



Türkiye'deki Biyokütle Enerji Santrallerinin Mekânsal İstatistiksel Yöntemlerle Analizi

Analysis of biomass power plants in Turkey by using spatial statistical methods

Özlem Türkşen^{*a}

Makale Bilgisi

Araştırma Makalesi

DOI:

10.33688/aucbd.1524087

Makale Geçmişi:

Geliş: 29.07.2024

Kabul: 16.10.2024

Anahtar Kelimeler:

Mekânsal veri

Mekânsal istatistikler

Mekânsal desen analizi

Mekânsal otokorelasyon

Biyokütle enerjisi

Öz

Biyokütle enerjisi, günümüz koşullarında artan enerji tüketimini sağlayabilmek amacıyla alternatif olarak kullanılan yenilenebilir enerji kaynaklarından biridir. Enerji verimliliği konusunda kritik öneme sahip olduğu düşünülen biyokütle enerji santrali (BES) kurulum yerlerinin uygun biçimde belirlenmiş olması yenilenebilir enerjiden maksimum düzeyde fayda sağlamak için gereklidir. Bu çalışmada, Türkiye'de kurulu olan BES'lerin konumu ve konumdaki öznitelik değerlerini dikkate alarak mekânsal istatistiksel analizler yapılması amaçlanmıştır. BES'lere ilişkin mekânsal nokta verilere keşfedici mekânsal veri analizi ve mekânsal desen analizi uygulanarak temel düzeyde bilgiler edinilmiştir. BES mekânsal nokta verilerinin kurulu güç değerleri öznitelik verisi olarak dikkate alınıp mekânsal otokorelasyon analizleri ve mekânsal enterpolasyon yapılmıştır. CBS yazılım programı olarak kullanılan ArcGIS Pro ile elde edilen mekânsal istatistiksel analizlerde BES'lerin konum ve kurulu güç değerlerine göre mekânsal dağılımının rastgele olmadığı sonucuna ulaşılmıştır. Mekânsal enterpolasyon amacıyla uygulanan Kriging analizi sonucunda öngörü haritası oluşturularak yeni kurulacak BES'lerin konumuna göre güç değeri öngörülere yapılabileceği gösterilmiştir.

Article Info

Research Article

DOI:

10.33688/aucbd.1524087

Article History:

Received: 29.07.2024

Accepted: 16.10.2024

Keywords:

Spatial data

Spatial statistics

Spatial pattern analysis

Spatial autocorrelation

Biomass energy

Abstract

Biomass energy is one of the renewable energy sources used as an alternative to supply the increasing energy consumption in today's conditions. Appropriate determination of the locations of biomass power plant (BPP), which are considered to be of critical importance in energy efficiency, is necessary to obtain maximum benefit from renewable energy. In this study, it is aimed to perform spatial statistical analyzes by taking into account the location of BPPs, established in Turkey, and the attribute values in the location. Basic information was obtained by applying exploratory spatial data analysis and spatial pattern analysis. Spatial autocorrelation analyzes and spatial interpolation were performed by including the installed power values of BPP spatial point data as feature data. It was concluded in the spatial statistical analyzes obtained with ArcGIS Pro, which is used as a GIS software program, that the spatial distribution of BPPs according to their location and installed power values is not random. It has been shown as a result of the Kriging analysis applied for spatial interpolation that the power value predictions can be made according to the location of the newly installed BPPs by creating a forecasting map.

*Sorumlu Yazar/Corresponding Author: turksen@ankara.edu.tr

^a Ankara Üniversitesi, İstatistik Bölümü, Ankara/Türkiye, <http://orcid.org/0000-0002-5592-1830>

EXTENDED ABSTRACT

1. Introduction

The data is called as spatial data if it contains location information. Spatial data has a geographical reference, allowing it to be known where each unit, event or situation in the data occurred (Cressie, 1990). Geographic Information System (GIS) provides information by integrating location and attribute (feature/variable) values at that location and storing data about where and what is related to the relevant unit, event and situation. Spatial data can be expressed as vector data (point, line, area) and/or raster data (pixel) in the analyzes, performed using GIS software. Collecting, storing, managing and analyzing spatial data is the subject of spatial data science (Moraga, 2024). Spatial analysis can be expressed as the process of examining the relationships between location and attributes by identifying units in spatial data.

Spatial data analysis is also called spatial statistics when it comes to statistical analysis of spatial data. The basis of spatial statistical analyzes is based on exploratory spatial data analysis called spatial data visualization (Oyana et al., 2016) and spatial descriptive statistics (Çubukçu, 2015). Spatial autocorrelation analysis is examined as local and global spatial autocorrelation while Average Nearest Neighbor Analysis (Haining, 2003) is applied in spatial pattern analysis (Fischer and Wang, 2011). Spatial interpolation methods are used to forecast unknown data values for certain locations using known data values (Moller, 2003).

Management strategies are developed and decisions are made by applying spatial statistics to various fields such as urban planning, earth sciences, environmental sciences and renewable energy. The fact that the need for energy is increasing with the population growth and developing technology creates the need to find new energy sources in the world, e.g. water, wind, solar, biomass, geothermal. In this study, point data for biomass power plant (BPP) installation locations in Turkey were analyzed by using spatial statistical methods.

2. Methodology

The data set for this study, which is about the spatial statistical analysis of the installation locations of power plants that generate electricity for biomass energy was taken from the Energy Market Regulatory Authority (EMRA) website. Spatial data of licensed BPPs installed in Turkey for the year 2024 were transferred to GIS software and pre-processed. In the data prepared for spatial statistical analysis, province, district, location information and power (MWe) attributes were taken into account for 289 BPP. In this study, BPP point data were evaluated by primarily applying exploratory spatial data analysis and spatial pattern analysis for the spatial analysis of BPPs. It was decided with 95% confidence whether the BPPs have a random, clustered or uniform pattern according to their installed power values during the global and local spatial autocorrelation analyzes performed by taking into account the power values as attribute in the spatial data. Various spatial statistical methods were applied to analyse the spatial point data of BPPs. The spatial statistical methods are given below.

- Exploratory Spatial Data Analysis (ESDA), e.g. Spatial Data Visualization and Spatial Descriptive Statistics

- Spatial Pattern Analysis, e.g. Average Nearest Neighbor Analysis
- Global Spatial Autocorrelation Analysis, e.g. Moran's I Index and Geary's C Ratio
- Local Spatial Autocorrelation Analysis, e.g. Getis-Ord G^* and Anselin Local Moran's I Statistic
- Spatial Interpolation Analysis, e.g. Kriging Analysis

Additionally, spatial outlier data was detected according to power values. A forecasting map for BPP power values was created with the spatial interpolation approach for prediction studies. ArcGIS Pro was used as a GIS software during the spatial statistical analyzes within the scope of the study.

3. Result

In this study, licensed BPP point data was obtained from the EMRA page and the raw data was processed for spatial data analysis. Basic information about the spatial data was obtained by visualizing the point data of 289 licensed BPP. It was seen that there are no licensed BPP in 10 provinces in our country according to the data of the year 2024. The Central Anatolia Region, the Aegean Region and the Marmara Region were determined as places where BPPs are spatially dense. It was determined that the BPPs with the highest installed power values were in the Marmara Region. It was determined that the statistical distribution regarding the installed power value was skewed to the right and it was concluded that BPPs with low installed power were in the majority. Installed power values were categorized as low [0-5], medium (5-25) and high (>25) using the distribution information of the spatial data.

It was seen as a result of the applied exploratory spatial data analysis that the central tendency of BPP locations in our country was in Ankara with its surroundings and the spread was in the northwest-southeast direction. It was determined with 95% confidence that BPP locations have clustered structure according to the Average Nearest Neighbor Analysis applied to determine the spatial pattern for BPPs. It was determined that there was a clustering with 95% confidence from the global autocorrelation result obtained with Moran's I Index, which was applied to determine whether BPPs showed a random structure according to the power value. Besides the general evaluation, the point data were examined individually with local spatial autocorrelation methods. It was determined with 95% confidence that 20 BPPs in the Marmara Region showed clustering in terms of high installed capacity value according to the results of Getis-Ord G^* statistics. It was concluded with 95% confidence by using Anselin Local Moran's I statistics that there was a BPP cluster with high-low installed capacity and BPP outliers. A forecasting map for the BPPs was created by Kriging interpolation using existing BPPs point data. Thus, it was seen that the forecasting can be made based on power values in places where the BPPs are not installed.

4. Discussion

It can be said that the places, where the BPPs frequently have been seen, are around Ankara, Konya and İzmir provinces. According to BPPs installed power values, it was seen that the density with high installed power values is in Istanbul and its surroundings due to the high population and being an industrial zone. It is concluded that the distribution of power values of BPPs in Turkey is right skewed. Therefore, it is interpreted that BPPs with low installed power values are in the majority in our country.

BPPs with an installed power value greater than 25 MWe were detected as an outlier spatial data. It is said that BPPs with these power values are high values that are quite different from the general power values. Limited biomass raw material availability, scattered existing raw material resources, the cost of collecting and transporting raw materials, underdeveloped infrastructure, lower investment levels in the biomass field compared to other countries can be considered as the reason for the majority of BPPs with low power values. Factors such as population density, easy availability of biomass raw material, labor force required for energy production in BPPs and regional economy can be taken into consideration as reasons for clustering of BPPs spatial point data. In addition, the abundance of organic waste that can be used as biomass in the Marmara Region, which is a large agricultural and industrial area for our country, and the suitability of the region's transportation infrastructure and economy can be considered as clustering reasons for BPPs with high installed power values in this region. According to installed power values, it is said that BPPs with the highest power values can be in places around Istanbul. And also, it is seen that BES locations with low installed power values can be in the western regions of the Eastern Anatolia Region.

5. Conclusions

According to the obtained spatial descriptive statistics, it was seen that the central tendency of BPP locations in our country is in Ankara and its surroundings, and the distribution is in the northwest-southeast direction. It was determined that the BPP locations are clustered with 95% confidence according to the Average Nearest Neighbor Analysis and there is a clustering with 95% confidence from the global autocorrelation result obtained with Moran's I Index applied. According to the Getis-Ord G^* statistics result, it was determined with 95% confidence that 20 of BPPs in the Marmara Region show clustering in terms of high power value. It was concluded with 95% confidence that there are BPP clusters and BPP outliers in high-low power according to the Anselin Local Moran's I statistics. It was achieved to make predictions according to power values in places where BPP was not installed by using the forecasting map created with Kriging interpolation. It is clear that the increase in the contribution of biomass to the installed power will significantly contribute to supply diversity and supply security. Accordingly, it is thought that the BPPs planned to be established will contribute to the supply security of our country in terms of Turkey's installed power.

1. Giriş

Veri-bilgi keşfi sürecinde ham verinin uygun biçimde ön işlemden geçilerek analize hazır hale getirilmesi sonuçların güvenilirliği bakımından büyük önem taşır. Doğru bilginin elde edilmesi sürecinde veri bilimi kavramı oldukça geniş yer tutar. Veri bilimi, yapılandırılmış ve yapılandırılmamış verilerden bilgi ve öngörü elde etmek amacıyla veri analizi, makine öğrenmesi, yapay zeka ve derin öğrenme gibi algoritmaları ve sistemleri kullanan çok disiplinli bir alandır (Altunkaynak, 2022). Analizi yapılması istenilen veri, konum bilgisi içeriyorsa mekânsal veri olarak adlandırılır. Mekânsal veri, verideki her birimin, olayın veya durumun nerede meydana geldiğinin bilinmesini sağlayan coğrafi referansa sahip olan veridir (Cressie, 1990). Coğrafi bilginin bir sistem olarak ifade edilmesi, mekânsal verilerin toplanması, yönetilmesi ve analiz edilmesi için bir çerçeve oluşturur.

