

Türkiye’de Solunum Sistemine Bağlı Ölüm Oranlarının Mekansal Kümelenmelerinin İncelenmesi

Mustafa YALÇIN¹, Kaan KAYA¹

¹Afyon Kocatepe Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Harita Mühendisliği Bölümü, Afyonkarahisar.

*Sorumlu yazar e-posta: mustafayalcin@aku.edu.tr ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-6402-5651>
knkaya09@gmail.com ORCID ID: <https://orcid.org/0000-0001-8708-5651>

Geliş Tarihi: 08.07.2019; Kabul Tarihi: 24.10.2019

Öz

Dünyada her yıl solunum sistemi hastalıkları sebebiyle önemli sayıda insan hayatını kaybetmektedir. Bu tür hastalıklardan dolayı meydana gelen ölümlerin mekânsal bağımlılıklarının incelenmesi, ölüm nedenlerinin tespit edilmesinde ve bu yüksek ölüm oranlarına karşı farkındalık yaratılarak gerekli önlemlerin alınmasında etkin rol oynamaktadır. Bu çalışmada, 2014-2018 yılları arasında Türkiye il birimlerindeki solunum sistemi hastalıkları sebebiyle hayatını kaybeden insanların mekânsal kümeleme yöntemleri ile mekânsal bağımlılıklarının incelenmesi amaçlanmıştır. Kümelenmelerin tespiti için Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS) ortamında, global kümeleme istatistikleri (Moran’s I, Geary C ve Getis-Ord Genel G) ve lokal kümeleme istatistikleri (Lokal Moran’s I ve Getis-Ord G*) kullanılmıştır. Global istatistiklerin sonucunda yüksek anlamlılıkta mekânsal kümelenmeler tespit edilmiştir. Çalışma sonucunda Global istatistiklerde %95 anlamlılık düzeyi üzerinde mekânsal kümelenmeler tespit edilmiştir. Lokal istatistikler sonucunda ise kümelenmelerin tüm yıllarda aynı bölgelerde yoğunlaştığı görülmüştür. Buna göre Batı ve Orta Karadeniz kesimlerinde yüksek; Doğu ve Güneydoğu Anadolu Bölgelerinde düşük kümelenmeler yüksek anlamlılık derecesi ile tespit edilmiştir. Gelecek çalışmalarda, kümelenme tespit edilen illerde, oluşum nedenleri ile ilgili mekansal regresyon analizleri yapılması planlanmaktadır.

Anahtar kelimeler

Mekansal kümelenme;
Mekansal bağımlılık;
CBS; Solunum Sistemi
Hastalıkları; Ölüm
oranları

Investigation of Spatial Clusters of Mortalities due to Respiratory System in Turkey

Abstract

Every year, a significant number of people die due to respiratory diseases in the world. Investigation of the spatial dependence of deaths caused by such diseases plays an active role in determining the causes of death and creating awareness against these high mortality rates and taking necessary precautions. In this study, it is aimed to investigate the spatial dependence of Turkey’s people who lost their lives due to respiratory diseases in provincial units with spatial clustering methods between 2014-2018 years. Global clustering statistics (Moran’s I, Geary C and Getis-Ord General G) and local clustering statistics (Local Moran’s I and Getis-Ord G*) were used to determine clusters in the Geographical Information System (GIS) environment. As a result of the study, spatial clusters over 95% significance level were determined according to the global statistics. As a result of local statistics, it is observed that clusters are defined in the same regions in all years. Accordingly, it is high in the western and central Black Sea regions; low clusters were detected with a high degree of significance in eastern and southeastern Anatolia regions. In future studies, it is planned to conduct spatial regression analyzes on the reasons of event in the provinces where clustering is detected.

Keywords

Spatial Clustering;
Spatial
Dependency; GIS;
Diseases of respiratory
system; Mortalities

© Afyon Kocatepe Üniversitesi

1. Giriş

Dünyada ve ülkemizde her yıl çeşitli hastalıklardan dolayı insanlar hayatını kaybetmektedir. Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK) 2018 yılı ölüm nedenleri istatistiklerine göre, bu yılda ölen insanların

tamamının içerisinde, toplam 421164 kişi çeşitli hastalıklar sebebiyle hayatını kaybetmiştir. Solunum sistemi hastalıklarından hayatını kaybedenlerin sayısı ise 52568 olup, tüm hastalıklardan ölümlere oranla %12,5’tir. Başka bir deyişle, her yıl farklı

hastalıklardan ölen insanların sekizde biri solunum sistemi hastalıklarından dolayı hayatını kaybetmektedir. Bu oran çok ciddi bir kayba işaret etmekte olup, bu durumun sebeplerinin araştırılması noktasında önemli çalışmalara ihtiyaç duyulmaktadır. Bu bağlamda, solunum yollarına bağlı ölümlerin mekânsal bağımlılığının araştırılması, ölüm nedenlerinin tespit edilmesinde etkin bir rol oynayacaktır.

Solunum sistemi hastalıkları, dünyada ölüm ve sakatlığa neden olmaktadır. Dünya Sağlık Örgütü tarafından yayınlanan rapora göre dünyada yaklaşık 65 milyon kişi kronik obstrüktif akciğer hastalığından (KOAH) muzdariptir ve her yıl 3 milyon kişi ölmekte, bu da dünya çapında üçüncü ölüm nedenidir (FIRS, 2017). Başta endüstriyelleşme olmak üzere çeşitli nedenlerden dolayı giderek artan hava kirliliğinin özellikle akciğer hastalıkları ve bu hastalıklara bağlı ölüm oranlarını arttırdığı, bilhassa çocukların akciğer gelişimi üzerinde olumsuz etkiler gösterdiği belirlenmiştir (Zülfikar, 2014).

Türkiye’de 2009-2016 yılları arasında TÜİK verilerine göre ölüm nedenlerinde birinci sırada dolaşım sistemi hastalıkları, ikinci sırada iyi ve kötü huylu tümörler üçüncü sırada ise solunum sistemi hastalıkları vardır. Yıllar içerisinde iyi ve kötü huylu tümörler ile endokrin, beslenme ve metabolizmayla ilgili hastalıklar azalırken; solunum sistemi hastalıkları ile sinir sistemi ve duyu organları hastalıkları artmıştır. 2009 yılında solunum sisteminden ölenlerin oranı %8.8 iken, 2016 yılında %11.9’ a çıkmıştır (Emik ve Önal, 2019).

