ve L. M. Liu, "Time series analysis", Pearson Education, 2009.
- [21] L. Xie ve G. Beni, "A validity measure for fuzzy clustering", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, cilt 8, no. 13, pp. 841-847, 1991
- [22] L. Kaufman ve P. J. Rousseuw, "Clustering by means of medoids" in: Y. Dodge (Ed.), *Statistical Data Analysis based on the L1 Norm* (North-Holland, Amsterdam, pp. 405-416, 1987.