Coğrafi Bilgi Sistemi (CBS), konum ve o konumdaki öznelik (özellik/değişken) değerlerini entegre ederek ilgili birim, olay ve duruma ilişkin nerede, ne olduğu hakkında verileri depolayarak bilgi elde edilmesini sağlar. CBS yazılımları kullanılarak yapılan analizlerde mekânsal veri, vektör veri (nokta, çizgi, alan) ve raster veri (piksel) olarak ifade edilebilir. Mekânsal veri bilimi, CBS ile veri bilimi arasındaki boşluğu dolduran mekânsal verilerden bilgi elde edilmesine odaklanan önemli bir veri bilimi alanıdır. Mekânsal veri biliminde CBS ile birlikte bilgisayar haritalama sistemleri, uzaktan algılama ve analiz etme gibi teknolojiler entegre edilir. Mekânsal verilerin toplanması, saklanması, yönetilmesi ve analiz edilmesi mekânsal veri biliminin konusudur (Moraga, 2024). Burada, mekânsal analiz, mekânsal verideki birimleri tanıyarak konum ve öznelik arasındaki ilişkileri inceleme süreci olarak ifade edilebilir. Bu süreçte, “nerede olduğunu anlama”, “boyut, şekil ve dağılım ölçme”, “nasıl mekânsal ilişkiler bulunduğunu belirleme”, “en iyi konumu bulma ve optimum rotaları belirleme”, “örüntüleri tespit etme ve ölçme” ve “tahminlerde bulunma” gibi problemlerle karşılaşılabilir. Bu problemlere ilişkin mekânsal analiz türleri, yakınlık, bindirme, zamansal, 3B, ağ ve istatistiksel olarak gruplandırılabilir (Esri Türkiye, 2024). Mekânsal verinin istatistiksel analizi söz konusu olduğunda mekânsal veri analizi, mekânsal istatistik olarak da adlandırılır. Mekânsal istatistiksel analizlerin temeli, mekânsal veri görselleştirme (Oyana vd., 2016) ve mekânsal betimsel istatistikler (Çubukçu, 2015) olarak adlandırılan keşfedici mekânsal veri analizine dayanır. Mekânsal desen analizinde sıklıkla kullanılan yöntemlerden biri olan Ortalama En Yakın Komşuluk Analizi (Gayır ve Arslan, 2018; Haining, 2003) uygulanırken mekânsal otokorelasyon analizi, global ve yerel mekânsal otokorelasyon başlıklarında incelenir (Anselin, 1988; Fischer ve Wang, 2011). Bilinen veri değerlerini kullanarak belirli konumlar için bilinmeyen veri değerlerini öngörmek amacıyla mekânsal enterpolasyon yöntemlerinden yararlanılır (Moller, 2003).

Kentsel planlama, yer bilimleri, çevre bilimleri, yenilenebilir enerji gibi çeşitli alanlarda mekânsal veri biliminden yararlanılarak mekânsal kalıpları tanımlayabilen modellerin oluşturulmasıyla çevre ve üzerindeki etkileri daha iyi anlamak için stratejiler geliştirilerek kararlar alınması sağlanır. Dünyadaki nüfus artışı ve gelişen teknolojiyle beraber enerjiye olan gereksinimin giderek artmakta olduğu gerçeği, su, rüzgar, güneş, biyokütle, jeotermal vb. gibi yenilenebilir enerji kaynakları bulma ihtiyacına neden olmaktadır. Yenilenebilir enerji kaynaklarında enerji, sürekliliği olan doğal süreçlerden faydalanılarak üretilir. Biyokütle enerji santrali (BES) sürdürülebilir enerji üretiminin önemli bir parçasıdır. Türkiye'nin elektrik üretimindeki payları nispeten küçük olsa da (Haziran 2024 itibarıyla

yaklaşık %2), BES'ler, biyoçeşitlilik, tarımsal atıkların kullanımı ve bölgesel enerji dengesindeki rolleri nedeniyle mekansal analiz için önemli veri noktalarını temsil eder. Biyokütle enerjisi, fosil yakıtlara olan bağımlılığı azaltmaya yönelik küresel çabalara katkıda bulunan yenilenebilir enerji sektörünün önemli bir bileşenidir. Organik maddeyi enerjiye dönüştüren tesisler olarak BES'ler, sürdürülebilir enerji üretimini teşvik etmede önemli bir rol oynar. Türkiye de dahil olmak üzere birçok ülkede genel enerji üretimine nispeten küçük bir katkı sağlamalarına rağmen, BES'lerde, organik atık malzemeler kullanılarak enerjiye dönüştürüp sera gazı emisyonlarının azaltılması sağlanarak ülke ekonomisine katkıda bulunulur (Demirbas, 2008).

BES'ler, konumları ham maddelerin (örneğin, tarımsal artıklar, orman biyokütlesi ve organik atık) mevcudiyetine yakından bağlı olduğundan doğası gereği mekansaldır. BES, hava koşullarına bağlı olan güneş ve rüzgar tesislerinin aksine, sürekli olarak güç üretebilecekleri anlamına gelen temel yük enerjisi sağlama kapasitesine sahiptir. BES'lerin mekansal analizi, araştırmacıların ve planlamacıların bu tesislerin şebeke istikrarını artırmak, yeni BES'lerin konumlarını doğru belirlemek, verimliliğini en üst düzeye çıkarmak ve enerji arz güvenliğine katkıda bulunmak için çok önemlidir.

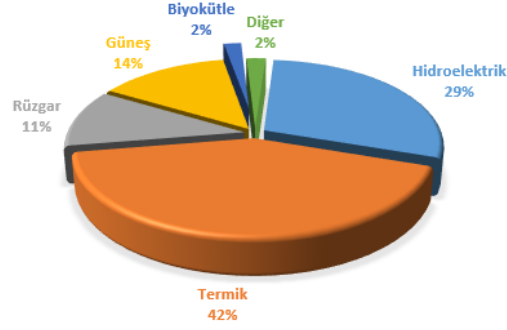
Kolay depolanabilir olması diğer yenilenebilir enerji kaynaklarına göre avantaj sağlayan biyokütle enerjisinin ana bileşenleri karbonhidrat bileşikler olan bitkisel ve hayvansal kökenli tüm maddelerdir. Bu maddeler, biyokütle enerji kaynağı olup bu kaynaklardan üretilen enerji ise biyokütle enerjisi olarak tanımlanır. Biyokütle kaynakları

- Bitkisel biyokütle kaynakları,
- Orman ve orman ürünlerinden elde edilen biyokütle kaynakları,
- Hayvansal biyokütle kaynakları,
- Organik çöpler, şehir ve endüstriyel atıklardan elde edilen biyokütle kaynakları

olarak gruplandırılabilir. Organik atıkların ve enerji bitkilerinin biyokütle enerji santrallerinde işlenmesiyle biyokütle enerjisi elde edilir. Kurulu biyokütle enerji santralleri (BES), atık lastik, bitkisel atık, çöp, çöp gazı, hayvansal atık, bitkisel atık, tarımsal atık ve orman atığı işleme yapılan yapılar merkezlerdir (Enerji, 2022).

Organik maddelerden çeşitli yollarla elde edilen biyokütle enerjisi kaynağı olan tüm biyokütle maddeleri yerli kaynak olduğundan biyokütle enerji üretimi doğal olarak yerel üretimi ve istihdamı artırır. Böylece kırsal kesimde göçü önleyerek kırsal kesimin sosyo-ekonomik yapısının iyileşmesini sağlar. Biyokütlenin bölgesel ve modern işletilmesiyle enerji hatlarından uzak bölgelerde kendi kendine yeterli enerji sağlayan bölgelerin yaratılması olanaklı olur. Biyokütle enerjisinin kullanım alanları, elektrik üretimi, ısıtma ve soğutma sistemleri, taşımacılık yakıtı, sanayi enerjisi, biyotürünler ve kırsal kalkınma olarak tanımlanabilir. Günümüzde enerji kullanımında önemli bir yeri olan biyokütle enerjisi, sürdürülebilir kalkınma, çevre duyarlılığı ve enerji verimliliği kapsamında dünyada olduğu gibi Türkiye'de de uygulama alanına sahiptir. Şekil 1'de, Enerji ve Tabii Kaynaklar Bakanlığı verilerinden elde edilen 2024 yılı Haziran ayı sonu itibarıyla ülkemizde elektrik üretiminde kullanılan rüzgar, güneş, biyokütle, hidroelektrik ve diğer (jeotermal ve atık ısı) yenilenebilir enerji kaynakları ile termik enerji

kaynağının dağılımları görülmektedir. Buna göre, biyokütle enerjisinin elektrik üretiminde kullanım oranı % 2'dir (Elektrik Piyasası Resmi İstatistikleri Listesi, 2024).



Şekil 1. 2024 yılı Haziran ayı farklı enerji kaynaklarına ilişkin elektrik üretim oranları

Ülkemizin biyokütle malzemesi bakımından tarım, orman, hayvan, organik kentsel atık gibi maddelerden oluşan bol miktarda kaynak sunabilecek potansiyeli vardır (Toklu, 2017). İllez (2020), Türkiye'de biyokütle enerjisi konusunda çalışma hazırlamıştır. Bu çalışmada, biyokütle ve biyokütle enerjisinden söz ederek Türkiye biyokütle enerjisi potansiyeli ve kullanımı konusunda istatistiklerle bilgilendirme yapmıştır. Gizlenci vd. (2012), Türkiye'de yenilenebilir enerji kaynaklarının (biyodizel, biyoetanol ve biyokütle) projeksiyonu konulu bilgilendirici bir çalışma hazırlamışlardır. Karayılmazlar vd. (2011) hazırladıkları çalışmalarında, biyokütle enerjisinin ülkemizdeki potansiyeli ve önemi hakkında bilgi vererek biyokütle enerji üretiminde değerlendirme olanaklarını sunmuşlardır. Kapluhan (2014), biyokütle enerjisinin dünyadaki ve Türkiye'deki kullanım durumuna ilişkin enerji coğrafyası bakımından bir inceleme çalışması sunmuştur.

Son yıllarda, uzaktan algılama, CBS yazılımları, yapay zeka alanlarındaki gelişmeler yenilenebilir enerji kaynaklarının analizinde de kullanılmaktadır. Aydın Kandemir ve Sarptaş (2022), çalışmalarında orman biyokütle potansiyelinin haritalanması için uzaktan algılama ve CBS'nin entegrasyonu ile biyokütle potansiyelinin daha kapsamlı ve hızlı bir biçimde belirlenmesine olanak sağlayacak bir yöntem geliştirmişlerdir. Şenocak (2022), doktora tez çalışmasında biyokütle tedarik zinciri için bir karar destek sistemi tasarlamıştır. Bu amaçla, yapay zeka tabanlı bir yöntem olan destek vektör regresyonu uygulayarak çeşitli biyokütle enerji kaynaklarının gelecek yıllardaki miktarını öngörmeye yönelik çalışmalar yapmıştır. Şenocak ve Gören (2022) çalışmalarında, bir yapay zeka yaklaşımı olan destek vektör regresyonu ile CBS'yi birleştirerek Türkiye'de biyokütle tabanlı enerji potansiyelini öngörmeye çalışmışlardır. Önerdikleri hibrit yöntemi Denizli ili Acıpayam ilçesine uygulamışlardır. Bingöl vd. (2023), CBS'den yararlanarak ağırlıklandırılmış bindirme analizi ile Balıkesir ilinde biyokütle enerjisi tesisleri için en uygun yer seçimi analizi yapmışlardır.