Son yıllarda bilgi teknolojilerinin hızla gelişmesinden dolayı tüm dünyada CBS tabanlı sağlık uygulamalarında önemli bir artış olduğu görülmektedir (Nişancı vd. 2010, Durduran ve Durduran 2009, Dogru vd. 2019, Nordbø vd. 2018). CBS tabanlı mekânsal istatistik metotlar kullanılarak hastalıkların mekânsal kümelenmelerinin tespit edilmesi, hastalıkların yoğunlaştığı bölgelerin belirlenmesi, hastalıkların izlenmesi ve bu kümelenmelere etki eden faktörleri belirlemek büyük önem arz etmektedir (Erdoğan 2010, Tağlı 2007, Khademi 2016, Keeler ve Emch 2017). Burada

kümelenme olarak belirtilen olgu, sınıflandırılmamış verilerin benzer özelliklerine göre bölümlendirilerek araştırmacıya özet bilgi aktarmak olarak tanımlanabilir (Özgür 2008).

Liu vd. (2013) çocuk ölümlerinin önde gelen nedenlerinden biri haline gelen el, ayak ve ağız hastalığının (EAAH) Çin'in Shandong Eyaletinde il düzeyinde mekânsal ve mekânsal-zamansal epidemiyolojik analizini yapmıştır. Yıllık EAAH vakalarının mekânsal otokorelasyonunu saptamak için global otokorelasyon istatistiği Moran's I kullanılmıştır. Elde edilen bulgular, yüksek insidans bölgesini belirlemek ve zamanında EAAH' a karşı önlem almak için gerçek zamanlı bir mekânsal-zamansal sörveyans sisteminin kurulmasını önermiştir.

Requia ve Roig (2015) Brezilya Federal Bölgesinde kardiyorespiratuvar hastalıkların mekânsal düzenlerini değerlendirmek için dört farklı yöntem (Global Moran's I, Getis-Ord General G, Semivariogram analysis, multi-distance spatial cluster-K-function) kullanmıştır. Sonuçlar, Brezilya Federal Bölgesinde kardiyorespiratuvar hastalıkların mekânsal oluşumunun yaş grupları arasında farklı olduğunu göstermiştir.

Erdoğan (2010) epidemiyolojide CBS uygulamalarına yönelik yaptığı çalışmada, menenjit örneğini ele alarak mekânsal kümeleme yöntemlerini karşılaştırmıştır. Sonuç olarak, kullandığı metotlarda farklılıklar olmasına rağmen hastalıkların aynı iller üzerinde yoğunlaştığı görülmüştür.

David (2017) Türkiye'deki il bazlı Hepatit A ve A Dizanteri olgularının zaman ve mekândaki değişimleri; mekânsal dağılım, mekânsal doku, sıcak noktalar ve kümelenmeler bağlamında inceleyerek hastalıkların karakterlerinin anlaşılmasını amaçlamıştır. Çalışma sonucunda hastalıklara göre mekânsal dağılımın 2005, 2006 ve 2007 yıllarında Hepatit A, 2006 ve 2007'de A Dizanteri hastalıkları için kümelenmeler olduğunu göstermiştir. Yaş gruplarına göre mekânsal dağılımın ise 2002, 2003, 2006 ve 2007'de 15 yaşın altındaki çocuklar için kümelendiği tespit edilmiştir.

Literatürde, hastalıkların mekânsal kümelenmelerine ilişkin CBS tabanlı yapılmış araştırmalar bulunmaktadır. Ancak Türkiye illeri baz alınarak, solunum sistemi hastalıklarından hayatını kaybedenlerin mekânsal kümelenmesine yönelik herhangi bir çalışma bulunmamaktadır. Çalışmanın amacı, Türkiye il birimlerinde solunum sistemi hastalıklarından dolayı hayatını kaybeden insanların mekânsal kümeleme yöntemleri ile mekânsal bağımlılıklarının incelenmesi ve hastalıktan dolayı ölümlerin kümelendiği bölgelerin belirlenmesidir.

2. Materyal ve Metot

Çalışma alanı, Türkiye’deki tüm illeri kapsamakta olup, her bir il biriminde kullanılan veriler Türkiye İstatistik Kurumu’ndan (TUİK) elde edilmiştir. Türkiye geneli il bazlı ölüm verileri 2014-2018 aralığında yıllık olarak elde edilmiştir.

Çalışma alanına ait illerin sınır verileri olan konumsal veriler ile diğer öznitelik verileri birbiri ile CBS ortamında ilişkilendirilmiştir. İllerdeki solunum sistemi hastalıklarından hayatını kaybeden kişiler ilgili ildeki nüfusa bölünerek normalize edilmiş ve bu değerler ile mekânsal kümeleme analizleri yapılmıştır.

Mekânsal kümeleme analizlerinde Tobler’ in birinci kuralı olan, her nesne birbiriyle ilişkilidir, fakat birbirine yakın nesnelere uzaktaki nesnelere göre daha ilişkilidir mantığı esastır (Özgür 2008). Mekânsal kümeleme teknikleri, global kümeleme istatistikleri ve lokal kümeleme istatistikleri olarak iki kategoriye ayrılmaktadır (Güngör 2013). Global kümeleme yöntemleri veride genel olarak kümelenme olup olmadığını, lokal kümeleme yöntemleri ise global kümelemelerden yola çıkarak lokal kümelenmelerin yerini göstermektedir.

Kritik değer, kümelenme aranan birimler arasındaki komşuluk ilişkilerinin araştırılması için kullanılmaktadır. Kritik değer kullanımı şart değildir, kullanılmadığı durumda çalışmadaki her birimin diğer birimlerle komşuluk bağı kurulmasının kabulü anlamına gelir. Bu çalışmada olduğu gibi büyük alanları kapsayan alanlarda komşuluk ilişkilerinin

daraltılması şarttır. Aksi takdirde Türkiye’nin en köşelerindeki Edirne ve Hakkari arasında bile kümeleme için komşuluk ilişkileri araştırılır. Kritik değer veri setinin konu ve kapsamına göre değişim göstermekte ve her çalışmada farklı değerler kullanılabilir.