Bu çalışmada, Türkiye'deki BES'lerin kurulum yerlerine ilişkin nokta verilerinin mekânsal istatistiksel yöntemlerle analizi yapılmıştır. Çalışmanın ikinci bölümünde, BES mekânsal nokta verileri hakkında bilgi verilerek çalışmada uygulanan keşfedici mekânsal veri analizi (mekânsal veri

görselleştirme ve mekânsal betimsel istatistikler), mekânsal desen analizi (Ortalama En Yakın Komşu Analizi), global mekânsal otokorelasyon analizleri (Moran'ın I İndeksi, Geary'nin C Oranı), yerel mekânsal otokorelasyon analizleri (Getis-Ord G^* , Anselin Lokal Moran'ın I İstatistiği) ve mekânsal enterpolasyon analizi (Kriging) için kısa teorik açıklamalar paylaşılmıştır. Çalışmanın üçüncü bölümünde, ArcGIS Pro yazılım programı kullanılarak BES verileri için yapılan analiz sonuçlarına ve elde edilen bulgulara yer verilmiştir. Çalışmanın dördüncü bölümünde ise, sonuçlar yorumlanarak mekânsal BES verileri ve kurulu güç değerleri hakkında mevcut durum değerlendirmesi yapılmıştır.

2. Veri ve Yöntem

2.1. Veri

Mekânsal veri, mekânsal birimleri ifade eden özniteliklerin türüne ve özniteliklerin ölçüm düzeylerine göre sınıflandırılmaktadır. Z_1, Z_2, \dots, Z_k , k tane özniteliği ve S , birimlerin nokta veya alan konumlarını ifade etmek üzere mekânsal veri seti Çizelge 1'de görülmektedir. Burada, $z_1(i), z_2(i), \dots, z_k(i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, öznitelik değerleri olup $s(i)$, $i = 1, 2, \dots, n$, birimlerin konum değerlerini belirtir. Gerçek dünya problemlerine ilişkin veri setlerinde latitude ve longitude olarak tanımlanan konum değerleri genellikle (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, ikilileriyle gösterilir. z değerine ait alt indisler öznitelik değerini tanımlarken z ve s değerleri için parantez içindeki gösterimlerin mekânsal birimi belirttiği açıktır. Mekânsal birim, ilgilenilen olguya göre kişi, olay, nesne vb. olarak tanımlanabilir.

Çizelge 1. Mekânsal veri seti

Birim No	Öznitelikler				Konum
	1.	2.	...	k.	s
1	$z_1(1)$	$z_2(1)$...	$z_k(1)$	$s(1)$
2	$z_1(2)$	$z_2(2)$...	$z_k(2)$	$s(2)$
.
.
.
n	$z_1(n)$	$z_2(n)$...	$z_k(n)$	$s(n)$

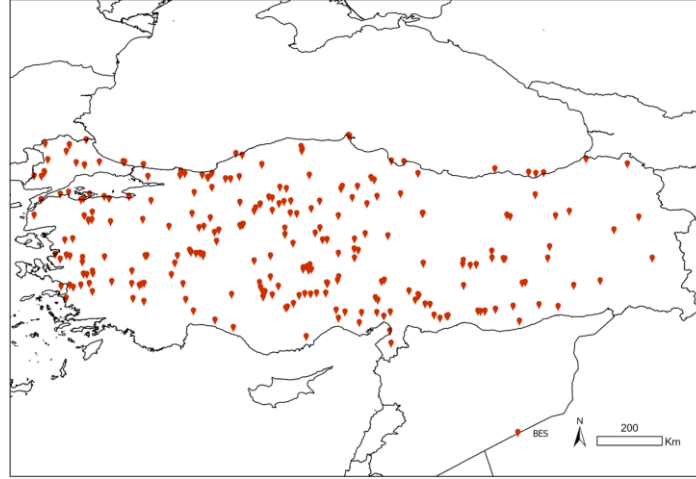
Yenilenebilir bir enerji kaynağı olan biyokütle enerjisine ilişkin elektrik üreten santrallerin kurulum yerlerinin mekânsal istatistiksel analizini konu alan bu çalışma için veri seti, Enerji Piyasası Düzenleme Kurumu (EPDK) web sitesinden alınmıştır. 2024 yılına ait Türkiye'deki kurulu lisanslı BES'lere ait mekânsal veriler düzenlenip ön işlem uygulanarak veri temizliği yapılmıştır. Veri temizliği aşamasında öncelikle verilerde yer alan güneş, rüzgar gibi diğer enerji kaynakları dikkate alınmamıştır. Elde edilen veriler UTM-6 tesis yeri köşe koordinat formatında olduğu için enlem ve boylam formatına dönüştürülmüştür. Kayıp ve eksik gözlemler olup olmadığı belirlenmiştir. Öznitelik değeri eksik olan gözlem satırları veri setinden çıkarılmıştır. Ön işleme sürecinden geçirilen temizlenmiş mekânsal veriler CBS yazılımına aktarılarak mekânsal analizlerin yapılmasına hazır hale getirilmiştir. Türkiye'de kurulu BES'ler için işlenmiş veri seti örneği Çizelge 2'de görülmektedir. Mekânsal istatistiksel analizlere hazır hale getirilen veride 289 adet BES için il, ilçe, konum bilgisi ve santrallerin kurulu güç (MWe) öznitelikleri dikkate alınmıştır.

Çizelge 2. BES için işlenmiş veri seti

No	İl	İlçe	Zone	Latitude	Longitude	Kurulu Güç (MWe)
1	Ankara	Çubuk	Zon36	40.22515	32.92969	4
2	Trabzon	Sürmene	Zon37	40.90209	40.21036	4,339
3	Ankara	Akyurt	Zon36	40.12375	33.2547	4
.
.
288	İzmir	Tire	Zon35	38.10948	27.80895	2.4
289	Batman	Merkez	Zon37	37.80649	41.25577	6.24

Kaynak: EPDK, 2024 Biyokütle Enerji Santrali (BES) verileri

Şekil 2’de, çalışma alanı olarak seçilen Türkiye’deki BES’lerin konum bilgilerine göre dağılımı görülmektedir. Şekil 2 incelendiğinde, mevcut veri setine göre ülkemizde mera hayvancılığının yaygın ve nüfus yoğunluğunun az olduğu 10 ilde (Bilecik, Bitlis, Gümüşhane, Hakkari, Iğdır, Kars, Kilis, Muğla, Şırnak, Tunceli) BES olmadığı görülmektedir.



Şekil 2. Türkiye’de illere göre BES konumları

2.2. Yöntem

Mekânsal veri setinin istatistiksel analizinde konum ve konumda tanımlı öznitelik değerleri önem taşır. Bu çalışmada, BES’lerin mekânsal istatistiksel analizi için öncelikli olarak keşfedici mekânsal veri analizi ve mekânsal desen analizi uygulanarak BES nokta verileri temel düzeyde değerlendirilmiştir. Keşfedici mekânsal veri analizi, betimsel istatistiklerin elde edilmesi ve veri görselleştirme başlıklarını içerir. Mekânsal desen analizi için Ortalama En Yakın Komşu Analizi uygulanmıştır. Nokta verilerin konumlarına göre örüntüsünün rastgele olup olmadığı analiz edilmiştir.

Çalışmada, mekânsal verideki konumun yanı sıra BES kurulu güç özniteliliğine ilişkin değerler dikkate alınarak global ve yerel mekânsal otokorelasyon analizleri yapılmıştır. Global mekânsal otokorelasyon için Moran’ın *I* İndeksi ve Geary’nin *C* Oranı uygulanırken, yerel mekânsal otokorelasyon için ise Getis Ord *G** ve Anselin Lokal Moran’ın *I* İstatistiği uygulanmıştır. Yapılan global ve yerel mekânsal otokorelasyon analizlerinde BES’lerin kurulu güç değerlerine göre rastgele, kümelenme ya da tekdüze örüntüsü olup olmadığına %95 güvenle karar verilmiştir. Ayrıca, kurulu güç değerlerine göre aykırı mekânsal veri tespiti yapılmıştır. Mekânsal istatistiksel analizlerde önemli bir yer tutan öngörü çalışmaları için mekânsal enterpolasyon yaklaşımıyla Kriging analizi uygulanarak BES

güç değerleri için öngörü haritası oluşturulmuştur. Çalışma kapsamında uygulanan mekânsal analizlerde CBS yazılımı olarak ArcGIS Pro kullanılmıştır.

2.2.1 Keşfedici Mekânsal Veri Analizi

Mekânsal veri görselleştirme ve mekânsal betimsel istatistikleri içeren keşfedici mekânsal veri analizi, mekânsal nokta veriyi temel düzeyde anlamaya, keşfetmeye ve özetlemeye yönelik uygulanır. Nokta haritası, oransal sembol haritası, küme haritası, koroplet haritası, altıgen bölme haritası, ısı haritası ve 3B haritası mekânsal verinin görselleştirilmesinde sıklıkla kullanılan haritalardır (Şahin ve Şahin, 2019).

- Nokta haritası, vektör veri tipindeki mekânsal nokta veriler için kullanılır. Haritada noktalar eşit boyutta ve belirtilen mekânsal konuma yerleştirilerek mekânsal dağılımın ve nokta örüntülerin görüntülenmesi kolaylıkla sağlanır.
- Oransal sembol haritası, mekânsal verideki nicel değerli özneliğin aldığı değerlerin büyüklüğünün boyut ve renklendirme ile kolaylıkla yorumlanmasını sağlar. Bu türdeki haritalar, mekânsal verinin içerdiği bilginin kolaylıkla algılanmasını ve yorumlanmasını sağlar. Fakat, nicel öznelik değerlerine ilişkin değişim aralığı çok büyük olduğunda oransal sembollerde çakışma gözlenmektedir. Bu durumda, haritanın okunabilirliği bozulmaktadır. Oransal sembol haritaları, kabarcık haritası olarak da adlandırılmaktadır (Dinarcan, 2024).
- Küme haritası, vektör veri tipindeki mekânsal nokta verilerin yoğunluğunu ve kümelenmelerini görselleştirmek için kullanılır (Esri Türkiye, 2024).
- Koroplet haritası, vektör veri tipindeki mekânsal alan verilerinin özneliklerinin aldığı değerlere göre renklendirmeye desen dolguları kullanarak mekânsal verideki bilginin anlaşılmasında kolaylık sağlar.
- Altıgen bölme haritası, vektör veri tipindeki nokta verilerinin mekânsal dağılımının değerlendirilmesinde ve mekânsal örüntülerin ortaya çıkarılmasında kullanılan bir harita türüdür. Çok sayıda nokta verinin üst üste gelmesi durumunda haritaların okunabilirliğinde bozulma olduğundan bu haritada, iki boyutlu düzlemi bölgelere ayırmak için altıgenler kullanılır. Altıgenlerle sürekli yapıda ızgaralar oluşturularak daireye benzeyen şekliyle kareye kıyasla komşuluğunda daha çok nokta olacağı için altıgen bölmelerle nokta verideki örüntü daha kolay ortaya çıkmaktadır (Öztürk, 2021).
- Isı haritası, nokta verilerin yoğunluğuna bağlı olarak oluşturulan temsili bir yüzey için çalışma ölçeğinin kolaylıkla ayırt edilmesini sağlar.
- 3B haritası, farklı bir bakış açısıyla veri setinde üçüncü boyutu kullanarak mekânsal veri ve ilişkiler hakkında bilgi edinilmesini sağlar

BES'lerin konum olarak merkezi eğilimlerinin ölçülmesinde ortalama merkez (mean center), medyan merkez (median center) ve merkez öznitelik (central feature) kullanılır. (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, n$, konum belirtmek üzere BES mekânsal nokta verileri için ortalama merkez

$$(\bar{x}, \bar{y}) = \left(\frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n}, \frac{\sum_{i=1}^n y_i}{n} \right) \quad (1)$$

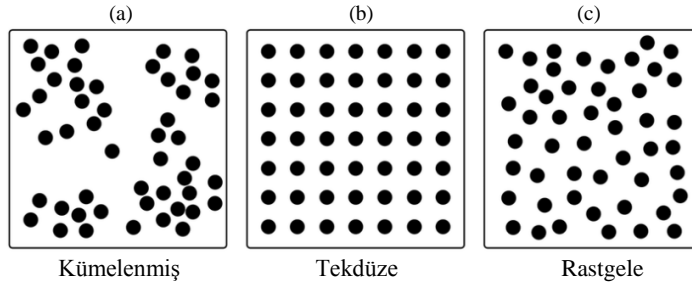
biçiminde hesaplanır. Medyan merkez, veri setindeki öznitelik değerlerine olan genel Öklid uzaklığını en aza indiren konumu tanımlar. Merkez öznitelik ise, en merkezi konumdaki BES mekânsal nokta verisi için tanımlı olup noktaların birbirlerine göre uzaklıkları dikkate alınarak tüm noktalara en kısa mesafedeki nokta verisi olarak belirlenir. Merkez öznitelik, mekânsal veri setindeki nokta verilerden biridir. Bu merkezlerin hesaplanmasıyla BES merkezi konumlarında yıllara göre meydana gelen değişimin varsa farklılaşmanın belirlenmesi mümkündür. BES'lerin yayılımının ölçülmesinde standart mesafe ve standart sapma elipsleri kullanılır. Eşitlik (1)'de verilen ortalama merkez dikkate alınarak hesaplanan standart mesafe

$$SD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 + \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n}} \quad (2)$$

olur. BES verilerinin mekânsal dağılımının ortalama merkezden ne kadar uzaklaştığının belirlenmesinde standart mesafe değeri dikkate alınır. Çizilen standart mesafe daireleri ile BES nokta verilerinin mekânsal olarak Normal dağılım gösterip göstermediği test edilir. Verinin değişim yönünün belirlenmesinde ise standart sapma elipsleri oluşturulur. Standart sapma elipslerinin hesaplama formülü için detaylı bilgilere Türkşen (2019) ve Karabacak vd. (2019) çalışmalarından ulaşılabilir.

2.2.2 Mekânsal Desen Analizi

Bir mekânda desen arayışı ya da mevcut desenlerin tanımlanması mekânsal istatistikte mekânsal dağılımın ölçülmesi olarak değerlendirilir. Mekânsal nokta veride mekânsal dağılım, (a) Kümelenmiş, (b) Tekdüze ve (c) Rastgele olmak üzere üç farklı yapıda gözlenir. Farklı mekânsal dağılım örnekleri Şekil 3'te görülmektedir.



Şekil 3. Mekânsal nokta verilerin örüntüsü

Mekânsal nokta verilerin koordinat değerleri dikkate alınarak rastgele bir örüntü olup olmadığının araştırılmasında Ortalama En Yakın Komşu Analizi uygulanır. Her BES noktasının en

yakın komşusunun konumu arasındaki uzaklık değeri hesaplanır ve en yakın komşu uzaklıklarının ($d_i, i = 1, 2, \dots, n$) ortalaması

$$r_{obs} = \frac{\sum_{i=1}^n d_i}{n} \quad (3)$$

biçiminde belirlenir. Eşitlik (3) ile tanımlı gözlenen uzaklık değeri ile

$$r_{exp} = \frac{0.5}{\sqrt{n/A}} \quad (4)$$

olacak biçimde beklenen uzaklık değeri hesaplanır. Burada, A , kullanıcı tarafından belirlenen alan değeridir.

H_0 : BES nokta verileri rastgele bir örüntü oluşturur.

H_s : BES nokta verileri rastgele bir örüntü oluşturmaz.

hipotezi

$$Z_H = \frac{r_{obs} - e_{exp}}{SE_d} \quad (5)$$

test istatistiği kullanılarak test edilir. Burada, $SE_d = \frac{0.26136}{\sqrt{n^2/A}}$ 'dır. $|Z_H| \geq Z_{\alpha/2}$ ise, % $(1 - \alpha)$ güvenle H_0

hipotezi reddedilir. BES nokta verilerinin örüntüsünün rastgele olmadığı söylenir. Ayrıca, En Yakın

Komşuluk Oranı (Nearest Neighbor Ratio- NNR), $NNR = \frac{r_{obs}}{r_{exp}}$ olarak tanımlandığında nokta verilerin

mekânsal dağılımı için $NNR > 1$ ise mekânsal nokta dağılımının tekdüze, $NNR < 1$ ise mekânsal nokta dağılımının kümelenmiş ve $NNR = 1$ ise mekânsal nokta dağılımının rastgele olduğu söylenir.

2.2.3 Mekânsal Otokorelasyon Analizleri

Her mekânsal noktanın bir öznitelik değerine sahip olması durumunda öznitelik değerlerini dikkate alarak noktalar arasındaki ilişkinin ortaya çıkarılması için mekânsal otokorelasyon analizleri uygulanır. Ünlü coğrafyacı ve haritacı Waldo Tobler'in birinci coğrafya kanunu olarak bilinen "Her şey diğer her şeyle ilgilidir, ancak birbirine yakın şeyler uzaktakilerden daha fazla ilgilidir." ifadesi mekânsal otokorelasyon kavramının temelini oluşturur. Mekânsal otokorelasyon, global ve yerel olmak üzere iki başlıkta incelenir. Global otokorelasyon hesaplamasında mekânsal nokta verilerin öznitelik değerlerine göre tek bir niceliksel büyüklük tanımlanırken yerel otokorelasyonda bütün nokta değerlerine göre ayrı ayrı inceleme yapılır. Moran'ın I indeksi ve Geary'nin C oranı global mekânsal otokorelasyon hesaplamalarında kullanılırken yerel mekânsal otokorelasyon hesabı için Getis Ord G^* ve Anselin Lokal Moran'ın I istatistiği hesaplanır.

- *Global Mekânsal Otokorelasyon*

Moran'ın I indeksi, mekânsal nokta verilerin sahip olduğu öznitelik değerlerinin benzerliğini ve yakınlığını tek bir değerde birleştirir. Nokta ile ifade edilmiş bir konumdaki öznitelik değerini, aynı öznitelik farklı konumlarındaki değerleriyle karşılaştırır.

H_0 : BES nokta verileri öznitelik değerlerine göre rastgele bir örüntü oluşturur.
 H_s : BES nokta verilerinin öznitelik değerlerine göre örüntüsü rastgele değildir.

hipotezi

$$Z_H = \frac{I - E(I)}{\sqrt{\text{Var}(I)}} \quad (6)$$

test istatistiği kullanılarak test edilir. n veri kümesindeki mekânsal nokta verisi sayısı olmak üzere

$E(I) = -\frac{1}{n-1}$ 'dir. Moran'ın I indeks formülü

$$I = \frac{n \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - \bar{x})(x_j - \bar{x})}{w \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (7)$$

biçiminde tanımlıdır. Burada, mekânsal veri kümesinin bir özniteliği olan x 'e ilişkin x_i ve x_j , $i, j = 1, 2, \dots, n$, sırasıyla i ve j noktalarına ilişkin öznitelik değerlerini, \bar{x} , özniteliğe ait ortalama değeri ve w genel ağırlık değeri olup her bir nokta verisinin ağırlık değerlerinin toplamıdır, $w = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij}$ (Wong ve Lee, 2005). Ağırlık değerleri en yakın komşuluğa göre hesaplanmıştır. Eşitlik (6)'da belirtilen $\text{Var}(I)$ istatistiğine ilişkin detaylı hesaplamalar Türkşen (2019) çalışmasında görülebilir. $|Z_H| \geq Z_{\alpha/2}$ ise, % $(1-\alpha)$ güvenle H_0 hipotezi reddedilir. BES mekânsal nokta verilerinin öznitelik değerlerine göre örüntüsünün rastgele olmadığı söylenir. Ayrıca, I ve $E(I)$ değerlerine göre nokta verilerin mekânsal dağılımı için $I < E(I)$ ise mekânsal nokta dağılımının tekdüze, $I > E(I)$ ise mekânsal nokta dağılımının kümelenmiş ve $I = E(I)$ ise mekânsal nokta dağılımının rastgele olduğu söylenir. Moran'ın I indeksi, -1 ile 1 aralığında değer alır. Negatif I değerleri negatif mekânsal otokorelasyonu diğer bir deyişle benzer olmayan öznitelik değerlerine sahip mekânsal nokta verilerinin kümelenmediğini gösterir. Pozitif I değerleri ise, pozitif mekânsal otokorelasyonu ifade ederek benzer öznitelik değerlerine sahip mekânsal nokta verilerin kümelenmediğini gösterir. Moran'ın I indeks değerinin sıfır olması herhangi bir mekânsal otokorelasyon olmadığını belirtir. Moran'ın I indeks değeri, kümelenme olup olmadığı konusunda bilgi verirken kümelerin bölgesel olarak nerelerde olduğu konusunda bilgi vermez. Ayrıca, belirli bir güven düzeyinde istatistiksel olarak anlamlı bulunmayan Moran'ın I indeks değeri ise kullanılmaz, yorumlanmaz.

Geary'nin C oranı da mekânsal nokta verilerin komşuluğundaki gözlemlerin benzerlik ve yakınlık değerlerini Moran'ın I indeksinde olduğu gibi tek bir değerde birleştirir. Geary'nin C oranı ile bir konumdaki nokta verinin komşuluğundaki noktalar arasındaki uzaklık farkları dikkate alınarak nokta verilerin mekânsal dağılımına ilişkin tek bir indeks/oran ve tek bir Z istatistiği hesaplanır. Bu değerlere bağlı olarak nokta verilerin mekânsal dağılımı için genel bir değerlendirme yapılır.

H_0 : BES nokta verileri öznitelik değerlerine göre rastgele bir örüntü oluşturur.

H_s : BES nokta verilerinin öznitelik değerlerine göre örüntüsü rastgele değildir.

hipotezi

$$Z_H = \frac{C - E(C)}{\sqrt{\text{Var}(C)}} \quad (8)$$

test istatistiği kullanılarak test edilir. Geary'nin C indeks formülü

$$C = \frac{(n-1) \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{ij} (x_i - x_j)^2}{2w \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (9)$$

biçiminde tanımlıdır. Burada, n veri kümesindeki mekânsal nokta verisi sayısı olmak üzere mekânsal veri kümesinin bir özniteliği olan x 'e ilişkin x_i ve x_j , $i, j = 1, 2, \dots, n$, konum bilgisi veren koordinat değerleri olmak üzere \bar{x} , öznitelik değerlerinin ortalaması ve w , Eşitlik (7)'deki gibi hesaplanan toplam ağırlık değeridir. Eşitlik (8)'de belirtilen $\text{Var}(C)$ istatistiğine ilişkin detaylı hesaplamalar Griffith (2003) çalışmasında görülebilir. $|Z_H| \geq Z_{\alpha/2}$ ise, % $(1-\alpha)$ güvenle H_0 hipotezi reddedilir. Geary'nin C oranı, 0 ile 2 aralığında değer alır. C değerinin, 1'den küçük olması pozitif otokorelasyonu diğer bir ifadeyle noktalar arasında öznitelik değerleri bakımından benzerlik olduğunu belirtir. 1'den büyük C değeri, negatif otokorelasyonu ifade eder ve noktalar arasında öznitelik değerleri bakımından benzerlik olmadığı sonucuna ulaşılır. C değerinin 1 civarında olması durumunda ise rastgele dağılım varlığından söz edilir.