2.1 Global Kümeleme İstatistikleri

Global kümeleme yöntemleri, bölgenin mevcut kümelenme derecesini tanımlayan tek bir özet istatistik sunar. İstatistiğin değeri, modelin kümelenmiş, rasgele veya dağılmış olup olmadığını gösterir. Kümelenmiş bir kalıptan farklı olarak, dağınık bir kalıp, yüksek ve düşük değerlerin birbirine yakın bir yerde rastgele bir kalıpta beklenenden daha sık olduğu bir kalıptır. Kümelenmiş ve dağınık desenler ayrıca sırasıyla pozitif ve negatif mekânsal otokorelasyon olarak etiketlenebilir (Fischer and Getis 2009). Bu çalışmada Moran’s I, Geary C ve Getis-Ord Genel G global kümeleme istatistikleri kullanılmıştır.

Moran’s I, özelliklerin, konumu ve değerleri üzerinden mekânsal bağımlılıklarını ölçen bir tekniktir (Eyyuboğlu 2015). Moran’s I mekânsal dokunun kümelenmiş, rasgele (rassal) veya dağınık olup olmadıklarını gösterir (Requia and Roig 2015).

Moran’s I istatistiğine ilişkin formül Eşitlik 1’de verilmektedir (Int Kyn.1).

$$Moran's I = \frac{n}{S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} z_i z_j}{\sum_{i=1}^n z_i^2} \quad (1)$$

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}$$

z : standardize edilmiş değişken ($x_i - \bar{X}$)

$w_{i,j}$: i ve j elemanları arasındaki ağırlık matrisi

n : toplam özellik sayısı

S_0 : mekansal ağırlık matrisleri toplamı

Moran’s I istatistiği -1 ile +1 arasında değer almaktadır. Pozitif değerler mekânsal kümelenmeyi, negatif değerler ise mekânsal dağınıklık anlamına gelmektedir. Eğer değer sıfır ise rasgele dağılım anlamına gelmektedir (Menteşe 2011).

Bir başka global kümelenme yöntemi ise Geary C yöntemidir. Moran’s I yöntemi ile birbirine benzemesi sebebiyle, birçok araştırmacı çalışmalarında ikisinden birini kullanır. Bazen de daha iyi sonuçlara ulaşmak için iki yöntemin sonuçları birleştirilip aynı anda kullanılmaktadır. (Al-Rumaizan et al. 2004). Geary C istatistiğine ilişkin formül Eşitlik 2’de verilmiştir (Anselin 2019).

$$C = \frac{(n-1)}{2S_0} \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j} (x_i - x_j)^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2)$$

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j}$$

S_0 : mekânsal ağırlık matrisleri toplamı

$w_{i,j}$: i ve j elemanları arasındaki ağırlık matrisi

n : toplam özellik sayısı

x_i : i özelliğinin değeri

x_j : j özelliğinin değeri

Geary C istatistiği ise 0 ile 2 arasında değer almaktadır. Sıfıra yakın değerler, benzer değerlerin dağılımının kümelenmediğini, ikiye yakın değerler ise farklı değerlerin (aykırı değerler) kümelenmediğini göstermektedir (Erdoğan 2010). Geary C istatistiği, Moran’s I istatistiğine oranla kümelenmeleri daha lokal bir düzeyde açıklamaktadır (Al-Rumaizan et al. 2004).

Moran’s I ve Geary C yöntemleri yüksek ya da düşük değerlerin kümelenmesini gösterirken bir başka küresel yöntem olan Getis-Ord Genel G ise yüksek ya da düşük değerlerin kümelenmesine bir anlam vermek için kullanılmaktadır (Erdoğan vd. 2011). Bir başka ifadeyle Genel G yöntemi kümelenme derecesini yüksek ya da düşük değerler için belirlemektedir (Requia and Roig 2015). Genel G istatistiği, kritik mesafeler içine düşen genel mekânsal birliktelik değerlerinin çarpımsal ölçüsünü veren bir istatistiktir. (Atalay 2010). Genel G istatistiği ile ilgili formüller eşitlik 3 ve 4’te verilmiştir (Int Kyn.2).

$$G(d) = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j}(d) x_i x_j}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n x_i x_j} \quad (3)$$

$$E[G(d)] = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j}(d)}{n(n-1)} \quad (4)$$

$G(d)$: Gözlemlenen değer

$E[G(d)]$: Beklenen değer

x_i : i özelliğinin değeri

x_j : j özelliğinin değeri

$w_{i,j}(d)$: d uzaklığı için i ve j noktalarının ağırlık matrisi

n : toplam özellik sayısı

Analiz sonucunda beklenen ve gözlemlenen Genel G istatistiği ölçülür. Genel G istatistiği beklenen değerlere bağlı olarak yorumlanır. Beklenen değer, kümelenmenin olmadığı anlamına gelir. Gözlemlenen G değeri beklenen değerden yüksek olduğu durumlarda komşuluk içeren bölgelerde yüksek değerler mevcuttur. Gözlemlenen G değeri beklenen değerden düşük olduğu durumlarda ise komşuluk içeren bölgelerde düşük değerler mevcuttur (Eyyuboğlu 2015).

2.2 Lokal kümeleme istatistikleri

Yerel ölçekte mekânsal otokorelasyon seviyesini belirtmek için, her bir alan birimi için bir mekânsal otokorelasyon değeri türetilmelidir (Lee and Wong 2001). Lokal kümeleme istatistikleri bölgeye ait alt gruplara odaklanarak her bir gözlemin bu istatistiklere olan katkılarını ayrıntılı bir şekilde ortaya koymaktadır (Özgür 2008). Başka bir şekilde ifade edecek olursak lokal kümeleme yöntemleri, çalışma alanındaki mekânsal kümelenmelerin nerede bulunduğunu göstermektedir (David 2017). Bu çalışmada Lokal Moran’s I ve Getis-Ord G* lokal kümeleme istatistikleri kullanılmıştır.