• Yerel Mekânsal Otokorelasyon

Mekânsal nokta veri kümesinde benzer öznitelik değerlerine sahip noktaların oluşturdukları kümenin konumlarının nerede olduğunu belirlemek istenir. Bu nedenle nokta verilerin ayrı ayrı değerlendirilmesine ihtiyaç duyularak yerel mekânsal otokorelasyon yöntemleri uygulanır. Yerel mekânsal otokorelasyon yöntemlerinde

H_0 : İncelenen noktaya ait öznitelik değeri ile bu noktaya yakın noktalardaki öznitelik değerleri arasında ilişki yoktur.

H_s : İncelenen noktaya ait öznitelik değeri ile bu noktaya yakın noktalardaki öznitelik değerleri arasında ilişki vardır.

hipotezinin test edilmesi amacıyla mekânsal nokta verilerin her biri için ayrı ayrı indeks değerleri ve Z istatistiği hesaplanır. Buna göre, her bir mekânsal nokta veri için ayrı ayrı karar verilir.

Getis-Ord G^* yerel istatistiği, nokta verilerin her biri için ayrı ayrı hesaplanarak ilgilenilen bölgedeki sıcak noktalar (hot spots) ve soğuk noktalar (cold spots) belirlenir. Sıcak noktalar, yüksek (High) öznitelik değerine sahip noktaların oluşturduğu kümeler olarak tanımlanırken soğuk noktalar, düşük (Low) öznitelik değerine sahip noktaların oluşturduğu kümelerdir. Pozitif G_i^* , $i = 1, 2, \dots, n$, bir arada bulunan yüksek öznitelik değerine sahip noktaları ve negatif G_i^* , $i = 1, 2, \dots, n$, bir arada bulunan

düşük öznitelik değerine sahip noktaları belirtir. Getis-Ord G^* istatistiği hesaplamalarıyla ilgili detaylı bilgilere Çubukçu (2015) ve Abdulhafedh (2017) çalışmalarından ulaşılabilir.

Anselin Lokal Moran'ın I istatistiği, Getis-Ord G^* istatistiği gibi öznitelik değerleri benzer noktaları tespit etmekle birlikte öznitelik değerleri çevresindeki noktalardan farklı olan noktaların belirlenmesini sağlar. Yüksek pozitif I_i^* , $i = 1, 2, \dots, n$, i noktasına benzer öznitelik değerlerine sahip noktalardan oluşan kümeleşmenin bir parçasını belirtirken, yüksek negatif I_i^* , $i = 1, 2, \dots, n$, i noktasının etrafı değişken değerleri bakımından i noktasının öznitelik değerlerine benzeyen değerlere sahip noktaları belirtir. CBS yazımlarında yapılan analizler sonucu bu noktalar için gösterim

- High-High kümelenme (HH cluster)
- Low-Low kümelenme (LL cluster)
- High-Low aykırı değeri (HL outlier)
- Low-High aykırı değeri (LH outlier)

biçiminde ifade edilir. HH kümelenme, yüksek kurulu güç değerine sahip BES'lerin bulunduğu bir bölgede yüksek kurulu güce sahip BES kümelenmesini, LL kümelenme ise düşük kurulu güç değerine sahip BES'lerin bulunduğu bir bölgede düşük kurulu güce sahip BES kümelenmesini belirtir. HL aykırı değeri, düşük kurulu güç değerine sahip BES'lerin bulunduğu bir bölgede yüksek kurulu güce sahip BES'i ve LH aykırı değeri ise yüksek kurulu güç değerine sahip BES'lerin bulunduğu bir bölgede düşük kurulu güce sahip BES'i belirtir.

2.2.4 Mekânsal Enterpolasyon

Mekânsal enterpolasyon, bilinen veri değerlerini kullanarak belirli konular için bilinmeyen veri değerlerini öngörme sürecidir. Mekânsal enterpolasyon yöntemleri, deterministik veya jeostatistiksel olabilir. Tüm yöntemler, yakındaki noktaların benzerliğine dayanarak yüzeysel bağımlılık olarak adlandırılan yüzeyi oluşturmayı sağlar. Deterministik enterpolasyon yöntemlerinde ölçülen noktalardan yüzeyler oluşturmak için matematiksel modeller kullanılır ve tahmin belirsizliği dikkate alınmaz. Jeostatistiksel enterpolasyon yöntemlerinde ise modellenen verilerin rastgele değişim ve ölçüm hataları içerdiği varsayılarak yüzeyler oluşturulur. Örneğin, IDW, Natural Neighbors, Spline, Kriging, EBK. Bu yöntemler arasında en çok tercih edilenlerden biri Kriging yöntemidir. Kriging yöntemi, diğer tahmin yöntemlerine göre daha yansız sonuçların elde edilmesinin yanı sıra, minimum varyanslı ve tahmine ait standart sapmanın hesaplanmasına olanak veren bir yöntemdir (Yaprak ve Arslan, 2008).

Kriging, nokta verilerin en küçük kareler tahminini veren bir jeostatistiksel enterpolasyon yöntemidir. Birbirine yakın konumdaki verilerin birbirine daha yakın olma eğiliminde olması olarak tanımlanan uzamsal bağımlılık kavramını hesaba katar. Yüzeyde bilinmeyen konumları tahmin etmek için ölçülen noktaların istatistiksel özellikleri kullanılır. Nokta verileri kullanarak iki nokta arasındaki mesafeye bağlı olarak verilerin ne kadar değişkenlik gösterdiğini belirten semivaryogram grafiği hesaplanır. Semivaryogram ve nokta verileri kullanılarak tahmin edilecek noktaya uzaklık ile veri noktalarının semivaryogram değerlerine göre her bir gözlem noktasının tahmine ne kadar ağırlık

vereceğini belirleyen ağırlık matrisi oluşturulur. Ağırlık matrisi ve gözlem verileri kullanılarak öngörü yapılır.

Kriging yönteminin uygulama alanına ve veri yapısına göre farklı türleri bulunmaktadır. Bu türler arasında en yaygın olanı Ordinary Kriging'dir. Ordinary Kriging yönteminde ilk adım, enterpolasyon yapılacak noktalar kümesinden bir variogram oluşturulmasıdır. İkinci aşamada, deneysel variogramda gözlemlenen eğilimi modelleyen teorik bir variogram fonksiyonu elde edilir. Ordinary Kriging yönteminde, bilinmeyen değerlerin tahmini, değişkenlerin durağan olduğu ve ortalamanın sabit kaldığı varsayımı ile yapılır. Ağırlıkların belirlenmesinde ise variogram fonksiyonuna dayalı olarak tahmin ağırlıkları hesaplanır (Yıldırım, 2021). Genel kriging tahmin bağıntısı

$$\hat{Z}(x_0) = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (10)$$

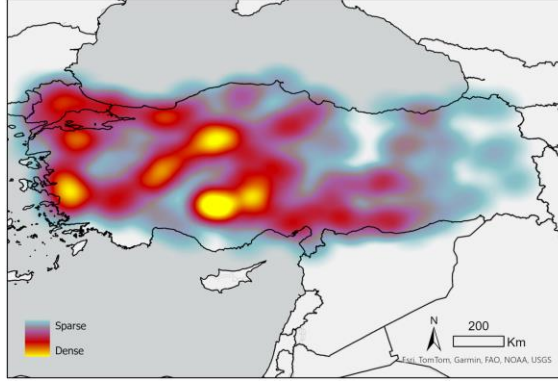
biçiminde ifade edilmektedir (Webster ve Oliver, 2007). Burada, n nokta veri sayısı olmak üzere x_0 , tahmini yapılan nokta, $z(x_i)$, x_i noktasındaki öznelik değeri, λ_i , ağırlık ve $\hat{Z}(x_0)$, x_0 noktasındaki özneliğin tahmin edilen değeridir. Tahminin yansızlığının sağlanması için ağırlıkların toplamı $\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1$ olarak sağlanmalıdır. Tahmini yapılan noktanın tahmin değeri ile öznelik değeri arasındaki farkın sıfır olması beklenir, $E[\hat{Z}(x_0) - Z(x_0)] = 0$. Her kriging tahmini bir kriging varyansı ile ilişkilidir. Kriging işlemi için toplamları 1 olacak biçimde kriging varyansını minimize edecek ağırlıklar bulunur (Hüsrevoğlu, 2018; Webster ve Oliver, 2007).

3. Analiz ve Bulgular

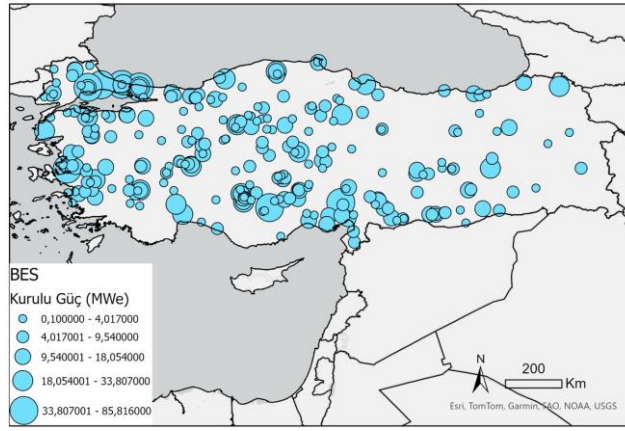
3.1. BES'ler için Keşfedici Veri Analizi

Türkiye'de kurulu lisanslı BES'lerin Çizelge 1'de verilen konumlarına göre frekanslarına ilişkin ısı haritası Şekil 4'te verilmiştir. Şekil 4'e göre, BES'lerin sıklıkla görüldüğü yerlerin Ankara, Konya ve İzmir illeri civarı olduğu söylenebilir. BES kurulu güç değerlerine göre yüksek kurulu güç değerlerine sahip yoğunluğun yüksek nüfusa sahip olması ve sanayi bölgesi olması nedeniyle İstanbul ve civarı konumlarda olduğu Şekil 5'te görülmektedir.

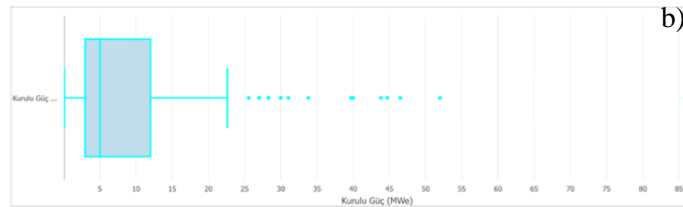
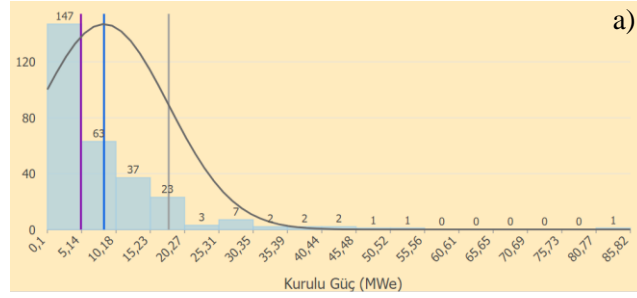
Şekil 6.(a)'daki histogram ve Şekil 6.(b)'deki kutu grafiğinden Türkiye'deki BES güç değerlerinin dağılımının sağa çarpık olduğu sonucuna ulaşılır. Buradan, kurulu güç değeri düşük olan BES'lerin çoğunlukta olduğu yorumu yapılır. Şekil 6.(b)'deki kutu grafiğinden, mevcut mekânsal veri setindeki BES'lerin kurulu güç değerlerinin medyanının 5 MWe, birinci çeyreklik değerinin [0, 5] MWe aralığında ve üçüncü çeyreklik değerinin ise [10, 15] MWe aralığında olduğu görülmektedir. Buna göre, BES'lerin yaklaşık olarak yarısının güç değerleri medyan değeri olan 5 MWe'den küçük, diğer yarısının güç değerleri ise 5 MWe'den büyüktür. Kurulu güç değeri 25 MWe'den büyük olan BES'ler aykırı gözlem olarak görülmektedir. Buradan, bu güç değerlerine sahip BES'lerin genel güç değerlerine göre oldukça farklılık gösteren yüksek değerler olduğu söylenir. Bu dağılım bilgisi ve BES güç değerlerinin çeyreklikleri dikkate alınarak güç değerleri, *Düşük* [0, 5], *Orta* (5, 25] ve *Yüksek* (>25) olmak üzere kategorik biçime dönüştürülmüştür.



Şekil 4. BES'lerin frekanslarına ilişkin ısı adalarının dağılımı



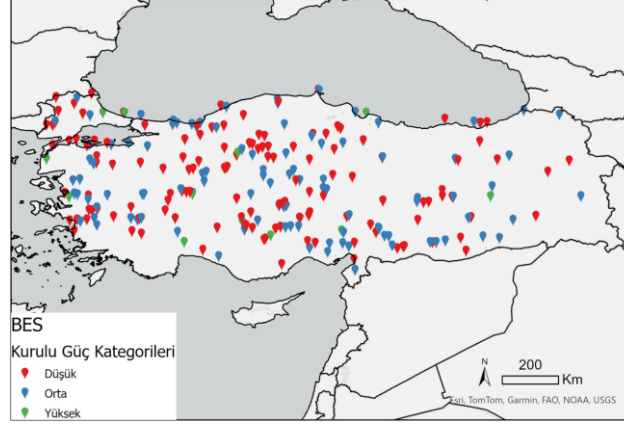
Şekil 5. BES'lerin kurulu güç değerlerine ilişkin oransal dağılımı



Şekil 6. BES'lerin kurulu güç değerlerine ilişkin (a) Histogram ve (b) Kutu grafiği

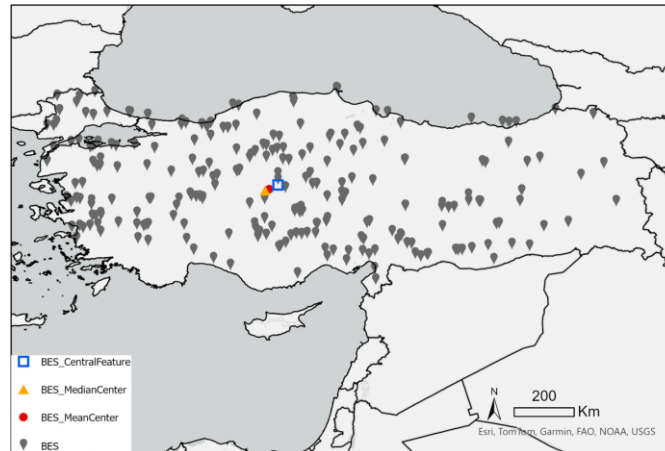
Mevcut veri setine ilişkin oluşturulan bu kategorilere göre BES'lerin Türkiye'deki dağılımı Şekil 7'dedir. *Düşük*, *Orta* ve *Yüksek* kategorilerdeki BES sayıları sırasıyla, 144, 129 ve 16'dır. Buna göre, güç değerleri [0, 5] aralığında olan BES'lerin çoğunlukta olduğu söylenir. Sınırlı biyokütle hammadde bulunabilirliği, mevcut hammadde kaynaklarının dağınık olması, hammaddenin

toplanması ve taşınması maliyeti, az gelişmiş altyapı, diğer ülkelere oranla biyokütle alanında daha düşük yatırım seviyeleri gibi faktörler düşük güç değerlerine sahip BES'lerin çoğunlukta olmasının nedeni olarak değerlendirilebilir.



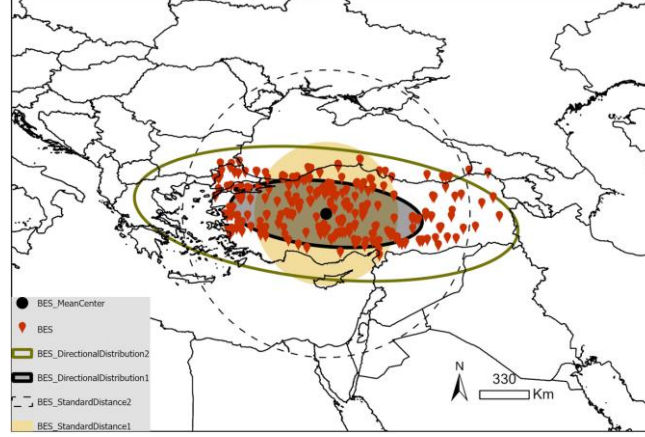
Şekil 7. BES'lerin kurulu güç değerlerine ilişkin kategorileri

BES mekânsal merkezi eğilim ölçüleri, ortalama merkez, medyan merkez ve merkez öznitelik değerlerinin birbirine yakın olduğu Şekil 8'den görülebilir. BES konumlarının merkezinin (merkez öznitelik) Şereflikoçhisar ilinde olduğu belirlenmiştir. BES'lerin mekânsal dağılımının ortalama merkezden ne kadar uzaklaştığının belirlenmesi mekânsal olarak Normal dağılım gösterip göstermediğinin test edilebilmesi için standart mesafe uzaklık çemberleri oluşturulmuştur. Normal dağılım için verilerin % 68'inin birinci standart mesafe uzaklık çemberinde, % 95'inin ikinci standart mesafe uzaklık çemberinde ve % 99'unun üçüncü standart mesafe uzaklık çemberinde yer alması gerekmektedir. Birinci standart mesafe uzaklık çemberinde BES verilerinin % 63'ünün, ikinci standart mesafe uzaklık çemberinde BES verilerinin % 99'unun ve üçüncü standart mesafe uzaklık çemberinde BES verilerinin % 100'ünün bulunduğu hesaplanmıştır. Buna göre, BES verilerinin ortalama merkez etrafındaki uzaklıkları dikkate alındığında, birinci, ikinci ve üçüncü standart mesafe uzaklık çemberleri içindeki konumlarına göre sırasıyla, % 68, % 95 ve % 99 oransal değerleri sağlamadığından BES'lerin Normal dağılımlı olduğu söylenemez.



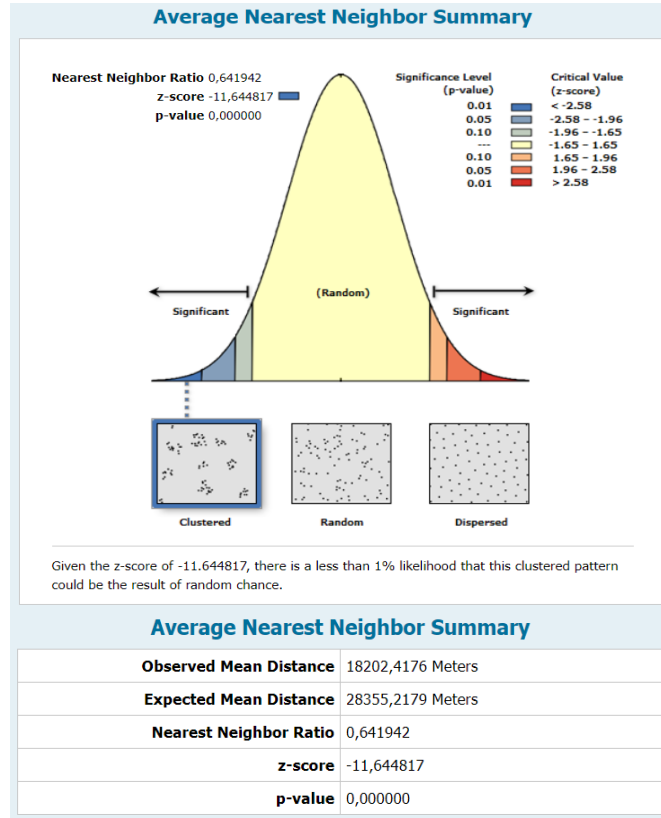
Şekil 8. BES'lerin mekânsal merkezi eğilim değeri

Mekânsal nokta verilerin değişim yönünün belirlenmesi için ise standart sapma elipsleri oluşturulmuştur. Şekil 9'da, birinci ve ikinci standart mesafe uzaklık çemberleri ile standart sapma elipsleri görülmektedir. Şekil 9'daki standart sapma elipslerinden, BES verilerinin kuzeybatı-güneydoğu doğrultusunda uzandığı söylenir.



Şekil 9. BES verileri için mekânsal yayılım değerleri

3.2. BES'ler için Mekânsal Desen Analizi



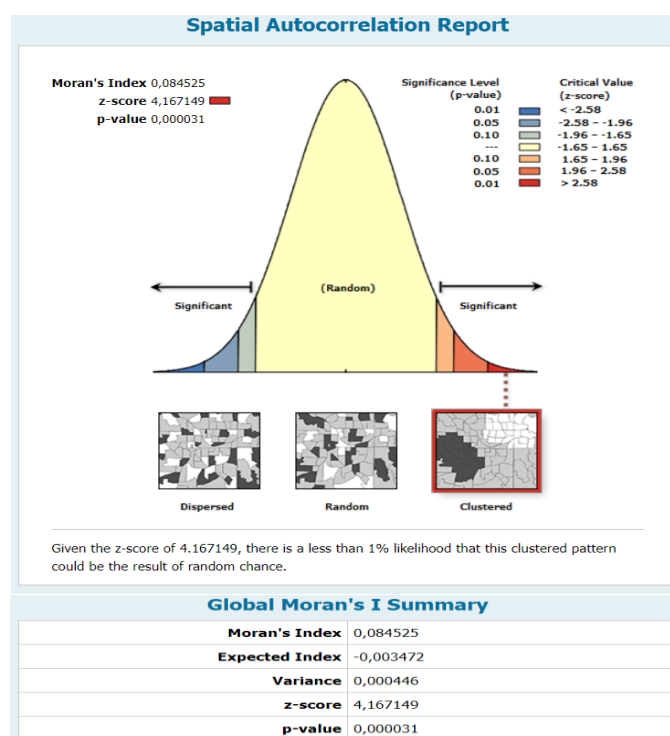
Şekil 10. BES verilerinin Ortalama En Yakın Komşuluk Analizi'ne göre değerlendirilmesi

BES nokta verileri Ortalama En Yakın Komşuluk Analizi ile incelendiğinde % 95 güvenle nokta verilerin rastgele örüntü oluşturmadığı söylenir (p -değeri = $1e-07 < \alpha = 0.05$). BES verilerinin kümelenme özelliği gösterdiği görülmüştür ($NNR < 1$). CBS yazılımı ile elde edilen bu sonuçlar Şekil

10'daki gibidir. Nüfus yoğunluğu, biyokütle hammaddesinin kolay sağlanabilirliği, BES'lerde enerji üretimi için gerekli iş gücü imkanı, bölgesel ekonomi gibi faktörler kümelenme nedenleri olarak dikkate alınabilir.