Lokal Moran’s I, Anselin tarafından geliştirilen Moran’s I temeline dayanan yerel bir yöntemdir (Anselin 1995). Lokal Moran’s I testi, bölgedeki mekânsal kümelenmeler ya da mekânsal aykırılıkların yerini tespit etmektedir fakat bu kümelerin hangi değerlerden (pozitif-negatif) oluştuğu hakkında bilgi vermemektedir (Atalay 2010). Lokal Moran’s I testi ile ilgili formüller eşitlik 5 ve 6’da verilmektedir (Int Kyn.3).

$$I_i = \frac{x_i - \bar{x}}{S_i^2} \sum_{j=1}^n w_{i,j} (x_j - \bar{x}) \quad (5)$$

$$S_i^2 = \frac{\sum_{j=1}^n (x_j - \bar{x})^2}{n-1} \quad (6)$$

$w_{i,j}$: i ve j elemanları arasındaki ağırlık matrisi

x_i : i özelliğinin değeri

x_j : j özelliğinin değeri

n : toplam özellik sayısı

I_i , komşu özelliklerin birbiriyle olan ilişkisini göstermektedir. (Tağıl 2007). Yüksek pozitif bir I_i değeri, gözlemin komşuları ile benzer şekilde yüksek veya düşük değerlere sahip olduğunu dolayısıyla mekânsal kümelenmeler olduğu anlamına gelmektedir. Mekânsal kümeler, yüksek-yüksek ve düşük-düşük kümelerinden oluşmaktadır. Yüksek negatif bir I_i değeri ise gözlemin komşuları ile aykırı değerlere sahip olduğunu dolayısıyla mekânsal aykırılık olduğu anlamına gelmektedir. Mekânsal aykırılıklar, yüksek-düşük ve düşük-yüksek değerlerinden oluşmaktadır (Zhang et al. 2008).

Kümelenme analizlerinin bir başka yerel tekniği, Genel G istatistiğinin yerel versiyonu olan Getis-Ord G^* istatistiğidir (Lee and Wong 2001). Getis-Ord G^* istatistiği, yüksek ya da düşük değerlerin kümelenmesinin anlamlı olup olmadığını ortaya koymaktadır (Kervankıran 2015). G^* istatistiği Eşitlik 7 ve 8’de gösterilmiştir (Int Kyn. 4).

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - \bar{x} \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2}{n-1}}} \quad (7)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (\bar{x})^2} \quad (8)$$

$w_{i,j}$: i ve j elemanları arasındaki ağırlık matrisi

x_j : j özelliğinin değeri

n : toplam özellik sayısı

Çalışma alanındaki her bir gözlem için G^* istatistiği hesaplanarak, alandaki sıcak noktalar (hot spots) ve soğuk noktalar (cold spots) belirlenmektedir (Kervankıran 2015). Pozitif G_i^* değerleri yüksek

mekânsal kümelenmeleri gösterirken, negatif G_i^* değerleri ise düşük mekânsal kümelenmeleri göstermektedir (Atalay 2010).

3. Bulgular

2014 - 2018 arasındaki yıllık tüm verilerin hem global hem de lokal olarak kümelenmeleri araştırılmıştır. Çalışmada her bir il birimi için solunum sistemi hastalıklarından hayatını kaybedenlerin sayısının diğer illerdeki sayı ile anlamlı olarak kümelenebilmesi için sırasıyla 500 km, 400 km, 350 km, 300 km, 250 km denemeler yapılmıştır. Denemeler sonucunda 500 km ve 400 km kritik değerler girilerek oluşturulan kümelerde birbirine sınır komşuluğu olmayan aralarında il sınırından il sınırına 300 km’den fazla kümelenmeler olduğu tespit edilmiştir. Kritik değer 350 km seçildiğinde, sınır komşuluğu olan ve yakın illerin birbiri ile kümelendiği gözlemlenmiştir. Kritik değer 300 km ve 250 km seçildiğinde birbirine sınır komşuluğu olan daha önceki denemelerde kümelenecek illerin kümeleneceği gözlemlenmiştir. Bu gözlemler ışığında en uygun kritik değerin 350 km olduğu tespit edilmiştir.

3.1 Global kümeleme analiz sonuçları

Global kümeleme istatistiklerinde kritik değer 350 km seçilerek, komşuluk ilişkilerinde sabit mesafe yöntemine göre global kümeleme analizleri yapılmıştır. Yapılan analiz sonuçları Çizelge 1’de verilmektedir.

Moran’s I değerinin -1 ile +1 değeri aralığında olduğu dikkate alınırsa, Çizelge 1’de görüldüğü üzere analiz sonuçları her yıl için yüksek anlamlılıkta (Z-değeri > 1.96) mekânsal kümelenmenin bulunduğunu göstermektedir. Moran’s I istatistiğine göre en yüksek kümelenme 2018 yılında iken en düşük kümelenme ise 2016 yılında olduğu görülmektedir.

Geary C değerinin ise 0 ile 2 değeri aralığında olduğunu dikkate alındığında, analiz sonuçları tıpkı Moran’s I değerleri gibi her yıl için yüksek anlamlılıkta (Z-değeri > 1.96) mekânsal kümelenmenin bulunduğunu göstermektedir. Geary

C istatistiğine göre en yüksek kümelenme 2018 yılında iken en düşük kümelenme ise 2016 yılındadır.

Çizelge 1. Global Kümelenme İstatistikleri Sonuçları

Yöntem	2014	2015	2016	2017	2018
Moran’s I değeri	0.2302	0.2416	0.1979	0.2350	0.2758
Beklenen I değeri	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125	-0.0125
Z-değeri	9.0389	9.4460	7.8418	9.1995	10.7044
Geary C değeri	0.8140	0.8115	0.8311	0.8152	0.79847
Beklenen C değeri	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000	1.0000
Z-değeri	-7.3072	-7.4039	-6.6343	-7.2608	-7.9195
Genel G değeri	0.3088	0.3078	0.3032	0.3061	0.3082
Beklenen G değeri	0.2898	0.2898	0.2898	0.2898	0.2898
Z-değeri	2.9993	2.9727	2.2953	2.6338	3.01829

Son kullanılan global yöntem olan Getis-Ord Genel G değerlerine bakıldığında ise diğer iki istatistik gibi bu