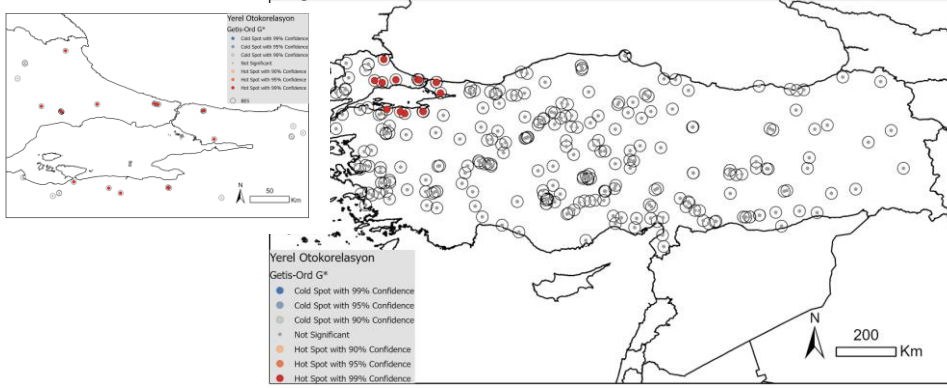
3.3. BES'ler için Mekansal Otokorelasyon Analizleri

BES verilerinin kurulu güç değerlerine göre Moran'ın I indeksi ile mekânsal otokorelasyonu incelendiğinde % 95 güvenle güç değerlerine göre nokta verilerin örüntüsünün rastgele olmadığı söylenir (p -değeri = 0.000031 < $\alpha=0.05$). CBS yazılımı ile yapılan analiz sonucunda $I = 0.0045 > E(I) = -0.0034$ olduğu görülmüştür. Buna göre, güç değerleri için nokta verilerin örüntüsünün kümelenmiş olduğu söylenir. CBS yazılımı ile elde edilen bu sonuçlar Şekil 11'deki gibidir.

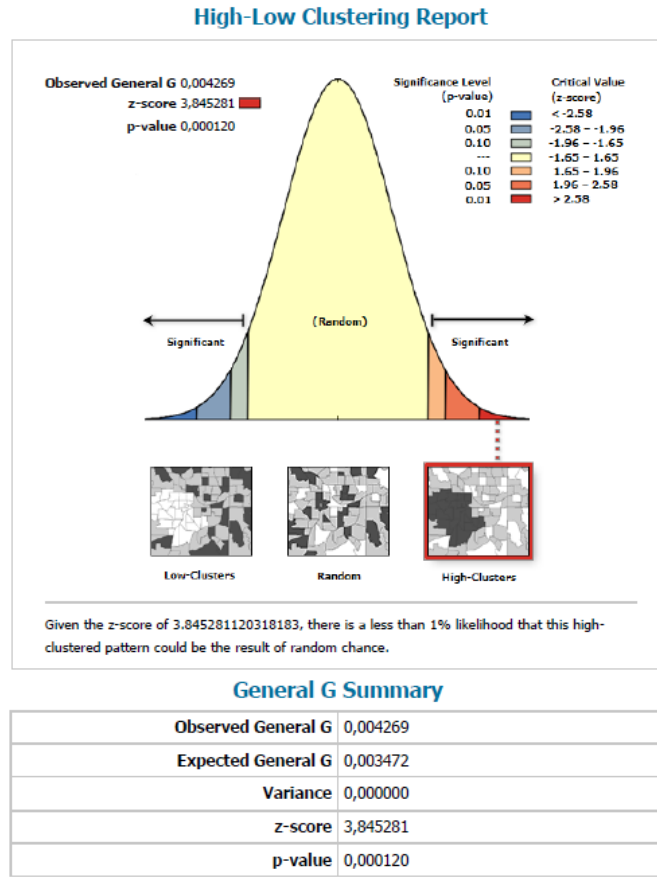


Şekil 11. BES verilerinin güç değerlerine göre Moran'ın I değerlendirmesi

Getis-Ord G^* yerel mekânsal otokorelasyon analizine göre yüksek kurulu güç değerlerini içeren kümelenmenin Marmara Bölgesi'nde olduğu Şekil 12'de görülmektedir. ArcGIS Pro'da yapılan Optimized Hot Spot Analizi sonucu Marmara Bölgesi'ndeki yüksek kurulu güç değerine sahip BES'ler arasında % 95 güvenle istatistiksel olarak anlamlı bulunan bir kümelenme olduğu görülmüştür, p -değeri=0.000120 < $\alpha=0.05$. Şekil 13'te, Getis-Ord G^* istatistiğine göre elde edilen değerler görülmektedir. Ülkemiz için büyük bir tarım ve endüstri alanı olan Marmara Bölgesi'nde biyokütle olarak kullanılabilen organik atıkların çok olması, bölgenin ulaşım alt yapısının ve ekonomisinin uygunluğu kurulu güç değeri yüksek olan BES'lerin bu bölgede kümelenme nedeni olarak değerlendirilebilir.



Şekil 12. BES verilerinin güç değerlerine göre Getis-Ord G^* değerlendirmesi



Şekil 13. BES verilerinin güç değerlerine göre Getis-Ord G^* istatistikleri

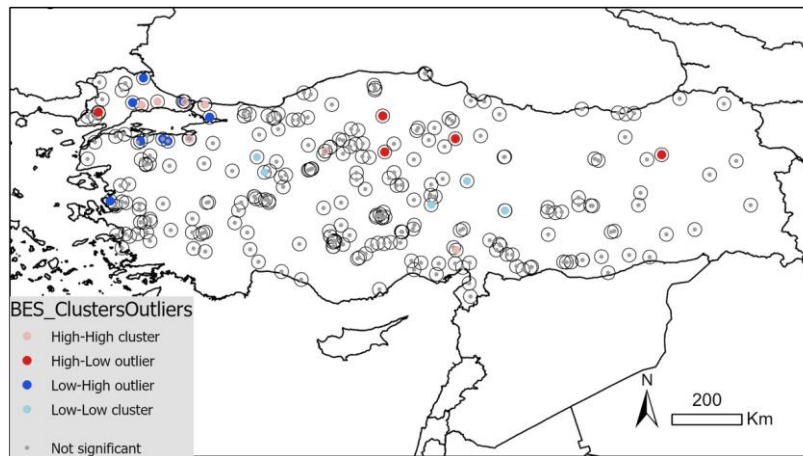
Şekil 12'de görülen noktalar ayrı ayrı incelendiğinde; noktalar arasında konumları birbirine çok yakın noktalar olduğu görülmüştür. 298 adet BES mekânsal nokta verisi arasından Şekil 12'de verilen kümelemede yer olan noktalara ilişkin sıra no, kurulu güç değerleri ve ArcGIS Pro'da yapılan analizler sonucu elde edilen Getis-Ord G^* için Z değerleri ve p-değerleri Çizelge 3'te belirtilmiştir. Çizelge 3 dikkatle incelendiğinde 20 adet BES mekânsal nokta verisi için hesaplanan Getis-Ord G^* istatistiklerine ilişkin p-değerleri < 0.05 olduğu görülmektedir. Buna göre, Şekil 12'de kırmızı renkle konumları birbirine yakın olarak belirtilen Çizelge 3'te Z değeri ve p-değeri verilen BES'lerin kurulu güç değerleri arasında % 95 güvenle istatistiksel olarak anlamlı bir ilişki olmadığı söylenir. Bu durum, aynı bölgede

kümelene gösteren 20 adet BES arasında güç değerlerine göre aykırı değerlere sahip olan BES'lerin varlığının söz konusu olabileceğini gösterir.

Çizelge 3. Kümelene gösteren BES'ler için veriler ve Getis-Ord G^* istatistikleri

Sıra No	Kurulu Güç (MWe)	Z değeri	p-değeri
105	8.462	3.407835	0.000655
106	46.5	3.407835	0.000655
116	6.402	3.897601	0.000097
149	11.32	4.449047	0.000009
156	9.8	4.449047	0.000009
163	4	3.506721	0.000454
164	85.816	5.711918	0.000001
165	3.002	5.711918	0.000001
166	51.972	5.01245	0.000001
175	3.002	3.746064	0.00018
178	2.134	3.646536	0.000266
183	0.955	5.0522	0.000001
189	48.805	5.887593	0.000001
191	22.61	5.711918	0.000001
232	14.14	3.407835	0.000655
233	14.14	3.407835	0.000655
248	3	4.936234	0.000001
279	18.012	5.887593	0.000001
282	33.807	5.711918	0.000001
283	19.81	5.887593	0.000001

BES'ler için kurulu güce göre kümelene medeki aykırı değerler Anselin Lokal Moran'ın I istatistiği ile belirlenmiştir. Şekil 14'te, HH ve LL kümelene meler ile HL ve LH aykırı değeri olarak görülen BES nokta verileri görülmektedir. Şekil 14 incelendiğinde, yüksek kurulu güç değerine sahip BES kümelene mesinin Marmara Bölgesinde olması nedeniyle HH kümelene me gösteren BES'ler ve LH aykırı değeri (outlier) olarak adlandırılabilir BES'lerin çoğunluğunun Marmara Bölgesinde olduğu söylenebilir. Şekil 14'e göre HH ve LL kümelene me gösteren iller / ilçeler ile HL ve LH aykırı değeri olarak görülen iller / ilçeler Çizelge 4'te verilmiştir.



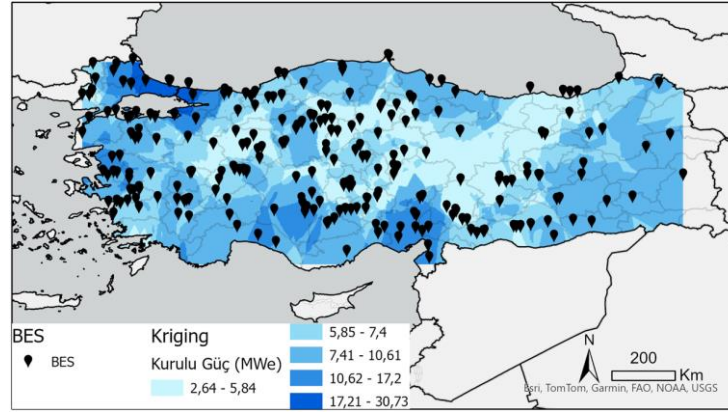
Şekil 14. BES verilerinin Anselin Lokal Moran'ın I istatistiği ile değerlendirilmesi

Çizelge 4. BES'ler için kümelenme ve aykırı değer gösteren iller/ilçeler

HH Kümelenme	LL Kümelenme	LH Aykırı değer	HL Aykırı değer
Tekirdağ / Çorlu	K.maraş / Elbistan	İzmir / Foça	Tokat / Zile
Burdur /Karamanlı	Sivas / Gemerek	Tekirdağ / Muratlı	Erzurum / Aziziye
Ankara / Sincan	Kayseri / İncesu	İstanbul / Eyüpsultan	Düzce / Gümüşova
İstanbul / Silivri	Kayseri / İncesu	Kocaeli / Gebze	Kırıkkale / Delice
İstanbul / Eyüpsultan	Eskişehir / Odunpazarı	Balıkesir / Gönen	Edirne / Keşan
Tekirdağ / Çorlu	Eskişehir / Mahmudiye	Kırklareli / Demirköy	
İstanbul / Şile	K.maraş / Elbistan		
İstanbul / Şile	K.maraş / Elbistan		

3.4. BES'ler için Mekansal Enterpolasyon

BES nokta verilerine mekânsal enterpolasyon uygulamak amacıyla CBS yazılımı ile Kriging analizi yapılmıştır. Elde edilen öngörü haritası Şekil 15'te verilmiştir. Buna göre, kurulu güç değerlerine göre en yüksek güç değerine sahip BES'lerin, BES kurulu olmayan İstanbul civarındaki mekânlarda olabileceği söylenir. Bununla birlikte, kurulu güç değeri düşük olan BES konumlarının Doğu Anadolu Bölgesi'nin batı bölgelerinde olabileceği görülmektedir.