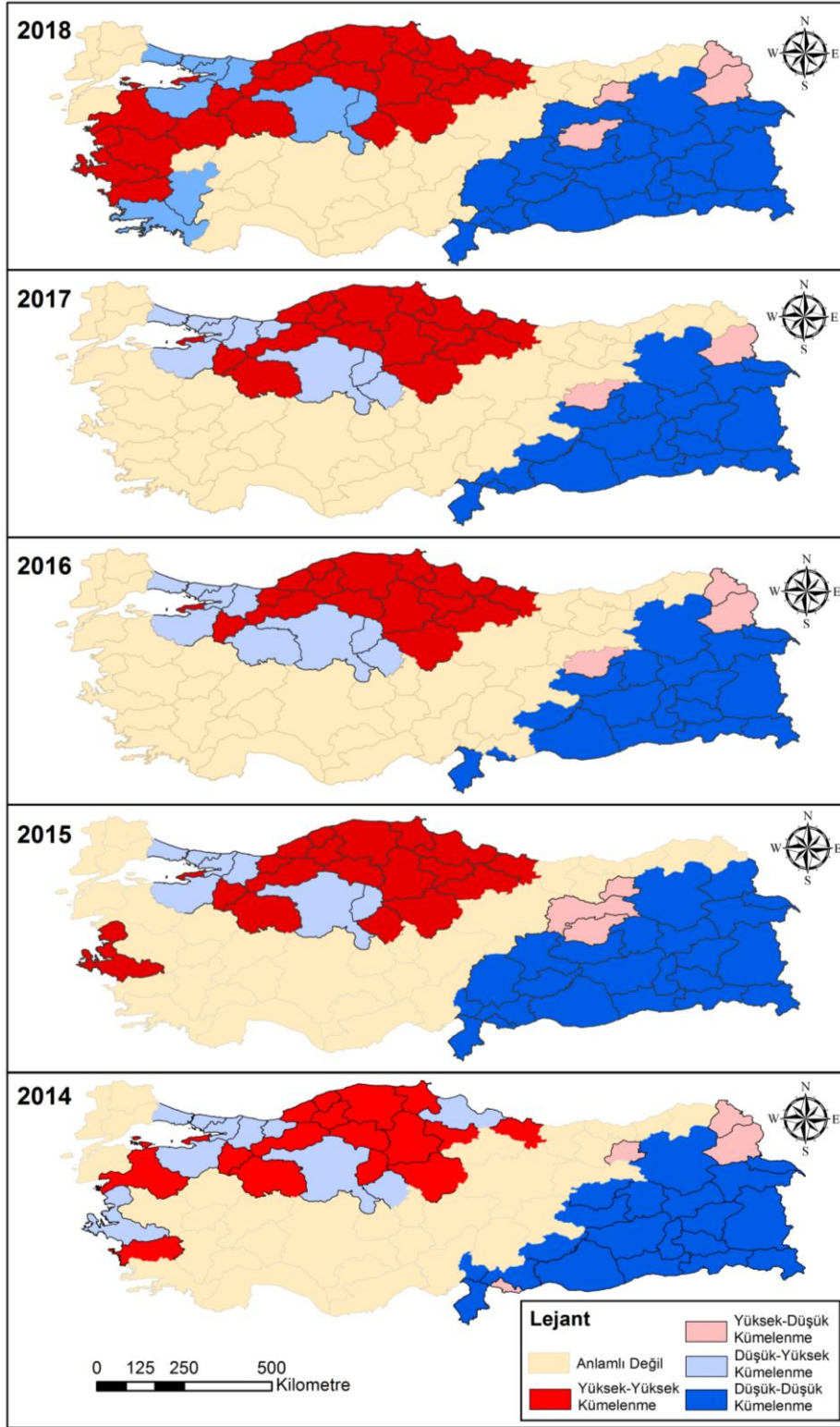
istatistik sonucu da her yıl için yüksek anlamlılıkta (Z-değeri > 1.96) mekânsal kümelenmeler olduğu göstermektedir. Genel G istatistiğine göre en yüksek kümelenme 2014 yılında iken en düşük kümelenme ise 2016 yılındadır.

Sonuç olarak yapılan tüm global analizlerde, istatistiksel olarak yüksek anlamlılık düzeyinde (%95’in üzerinde) mekânsal kümelenmeler tespit edilmiştir. En yüksek kümelenme, genel olarak 2018 yılında iken en düşük kümelenmenin ise tüm analizlerde 2016 yılında olduğu görülmektedir.

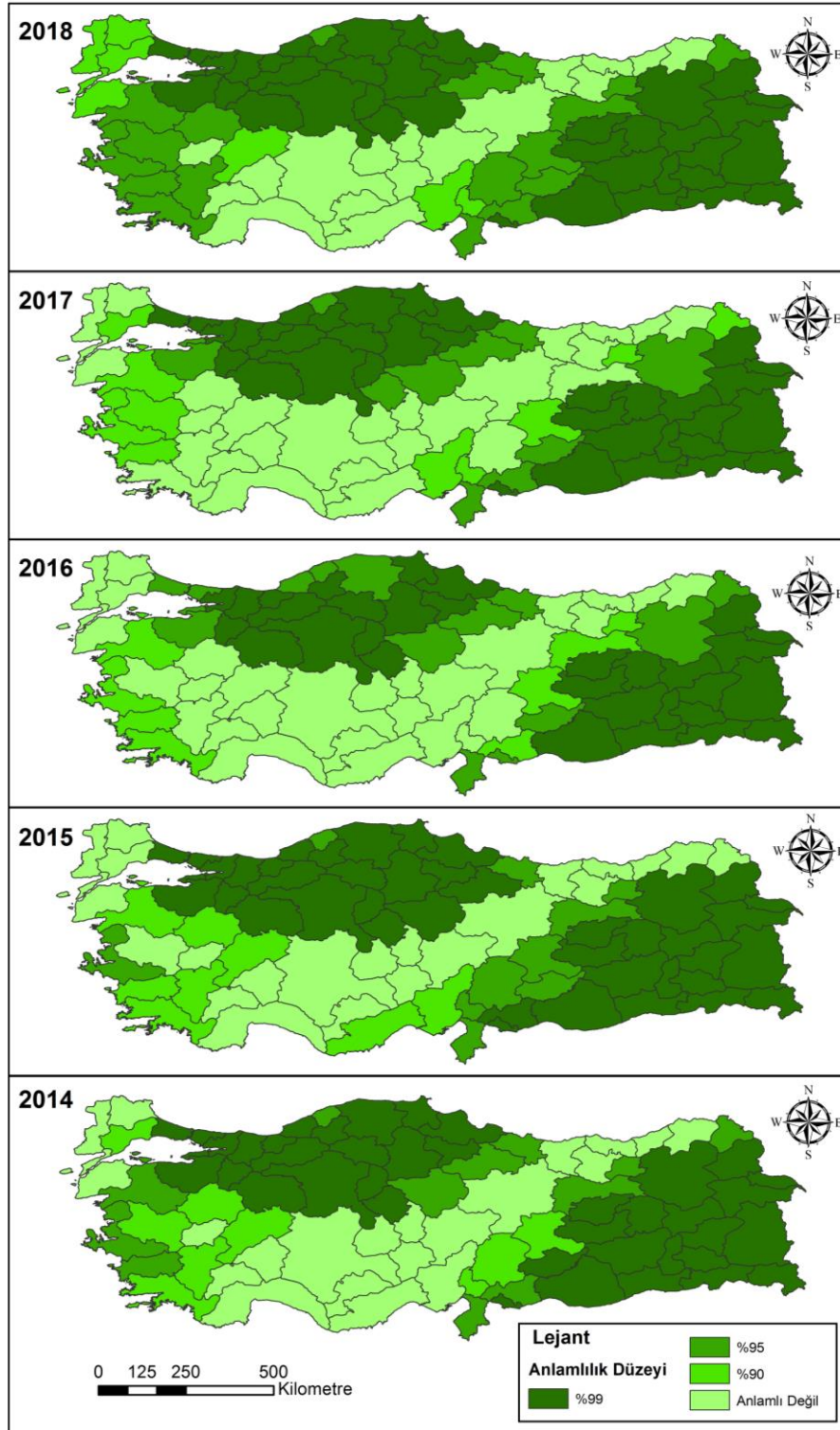
3.2 Lokal Kümeleme Analizleri Sonuçları

Lokal kümeleme istatistiklerinde tanımlı mesafe değeri 350 km seçilmiş olup, komşuluk ilişkilerinde bu değer kullanılarak lokal kümeleme analizleri yapılmıştır.

2014-2018 yılları arasındaki Moran’s I kümelenmeleri ve karşılık gelen anlamlılık düzeyleri Şekil 1 ve 2’de verilmektedir.



Şekil 1. Lokal Moran's I Kümelene Haritası



Şekil 2. Lokal Moran's I Anlamlılık Düzeyleri

Lokal Moran's I istatistiği sonuçlarına göre ülkenin birçok bölgesinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) kümelenmeler oluşmakta olup kümelenmeler aynı bölgelerde yoğunlaşmıştır. İstatistik sonucunda her yıl için dört farklı kümelenme grubunun (Yüksek-Yüksek, Yüksek-Düşük, Düşük-Düşük, Düşük-Yüksek) oluştuğu görülmektedir.

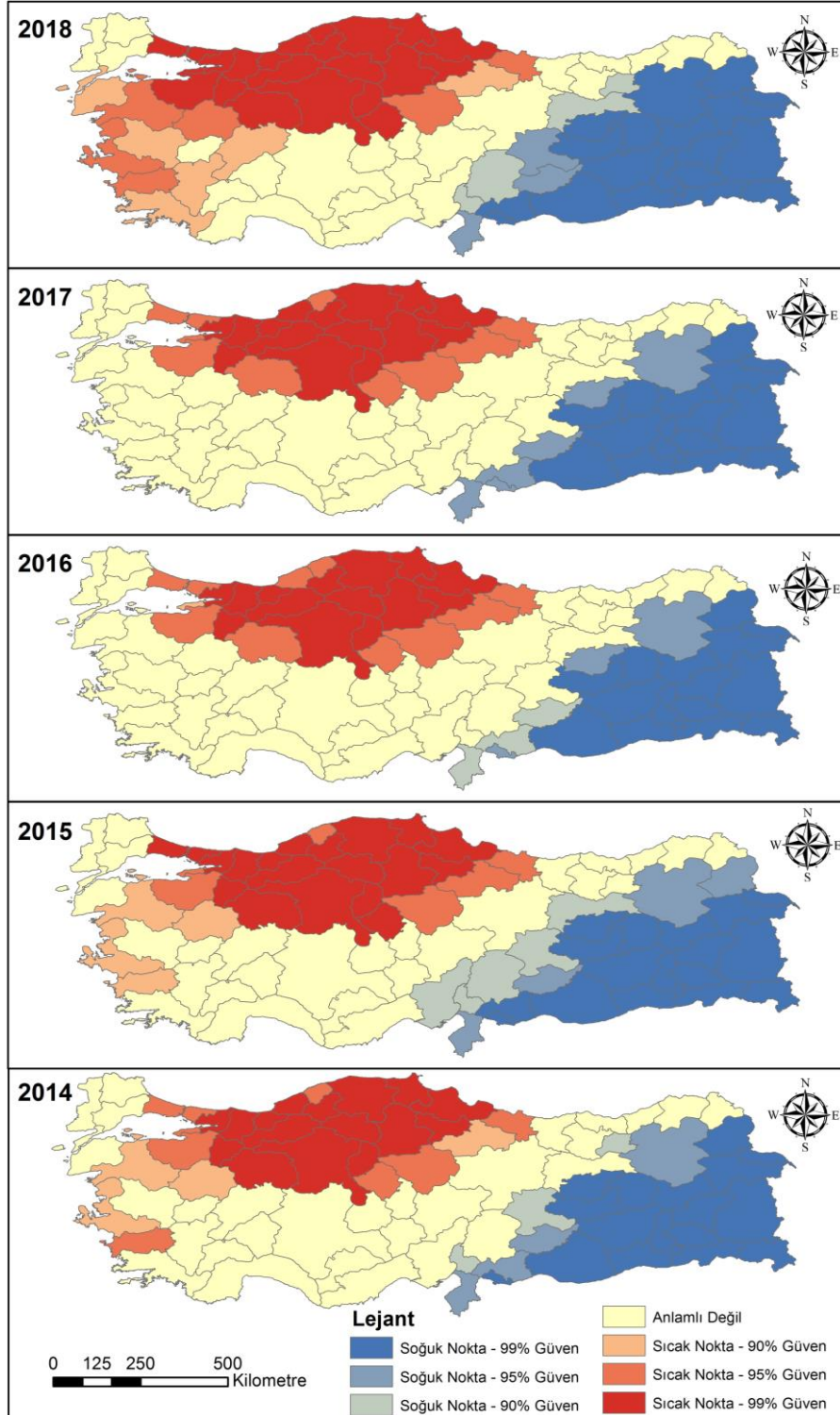
Yüksek-Yüksek kümelenmeleri beş yıl boyunca Karadeniz, İç Anadolu ve Marmara Bölgesindeki; Bilecik, Bolu, Karabük, Çankırı, Sinop, Çorum, Amasya, illerinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) oluşmuştur.

Düşük-Düşük kümelenmeleri beş yıl boyunca Doğu Anadolu ve Güneydoğu Anadolu Bölgesindeki;

Şanlıurfa, Mardin, Diyarbakır, Elazığ, Bingöl, Batman, Şırnak, Siirt, Bitlis, Muş, Hakkari, Van, Ağrı ve Iğdır illerinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) oluşmuştur.

Yüksek-Düşük kümelenmeler Kilis, Erzincan, Bayburt, Kars, Ardahan ve Tunceli illerinde farklı yıllarda görülmekte olup beş yıl boyunca ortak

olarak yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) olduğu bir il bulunmamaktadır. Düşük-Yüksek kümelenmelerin ise beş yıl boyunca Marmara ve İç Anadolu bölgesindeki; Kocaeli, Sakarya ve Ankara illerinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) oluşmuştur.



Şekil 3. Getis-Ord G* istatistiği sonuçları

Şekil 3'te verilen Getis-Ord G* istatistiği sonuçlarına göre ülkenin birçok bölgesinde sıcak ve soğuk nokta kümeleri oluşmuş olup kümelenmelerin aynı bölgelerde yoğunlaştığı görülmektedir. İstatistik sonucunda her yıl için belli anlamlılık düzeylerinde (%99, %95, %90) sıcak ve soğuk nokta kümelenmeleri oluşmuştur. Sıcak noktalar yüksek mekânsal kümelenmeleri gösterirken soğuk noktalar ise düşük mekânsal kümelenmeleri göstermektedir.

Sıcak nokta kümelenmeleri her yıl için Marmara, İç Anadolu ve Karadeniz Bölgesindeki; Kocaeli, Sakarya, Bilecik, Düzce, Bolu, Ankara, Karabük, Çankırı, Kastamonu, Sinop, Samsun, Çorum, Amasya ve Kırıkkale illerinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) oluşmuştur.

Soğuk nokta kümelenmeleri ise her yıl için Doğu Anadolu ve Güneydoğu Anadolu Bölgesindeki; Şanlıurfa, Mardin, Şırnak, Hakkari, Diyarbakır, Batman, Siirt, Van, Bitlis, Elazığ, Bingöl, Muş, Ağrı ve Iğdır illerinde yüksek anlamlılık düzeyinde (>%99) oluşmuştur.

4. Tartışma ve Sonuç

Solunum sistemi hastalıklarında dolayı ölüm ve sakatlıklar meydana gelmektedir (Zülfikar, 2014). Türkiye'de 2009-2016 yılları arasında TÜİK verilerine göre ölüm nedenlerinde üçüncü sırada solunum sistemi hastalıkları yer almaktadır (Emik ve Önal, 2019).

Yapılan çalışmalarda, Türkiye'de hava kirliliğinin yoğun olduğu şehirlerde kalp ve solunum sistemine bağlı ölümlerin, kirliliği az olduğu şehirlere göre daha yüksek olduğu tespit edilmiştir (Zülfikar, 2014). Bu durum solunum yolları hastalıklarının mekânsal bağımlılığını göstermektedir.

Bu çalışmada solunum yolları hastalıklarından dolayı hayatını kaybedenlerin sayısının, ülke genelinde dağılımının global ve lokal mekânsal kümeleme teknikleri kullanılarak mekânsal bağımlılıkları incelenmiştir. Global analizler sonucunda kümelenmelerin olduğunu lokal analizler sonucunda ise bu kümelenmelerin aynı bölgeleri işaret ettiği görülmektedir. Bu çalışma Türkiye'de solunum

yolları hastalıklarından dolayı hayatını kaybedenlerin sayısının mekânsal bağımlılığının araştırılmasına yönelik ilk çalışma olup mekânsal kümeleme yöntemlerinin sağlık alanında kullanıldığı bazı çalışmalarla benzerlik göstermektedir. (Erdoğan 2010, Requía and Roig 2015).

Farklı yöntemler kullanılmasına rağmen kümelenmeler aynı bölgeleri işaret etmektedir. Bu sonuç yöntemlerin doğruluğunu ve sonuçların tutarlılığını göstermektedir. Yapılan üç farklı global kümeleme yönteminde de (Moran's I, Geary C, Getis-Ord Genel G) yüksek anlamlılık düzeyinde ($z > 1.96$) mekânsal kümelenmeler tespit edilmiştir. Global kümeleme istatistikleri her ne kadar kümelenmeler hakkında bilgi verse de tek başına özet istatistiklerdir ve kümelenmelerin olduğu bölgeler hakkında bilgi vermemektedir. Bu yüzden çalışmada iki lokal kümeleme yöntemi (Lokal Moran's I, Getis-Ord G*) kullanılmıştır. Lokal yöntemler sonucunda yüksek kümelenmeler Karadeniz, Marmara ve İç Anadolu Bölgelerindeki illerde yoğunlaştığı görülmüştür. Başka bir ifadeyle yüksek kümelenmeler ülkenin kuzeyinde yoğunlaşmıştır. Düşük kümelenmeler ise Doğu Anadolu ve Güneydoğu Bölgesindeki illerde, ülkenin doğu kısmında yoğunlaşmıştır.

Sonuçlara bakıldığında ülkenin kuzey bölgesinde solunum sistemi hastalıklarından dolayı çok ciddi bir ölüm oranı bulunmaktadır. Bu sebepten dolayı solunum sistemi hastalıkları hakkında farkındalık yaratmak, yüksek ölüm oranlarının sebeplerini araştırmak ve solunum sistemi hastalıklarını önleme ve kontrol stratejilerine önem vermek gerekmektedir.

Bu çalışma Türkiye il birimlerinde solunum sistemi hastalıklarından dolayı hayatını kaybeden insanların mekânsal kümeleme yöntemleri ile mekânsal bağımlılıklarının incelenmesine yönelik yapılan ilk çalışma olup çalışmanın güvenilirliği TÜİK' ten elde edilen verilerin doğruluğuna bağlıdır. Çalışmadan elde edilen sonuçlar, solunum yolu hastalıklarından ölen vatandaşların yoğun olduğu bölgelerde nedenlerinin araştırılması için fizibilite çalışması niteliğindedir. Gelecek araştırmalarda bu nedenlerin mekânsal araştırılması için farklı parametrelerle

mekânsal regresyon analizi yapılmasına ihtiyaç duyulmaktadır.

6. Kaynaklar

- Al-Rumaizan, S.A., Ayala, C.J., Been, A.J., Chen, J., Cook, J., Duarte, G.G., ... and Lashuk, I.V., 2004. A brief evaluation of statistical methods for detecting disease clusters in time and/or space. 53-56
- Anselin, L., 1995. Local indicators of spatial association—LISA. *Geographical analysis*, **27(2)**, 93-115.
- Anselin, L., 2019. A local indicator of multivariate spatial association: extending Geary's C. *Geographical Analysis*, **51(2)**, 133-150.
- Atalay, A., 2010. Türkiye’deki trafik kazalarının mekansal ve zamansal analizi. Doktora Tezi, Atatürk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Erzurum, 223.
- David, R.M., 2017. Türkiye’de amipli dizanteri ve hepatit a hastalıklarının mekansal doku ve sıcak noktalarının CBS ve geoistatistik analizler ile incelenmesi. Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul, 82.
- Dogru, A. O., Kahraman, A., Seker, D. Z., & Sivri, N. (2019). GIS based evaluation of social determinants of children's health in Turkey: Case study of Istanbul. *Environmental Research*, **179**, 108753.
- Durduran, S.S. and Durduran, Y., 2009. Coğrafi bilgi sistemi yardımıyla kalp ve solunum yolu hastalarının mekansal dağılımının belirlenmesi: Konya örneği. *Selçuk Üniversitesi Mühendislik, Bilim ve Teknoloji Dergisi*, **24(3)**, 19-28.
- Emik, K. Y., & Önal, A. E. (2019). 2009-2016 Yıllarında Türkiye’deki Ölümlerin Epidemiyolojik Yönden İncelenmesi ve Ölüm Bildirim Sisteminin Önemi. *İstanbul Tıp Fakültesi Dergisi*, **82(3)**, 25-26.
- Erdoğan, S., 2010. Epidemiyolojide CBS uygulamaları: konumsal kümeleme yöntemlerinin karşılaştırılması-menentit örneği. *Harita Teknolojileri Elektronik Dergisi*, **2(2)**, 23-31.
- Erdoğan, S., Yalçın, M. and Dereli, M.A., 2011. Kriminolojide coğrafi bilgi sistemleri ve mekansal istatistiksel yöntemlerin kullanımı: Hırsızlık örneği. *TMMOB Harita ve Kadastro Mühendisleri Odası*, **13**, 18-22.
- Eyyuboğlu, B.B., 2015. Sosyal bilimlerde mekansal istatistik ve coğrafi bilgi sistemleri: Kuramdan uygulamaya. Doktora Tezi, Anadolu Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Eskişehir, 107.
- Fischer, M.M. and Getis, A., 2009. Handbook of applied spatial analysis: software tools, methods and applications. Springer Science & Business Media, 279-298.
- Forum of International Respiratory Societies, 2017. The Global Impact of Respiratory Disease – Second Edition. *Sheffi eld, European Respiratory Society*.
- Güngör, H.C., 2013. Epidemiyolojide mekansal analiz Konya ili kanser hastalığı örneği. Doktora Tezi, Selçuk Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya, 161.
- Keeler, C., Emch, M. (2017). Geographic Information Systems (GIS) in Public Health, International Encyclopedia of Public Health (Second Edition), 253-255,
- Kervankıran, İ., 2015. Turizmde mekansal veri analizi tekniklerinin kullanımı: Türkiye’de ilçelere göre konaklama örneği. *Zeitschrift für die Welt der Türken/Journal Of World Of Turks*, **7(2)**, 217-241.
- Khademi, N., Reshadat, S., Zanganeh, A., Saeidi, S., Ghasemi, S., & Zakiei, A. (2016). Identifying HIV distribution pattern based on clustering test using GIS software, Kermanshah, Iran. *HIV & AIDS Review*, **15(4)**, 147-152.
- Lee, J. and Wong, D.W., 2001. Statistical analysis with ArcView GIS. John Wiley & Sons, 156-189.
- Liu, Y., Wang, X., Liu, Y., Sun, D., Ding, S., Zhang, B., Du, Z. and Xue, F., 2013. Detecting spatial-temporal clusters of HFMD from 2007 to 2011 in Shandong Province, China. *PLoS one*, **8(5)**, e63447
- Menteşe, S., 2011. Zonguldak'ta hava kirliliği (PM10 & SO2) ve solunum yolu hastalıkları ilişkisi. Yüksek Lisans Tezi, Balıkesir Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Balıkesir, 88.
- Nişancı, R., Yıldırım, V. and Çolak, H.E., 2010. Coğrafi bilgi sistem uygulamaları. *Bilim ve Teknik*, **514**, 58-63.

Nordbø, E. C. A., Nordh, H., Raanaas, R. K., & Aamodt, G. (2018). GIS-derived measures of the built environment determinants of mental health and activity participation in childhood and adolescence: A systematic review. *Landscape and urban planning*, 177, 19-37.

Özgür, L., 2008. Coğrafi bilgi sistemlerinde sağlık uygulamaları Afyonkarahisar örneği. Yüksek Lisans Tezi, Afyon Kocatepe Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Afyonkarahisar, 120.

Requia, W. and Roig, H., 2015. Analyzing spatial patterns of cardiorespiratory diseases in the Federal District, Brazil. *Health*, 7(10), 1283.

Tağl, Ş., 2007. Balıkesir’de hava kirliliğinin solunum yolu hastalıklarının mekânsal dağılışı üzerine etkisini anlamada jeo-istatistik teknikler. *Coğrafi Bilimler Dergisi*, 5(1), 37-56.

Zhang, C., Luo, L., Xu, W. and Ledwith, V., 2008. Use of local Moran's I and GIS to identify pollution hotspots of Pb in urban soils of Galway, Ireland. *Science of the total environment*, 398(1-3), 212-221.

ZÜLFİKAR, H. (2014). Hava Kirliliği ile İnsan Sağlığı Üzerine İrdelemeler ve Türkiye Örneği. *Türkiye Klinikleri Archives of Lung*, 15(2), 59-69.

İnternet kaynakları

1-<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-spatial-autocorrelation-moran-s-i-spatial-st.htm>, (11.05.2019)

2-<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-high-low-clustering-getis-ord-general-g-spat.htm>, (11.05.2019)

3-<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-m.htm>, (12.05.2019)

4-<https://pro.arcgis.com/en/pro-app/tool-reference/spatial-statistics/h-how-hot-spot-analysis-getis-ord-gi-spatial-stati.htm>, (12.05.2019)