Şekil 15. BES verilerinin kurulu güç değerlerine göre Kriging analizi

4. Tartışma ve Sonuç

Bu çalışmada, yenilenebilir bir enerji kaynağı olan biyokütle enerji üretimine ilişkin BES nokta verilerinin istatistiksel olarak mekânsal analizinin yapılması amaçlanmıştır. BES mekânsal nokta veriler için yapılan istatistiksel değerlendirmeye farklı alanlarda yapılacak olan mekânsal analizler konusunda araştırmacılara katkı sağlanması hedeflenmiştir. Buna yönelik öncelikli olarak, lisanslı BES mekânsal nokta verileri EPDK sayfasından temin edilerek ham veriler işlenip mekânsal veri analizine hazır hale getirildi. 289 adet lisanslı BES'e ait nokta veriler görselleştirilerek keşfedici mekânsal veri analiziyle mekânsal veri hakkında bilgi edinildi. 2024 yılı verilerine göre Ülkemizde 10 ilde lisanslı BES bulunmadığı görüldü. İç Anadolu Bölgesi, Ege Bölgesi ve Marmara Bölgesi, BES'lerin konumsal olarak yoğun olduğu yerler olarak belirlendi. Kurulu güç değerleri en yüksek olan BES'lerin Marmara Bölgesi'nde olduğu tespit edildi. BES'lerin bu bölgede kümelenmesinde bu bölgedeki yüksek nüfus yoğunluğunun oldukça etkili olduğu düşünülmektedir. Yüksek nüfusa sahip bölgelerdeki kurulu BES'ler, enerji üretirken aynı zamanda organik atık ve sanayi atıklarının giderilmesini sağlayarak ikili

fayda sunar. Çalışmada, kurulu güç değerine ilişkin istatistiksel dağılımın sağa çarpık olduğu belirlenerek kurulu gücü düşük olan BES'lerin çoğunlukta olduğu sonucuna ulaşıldı. Dağılım bilgisinden yararlanarak kurulu güç değerleri, *Düşük* [0,5], *Orta* (5,25] ve *Yüksek* (>25) olarak kategorileştirildi.

Uygulanan keşfedici mekânsal veri analizi sonucunda elde edilen mekânsal betimsel istatistiklerle Ülkemizde BES konumlarının merkezi eğiliminin Ankara ili ve çevresinde, yayılımın ise kuzeybatı-güneydoğu doğrultusunda olduğu görüldü. BES'ler için mekânsal deseni belirlemek amacıyla uygulanan Ortalama En Yakın Komşu Analizi'ne göre % 95 güvenle BES konumlarının kümelenmiş yapıda olduğu tespit edildi. BES'lerin kurulu güç değeri özelliğine göre rastgele bir yapı gösterip göstermediğini belirlemek amacıyla uygulanan Moran'ın *I* İndeksi ile elde edilen global otokorelasyon sonucundan % 95 güvenle kümelenme olduğu belirlendi. Mekânsal dağılıma ilişkin elde edilen genel değerlendirme ile birlikte yerel mekânsal otokorelasyon yöntemleri ile nokta verilerin ayrı ayrı incelemesi yapıldı. Getis-Ord G^* istatistiği sonucuna göre Marmara Bölgesi'ndeki 20 adet BES'in yüksek kurulu güç değeri bakımından kümelenme gösterdiği % 95 güvenle belirlendi. Anselin Lokal Moran'ın *I* istatistiği ile yüksek-düşük kurulu güçte BES kümelenmesi ve BES aykırı değerleri olduğu sonucuna % 95 güvenle ulaşıldı. Mevcut BES nokta verilerinden yararlanılarak yapılan Kriging enterpolasyonu ile Ülkemiz genelinde BES kurulu güç değerleri için öngörü haritası oluşturuldu. Buna göre, BES kurulu olmayan mekânlarda güç değerlerine göre öngörü yapılabilmesine olanak sağlandı. Biyokütlenin elektrik kurulu gücüne katkısının artmasının arz çeşitliliğine dolayısıyla arz güvenliğine önemli ölçüde katkı sağlayacağı açıktır. Buna göre, kurulması öngörülen BES'ler ile Türkiye'nin elektrik kurulu gücü bakımından ülkemizin arz güvenliğine katkısı olacağı düşünülmektedir.

Teşekkür ve Bilgilendirme

Bu çalışma, V. Uluslararası Uygulamalı İstatistik Kongresi (UYİK-2024)'nde yapılan davetli konuşmacı sunumundan hazırlanmıştır. Değerli önerileri için Editörlere ve Hakemlere çok teşekkür ederim. Ayrıca, çalışmadaki bulguların yorumlanması konusunda desteği için Doç.Dr. Rüya Bayar'a (Ankara Üniversitesi Coğrafya Bölümü), çalışma bulgularının değerlendirilmesinde sağladıkları bilgi paylaşımları için Ankara Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü İstatistik Anabilim Dalı doktora öğrencileri Mehmet Burak Bartan ve Günseli Aytaç Cankurtaran'a, ArcGIS Pro yazılımının kullanımına yönelik katkıları için Esri Türkiye eğitmenleri Tuğçe Ateş, Esra Aydın Demiröz ve Utku Şahin'e teşekkür ederim.

Referanslar/References

- Abdulhafedh, A. (2017). A novel hybrid method for measuring the spatial autocorrelation of vehicular crashes: Combining Moran's Index and Getis-Ord G^* Statistic, *Open Journal of Civil Engineering*, 7(2), 208-221, doi:10.4236/ojce.2017.72013.
- Altunkaynak, B. (2022). *Veri Madenciliği Yöntemleri ve R Uygulamaları*. Ankara: Seçkin Yayıncılık.
- Anselin, L. (1988). *Spatial Econometrics: Methods and Models*. Kluwer, Dordrecht.
- Aydın Kandemir, F., Sarptaş, H. (2022). Toprak üstü biyokütle potansiyelinin CBS ve uzaktan algılama ile belirlenmesi – Yeni bir yaklaşım, *Dokuz Eylül Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Fen ve Mühendislik Dergisi*, 24(70), 165-178, doi:10.21205/deufmd.2022247016
- Bingöl, F., Altın, F., Kelkit, A. (2023). Analyzing the most eligible site selection for biomass energy facilities through weighted overlay analysis: Case of Balıkesir (Turkey) province, *Ege Üniversitesi Ziraat Fakültesi Dergisi*, 60(1), 19-

35, doi:10.20289/zfdergi.1136651

- Cressie, N.A.C. (1990). *Statistics for Spatial Data*. New-York: John Wiley and Sons.
- Çubukçu, K. M. (2015). *Planlamada ve Coğrafyada Temel İstatistik ve Mekansal İstatistik*. Ankara: Nobel Yayınevi.
- Demirbas, A. (2008). Importance of biomass energy sources for Turkey, *Energy Policy*, 36 (2), 834-842, doi:10.1016/j.enpol.2007.11.005
- Dinarcan, S. (2024). *Koşullu otoregresif mekansal-zamansal modeller ile yabancı dil sınavı puanlarının istatistiksel analizi*. Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstatistik Anabilim Dalı, Doktora Tezi, Ankara.
- Enerji (2022). Biyokütle. 28.08.2024 tarihinde <https://enerji.gov.tr/eigm-yenilenebilir-enerji-kaynaklar-biyokutle/> adresinden edinilmiştir.
- Elektrik Piyasası Resmi İstatistikleri Listesi (2024). 28.08.2024 tarihinde <https://www.epdk.gov.tr/detay/icerik/3-0-167/resmi-istatistikler/> adresinden edinilmiştir.
- Esri Türkiye (2024). *ArcGIS Pro ile Mekansal Analiz Uygulamaları*.
- Fischer, M.M., Wang, J. (2011). *Spatial Data Analysis, Models, Methods and Techniques*. Springer.
- Haining, R. (2003). *Spatial Data Analysis-Theory and Practice*. Cambridge University Press.
- Hüsrevoğlu, M. (2018). *Jeoistatistik analiz ile yağış haritalarının görselleştirilmesi*. Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Harita Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, Konya, 41-42.
- Gizlenci, Ş., Acar, M., Şahin, M. (2012). Türkiye'de yenilenebilir enerji kaynaklarının (Biyodizel, Biyoetanol ve Biyokütle) projeksiyonu, *Tarım Makinaları Bilimi Dergisi*, 8(3), 337-344.
- Griffith, D.A. (2003). *Spatial Autocorrelation and Spatial Filtering*. Berlin: Springer-Verlag.
- Kapluhan, E. (2014). Enerji coğrafyası açısından bir inceleme: Biyokütle enerjisinin dünyadaki ve türkiye'deki kullanım durumu, *Marmara Coğrafya Dergisi*, 97-125. doi:10.14781/mcd.98631
- Karabacak, K., Bayar, R., Türkşen, Ö. (2019). Antalya ilinde orman yangınlarının mekansal istatistik ile analizi, *1.Uluslararası Coğrafya Kongresi 20-22 Haziran 2019 Bildiriler Kitabı*, İstanbul, 615-630.
- Karayılmazlar, S., Saraçoğlu, N., Çabuk, Y., Kurt, R. (2011). Biyokütlenin Türkiye'de enerji üretiminde değerlendirilmesi, *Bartın Orman Fakültesi Dergisi*, 13(19), 63-75.
- Moller, L. (2003). *Spatial Statistics and Computational Methods*. (Lecture Notes in Statistics). New York: Springer Verlag.
- Moraga, P. (2024). *Spatial Statistics for Data Science – Theory and Practice with R*. CRC Press.
- Oliver, M.A., Webster, R. (2015). *Basic Steps in Geostatistics: The Variogram and Kriging*. Springer.
- Oyana, T.J., Margai, F.M. (2016). *Spatial Analysis, Statistics, Visualization, and Computational Methods*. CRC Press.
- Öztürk, M. Z. (2021). *Coğrafi Bilgi Sistemlerine Giriş*. İstanbul Üniversitesi Açık ve Uzaktan Eğitim Fakültesi.
- Şahin, B., Şahin, S. (2019). Coğrafyada alternatif bir tematik haritalama tekniği: Alan kartogramları, *Türkiye Sosyal Araştırmalar Dergisi*, 23(2), 477-497.
- Şenocak, A. A. (2022). *Biyokütle tedarik zinciri için bir karar destek sistemi tasarımı*. Pamukkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı, Doktora Tezi, Denizli.
- Şenocak, A. A., Gören, H. G. (2022). Forecasting the biomass-based energy potential using artificial intelligence and geographic information systems: A case study, *Engineering Science and Technology, an International Journal*, 26, 100992, doi:10.1016/j.jestech.2021.04.011
- TMMOB, (2020). *Türkiye'nin Enerji Görünümü 2020*, Makine Mühendisleri Odası Oda Raporu, Ankara, 317-346.
- Toklu, E. (2017). Biomass energy potential and utilization in Turkey, *Renewable Energy*, 107, 235-244, doi:10.1016/j.renene.2017.02.008
- Türkşen, Ö. (2019). An application of spatial statistics: Spatial analysis of simulated fault plane geodetic points. *Balıkesir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 21(1), 81-93. doi:10.25092/baunfbed.522967
- Webster, R., Oliver, M. A. (2007). *Geostatistics for Environmental Scientists*. Second Edition, England, John Wiley & Sons.
- Wong, W. S. W., Lee, J. (2005). *Statistical Analysis of Geographic Information with ArcView GIS and ARCGIS*. John Wiley and Sons, 1-464.

- Yaprak, S., Arslan, E. (2008). Kriging yöntemi ve geoit yüksekliklerinin enterpolasyonu, *Jeodezi, Jeoinformasyon ve Arazi Yönetimi Dergisi*, 98, 36-41.
- Yıldırım, M. (2021). *Türkiye'deki yağışların enterpolasyon yöntemlerle alansal incelenmesi*. Kırıkkale Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü, İnşaat Mühendisliği Anabilim Dalı, Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale.