



# Kentsel Dönüşüm Sürecinde Binaların Mekânsal Veri Madenciliği Yöntemleri ile Tespiti

## *Detection of Buildings in the Urban Transformation Process with Spatial Data Mining Methods*

Emre Turgut<sup>1</sup>, Murat Taşyürek<sup>2\*</sup>, Nuh Azginoğlu<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Kayseri Üniversitesi, Hesaplamalı Bilimler ve Mühendislik Anabilim Dalı, e.turgut@outlook.com  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-1473-4630>

<sup>2</sup> Kayseri Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, [murattasyurek@kayseri.edu.tr](mailto:murattasyurek@kayseri.edu.tr)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-5623-8577>

<sup>3</sup> Kayseri Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, [nuhazginoglu@kayseri.edu.tr](mailto:nuhazginoglu@kayseri.edu.tr)  
ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4074-7366>

### MAKALE BİLGİLERİ

*Makale Geçmişi:*

Geliş 11 Şubat 2022  
Revizyon 1 Nisan 2022  
Kabul 12 Nisan 2022  
Online 28 Haziran 2022

*Anahtar Kelimeler:*

*Kentsel Dönüşüm, Mekansal Veri Madenciliği, K-means, DBSCAN, OPTICS.*

### ÖZ

1950'lerden itibaren Türkiye'de sanayileşmenin hız kazanmasıyla birlikte özellikle büyük kentlerde ciddi bir işgücü talebi oluşmuş ve dolayısıyla hızlı bir iç göç hareketi ortaya çıkmıştır. Göç hareketinin sonucunda büyük şehirlerde düzensiz büyüme ve yerleşme faaliyeti başlamıştır. Düzensiz olan bu yerleşme neticesinde başta altyapı sorunları olmak üzere birçok sorun ortaya çıkmıştır. Bu sorunların çözümünde kentsel dönüşüm projeleri önemli bir yer edinmektedir. Kentsel dönüşüm projeleri alan ilanı ile başlayıp hak sahiplerinin tapu devrinin yapılmasıyla sonlanan bir süreçtir. Hak sahiplerinin maliki olduğu kadastro parsellerinin mevkiine göre parsellerine en yakın olan binadan kuraya girerek hangi dairede oturacağı belirlenir. Kendisine en yakın binanın belirlenme işlemi ise insan eliyle yapılmaktadır. Bu durum hem hız hem de doğruluk anlamında süreci olumsuz etkilemektedir. Verileri otomatik olarak sınıflandırma yeteneğinden dolayı, mekânsal veri madenciliği tabanlı kümeleme yöntemleri büyük veriler için oldukça önemlidir. Bu çalışma kapsamında insan faktörü ile yapılan bina belirleme işlemi veri madenciliği tabanlı mekânsal kümeleme yöntemleri olan K-Means, DBSCAN ve OPTICS algoritmaları kullanılarak otomatize hale getirilmiştir. Yapılan deneysel değerlendirmeler sonucunda OPTICS kümeleme algoritması %90.69 oran ile en başarılı sonucu vermiştir.

### ARTICLE INFO

*Article history:*

Received 11 February 2022  
Received in revised form 1 April 2022  
Accepted 12 April 2022  
Available online 28 June 2022

*Keywords:*

*Urban Transformation, Spatial Data Mining, K-means, DBSCAN, OPTICS.*

### ABSTRACT

Since the 1950s, with the acceleration of industrialization in Turkey, a severe demand for labor has occurred, especially in big cities, and therefore a rapid internal migration movement has emerged. As a result of the migration movement, irregular growth and settlement activities started in big cities. As a result of this distinctive settlement, many problems have emerged, especially infrastructure problems. Urban transformation projects have an important place in the solution of these problems. Urban transformation projects are a process that starts with the announcement of the area and ends with the transfer of the title of the citizen. According to the location of the cadastral parcel that the city owns, the closest building to the parcel is drawn to determine which flat to live in. Selecting the nearest building to it is done by human hands. This situation negatively affects the process in terms of both speed and accuracy. Spatial data mining-based clustering is significant for big data because it can automatically classify data. Within the scope of this study, the building identification process with the human factor has been automated using data mining-based spatial clustering methods, K-Means, DBSCAN, and OPTICS algorithms. As a result of the experimental evaluations, the OPTICS clustering algorithm gave the most successful result with a rate of 90.69%.

*Doi: 10.24012/dumf.1072110*

\* Sorumlu Yazar

## Giriş

Ülkemizde, 1950'lerden itibaren sanayileşmenin de hız kazanmasının etkisiyle birlikte büyük kentlerde ciddi bir iş gücü talebi ortaya çıkmıştır. Bu durum kırsal kesimde maddi olanakların azlığı, eğitim ve öğretim ihtiyacı gibi etmenlerle birleşince büyük şehirlere göç cazip hale gelmiş, dolayısıyla da yoğun bir iç göç hareketi ortaya çıkmıştır [1]. 1950'den sonraki yıllarda büyük şehirlerin nüfus artışı doğal artışın yaklaşık üç katı oranında göç hareketlerine maruz kalmış, bu orandaki artış sonraki dönemde de devam etmiştir [2].

Büyük şehirler yıllar içerisindeki göç hareketlerinden dolayı düzensiz yerleşme ve çarpık yapılaşma sorunuyla yüz yüze kalmıştır. Şehir merkezlerinde niteliksiz yapılar çoğalmış ve bu alanlar çöküntü alanlar haline gelmiştir [3]. Bütün bu sebeplerden dolayı gecekondu tipi sağlıklı yapılar şehirlerin geneline yayılmıştır. Düzensiz olan bu yerleşme neticesinde başta altyapı sorunları olmak üzere birçok sorun ortaya çıkmıştır. Sağlam temeller üzerine inşa edilmemiş bu gibi bölgelerdeki yapıların en büyük sorunları afet riski ile karşı karşıya olmalarıdır. Yaşanan afetler de kentsel dönüşüm konusunun ortaya çıkmasında etkili olmuştur. 2000'li yıllardan itibaren ise gecekondu ve sağlıklı yapılaşmaya karşı politikalar üretilmiş, kentsel dönüşüm projeleri şehirleşme politikaları içinde en önemli yeri almayı başarmıştır [4]. Kentsel dönüşüm konusu dönüşümün henüz tamamlanmamış olduğu ülkemizin yanı sıra uluslararası kamuoyunun da her zaman gündeminde olan bir konudur [5]. Örne olarak Hollanda'nın Rotterdam ve ABD'nin New York City şehirleri uzun vadeli iklim, sürdürülebilirlik ve dayanıklılık gündemlerini formüle etmek için döngüsel kentler, şehirlerin yeniden yapılandırılması gibi kavramları kullanmakta ve bunların uygulanması için şehir düzeyinde kesişen ortaklıklar kurmaktadır [6]. Ayrıca kentsel dönüşümünün dizaynının [7] ve sürdürülebilirliğinin [8] sağlanması, şehir formu ile dizaynının sağlanması [9] ve hızlı kentsel dönüşüm politikaları [10] konusunda çalışmalar bulunmaktadır. Bu açıdan değerlendirildiğinde kentsel dönüşümün uluslararası düzeyde kabul görmüş ve sürekliliğinin sağlanması gereken bir süreç olduğu daha iyi anlaşılmaktadır.

Ülkemiz açısından bakıldığında ilgili kanunlar [11, 12, 13] kapsamında başlanan kentsel dönüşüm faaliyetleri, imar planı değişikliği ile başlayıp hak sahiplerinin mesken tapularının devri ile son bulan bir süreçtir. Hak sahiplerinin dairelerinin hangi binada yer alacağı, hak sahibi oldukları parselin binaya yakınlığına göre belirlenir. Manuel olarak gerçekleştirilen bu süreç hak sahibi sayısı, parsellerin büyüklükleri, parsellerin konumları ve hangi binaya daha yakın oldukları gibi etmenler sebebiyle çoğu zaman karmaşık bir hale gelmektedir.

Literatürde bu problemin tanımlandığı ve probleme çözüm aranan çalışmalara rastlanılmaktadır. Bu kapsamda, Şişman ve Kibaroğlu, konu olarak kentsel dönüşümün boyutlarını ve dünyada yapılan kentsel dönüşüm çalışmalarını ele almıştır [14]. Karabaş, kentsel dönüşümde gayrimenkul değerlendirme yaklaşımları ve sürecinden bahsetmiştir [15]. Doğan'ın çalışmasında ise kentsel dönüşümde halkın istekleri, düşünceleri ve eğilimleri dikkate alınmıştır [16]. Kandaloğlu, kentsel dönüşümde dağıtımın gelişigüzel

yapıldığını ve bununla ilgili bir matematiksel model geliştirilmesi gerekliliğinin üzerinde durmuştur [17].

İlgili problemde, binaların küme, kişilerin ise bu kümelerin elemanları olarak düşünülmesi durumunda ilgili problemin bir kümeleme problemi olduğu söylenebilir. Kümeleme problemlerine çözüm olarak mekânsal veri madenciliği tabanlı kümeleme algoritmaları gösterilebilir. Burada amaç kentsel dönüşüm projelerindeki hak sahiplerinin parselleri ve parsellere yakın olan binaları anlamlı kümeler haline getirmektir [18].

Kümeleme algoritmaları farklı problemler için çözüm olarak kullanılmıştır. Brimicombe [19] ve Anderson [20], trafik kaza yoğunluklarının belirlenmesi amacıyla coğrafik bilgi sistemleri üzerinde K-means algoritması kullanmışlardır. Gong ve Ark. cep telefonu GPS sinyallerini DBSCAN algoritması kullanarak kümeleyerek insanların durak noktalarını belirlemişlerdir [21]. Huang ve Ark. *Sina Weibo* kullanıcılarının verilerini DBSCAN yöntemi ile kümeleyerek kullanıcıya özel reklam önerisinde bulunmuşlardır [22]. Hotaıt ve Ark. arıza izleme ve teşhisi için OPTICS kümeleme algoritmasını kullanmışlardır [23]. Wagner ve Ark. ise OPTICS yöntemini radar ölçümlerine uygulamanın olasılık ve sınırlar anlamında genel bir bakış sunmuşlardır [24]. Görüldüğü üzere veri madenciliği tabanlı kümeleme yöntemleri farklı alanlarda kullanılmış ve başarılı da olmuştur.

Literatür araştırmalarımızda gördüğümüz kadarıyla veri madenciliği, kentsel dönüşümde binaların belirlenmesi problemi özelinde daha önce kullanılmamıştır. Bu çalışma kapsamında kişilerin binalarının tespit edilmesi için klasik manuel yöntem yerine veri madenciliği tabanlı yöntemler önerilmiştir. K-means, DBSCAN ve OPTICS olmak üzere üç farklı mekânsal veri madenciliği yönteminin deneysel testleri gerçekleştirilmiştir. Bu yöntemlerden OPTICS %90.69 başarı oranı ile en iyi sonucu vermiştir.

## Materyal ve Metot

### Veri Kümesi

Bu çalışma kapsamında Kayseri İli, Melikgazi İlçesi, Kazım Karabekir Mahallesi, kentsel dönüşüm alanı sınırları içerisinde kalan kadaströ parselleri ve kura çekim işlemi yapılacak olan binaların verisi kullanılmıştır. Şekil 1'de çalışma alanında görülen açık renkli alanlar kadaströ parsellerini, kırmızı renkli geometrik şekiller ise binaların dağılımını göstermektedir.

Veriler kullanılmadan önce ön işlem den geçirilmiştir. Bu kapsamda NetCAD programında içerisinde alandaki parseller ve binaların bulunduğu sayısal veri Coğrafi Bilgi Sistemi programlarına uygun olan shapefile (\*.shp) dosya formatına dönüştürülmüştür. Elde edilen bu dosyalar Oracle (Express Edition 11G) veri tabanına aktarılmıştır [25]. Oracle veri tabanı sisteminde mekânsal geometrik fonksiyonlarından SDO\_GEOM.SDO\_AREA kullanılarak bütün kadaströ parsellerinin alanları hesaplanmıştır [26]. Bir diğer adımda SDO\_GEOM.SDO\_DISTANCE fonksiyonu kullanılarak her bir parselin bütün binalara olan mesafesi de hesaplanmıştır.



Şekil 1. Çalışma Alanı

### DBSCAN (Density Based Spatial Clustering of Applications with Noise) Algoritması

DBSCAN algoritması, nesnelere başka nesnelere olan mesafelerinden yola çıkar ve bir bölgede bulunan nesnelere gruplayarak kümeleme işlemi yapar [27]. DBSCAN algoritması  $MinPts$  ve  $eps$  parametrelerine ihtiyaç duymaktadır. Bu parametrelerden  $eps$ , veri nesnesinin komşularını belirlemek için gerekli olan yakınlık mesafesini,  $MinPts$  ise bölgenin yoğun sayılabilmesi için gereken  $eps$  komşuluğundaki en az komşu sayısını ifade etmektedir.

DBSCAN algoritması öncelikle veri uzayından merkez olarak kabul edilen rastgele bir nokta seçer. Alınan yarıçap içerisinde kalan noktaların sayısı minimum nokta değerine eşit veya büyük ise bu bölge yoğun kabul edilir. Yoğun bölgenin merkezindeki bu nokta çekirdek nokta olarak sınıflandırılır. Merkez kabul edilen her nokta için aynı işlem tekrar eder. Eğer merkez kabul edilen noktalardan herhangi birisi çekirdek nokta koşulunu sağlamıyorsa ve bu nokta çekirdek noktanın sınırları içerisinde ise bu nokta kümenin sınır noktasıdır. Çekirdek noktalar sabittir. Bu işlem her çekirdek nokta için tekrar eden bir işlemdir ve incelenen noktalardan hiçbir çekirdek nokta koşulunu sağlamadığı zaman kümenin sınırları belirlenmiş olur. Ardından algoritma yeni bir nokta seçerek aynı işlemleri tekrar eder. Eğer başlangıç noktasını merkez kabul edip yarıçap içerisinde kalan noktalar, belirlenen minimum nokta sayısını karşılamıyorsa bu nokta gürültü (noise point) olarak tanımlanır.

### K-means Algoritması

K-means, verileri yoğunluk tabanlı sınıflandıran bir kümeleme algoritmasıdır [28]. Sınıflandırma işlemini, verileri en yakında ve benzer oldukları küme merkezleri etrafına yerleştirerek, en yakın ve benzer oldukları kümelere göre yapmaktadır. Öklid Mesafesinin temel alındığı K-means algoritmasında sabit bir küme sayısına ihtiyaç duyulmaktadır.  $K$  sayısı küme sayısını, dolayısıyla da küme elemanlarının birbirine olan yakınlıklarına göre oluşturulacak grup sayısını

ifade etmektedir. K-means, bilimsel ve endüstriyel alanda sıklıkla kullanılan yöntemlerden birisidir.

### OPTICS (Ordering Points to Identify the Clustering Structure) Algoritması

OPTICS algoritması DBSCAN algoritmasının bir uzantısıdır [29]. DBSCAN algoritmasının kullandığı parametrelere olan bağılılığı azaltmak için sabit bir  $MinPts$  değerine göre her noktanın  $eps$  değerini bulur ve bunları bir grafik üzerine yansıtarak kullanıcının istediği herhangi bir  $eps$  değerine göre küme bulmasına olanak sağlar. OPTICS, sadece  $eps$  değeri ile çalıştığı için DBSCAN algoritmasına göre daha bağımsız sonuçlar üretebilir. Farklı  $eps$  değerine sahip kümelenmeleri tespit etmek için veri tabanını tekrar tekrar taramaz, tek taramada elde ettiği grafik tüm analiz için geçerli olur. OPTICS, veri kümesini insan gözüyle ayırt edilebilecek şekiller haline dönüştürür. OPTICS algoritması önce rastgele bir nokta seçer. Seçilen noktanın  $eps$  komşuluğundaki en yakın komşusu ile seçilen nokta arasındaki uzaklığı bir çubuk grafiğinde sütun olarak gösterir. Aynı işlemi uzaklıklarına göre  $eps$  komşuluğundaki tüm nesnelere için uygular. Nokta kalmayınca yeniden bir rastgele nokta seçerek noktanın komşuları için aynı işlemi devam eder.

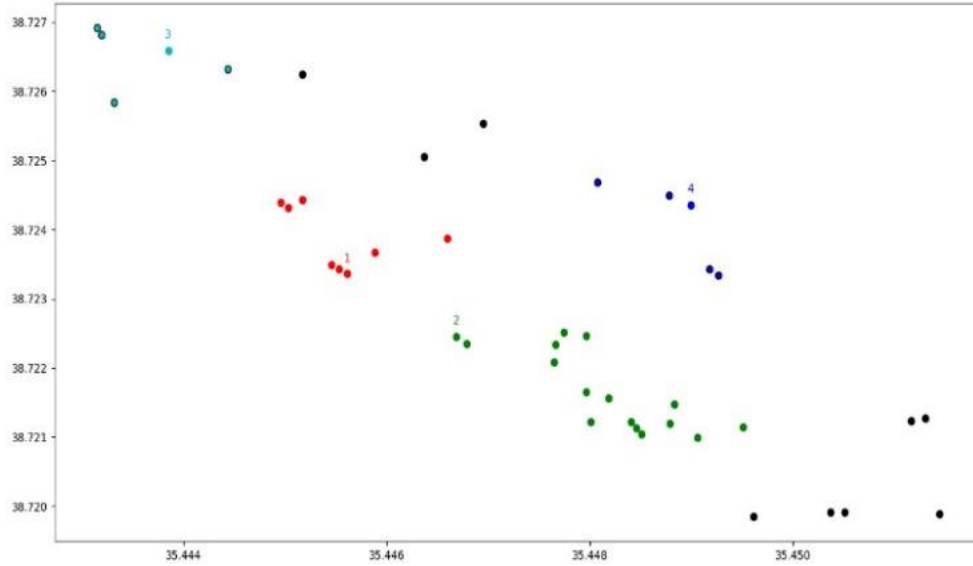
### Problem ve Çözümler

#### Problem Tanımı

Kentsel dönüşüm, atıl vaziyette olan, köhneleşmiş, afet riskleri karşısında tehlike arz eden, altyapı bakımından yetersiz, yoğun, çarpık ve imara aykırı yapılaşmış yapıların imar planına uygun hale getirilmesi olarak tanımlanabilir [30, 31, 32]. Bu çalışma kapsamında Kayseri İli, Melikgazi İlçesi, Kazım Karabekir Mahallesi, kentsel dönüşüm bölgesi proje alanı olarak seçilmiştir. Bu çalışma alanındaki kentsel dönüşüm bloklarında  $105m^2$ ,  $115m^2$ ,  $135m^2$ ,  $155m^2$  boyutlarında dört tip daire bulunmaktadır. Kişiler anlaşma neticesinde maliki olduğu kadastro parseli esas alınarak yapılan hesaplama neticesinde daire tiplerinden birini seçerek anlaşmasını tamamlamaktadır.

Anlaşmasını tamamlayanlar için dairelerin hangi blok içerisinde olacağı, kadastro parsellerinin konumuna göre en yakın olan, seçimi yapılan daire tipinin içerisinde bulunduğu bloktan kura çekimi yapılarak belirlenmektedir. Bu çalışmada odaklanılan problem, kişilerin nereden kuraya girebileceğinin kümeleme yöntemleri kullanılarak belirlenmesi ve böylece bu aşamada insan faktörünün ortadan kaldırılmasıdır. Hem problemin karakteristiği gereği hem de veri büyüklüğü dikkate alındığında, veri madenciliği temelli küme analizinin mevcut problem için etkin ve uygulanabilir bir çözüm olduğu görülmüştür.

Kümeleme analizi, veri tabanlarındaki verileri gruplayan veya kümeler halinde, özellik bakımından birbirine benzeyen nesnelere bir araya gelmesini sağlayan bir veri madenciliği tekniğidir. Kümeleme algoritmalarının verileri otomatik olarak sınıflandırma yeteneğinden dolayı büyük veri için önemli bir anahtar olduğu ifade edilmektedir. Bu çalışma kapsamında kümeleme yeteneklerinden ve problem özelinde uygulanabilir olduklarından dolayı DBSCAN, K-means ve OPTICS algoritmaları kullanılmıştır.



Şekil 2. DBSCAN ile Kümeleme Sonuçları

### Klasik Yöntem ile Bina Tespit İşlemi

Klasik yöntemde kişilerin dairelerini seçme işlemleri kura usulüne göre gerçekleşir. Kişi, parselin konumu göz önüne alınarak seçtiği daire tipine göre en yakındaki binadan kuraya girmeye hak kazanır. Veri sayısının artması karmaşıklığa yol açmakta olup bu yöntemde insani faktörler devreye girmekte ve her zaman en adilane çözüme ulaşılmayabilmektedir.

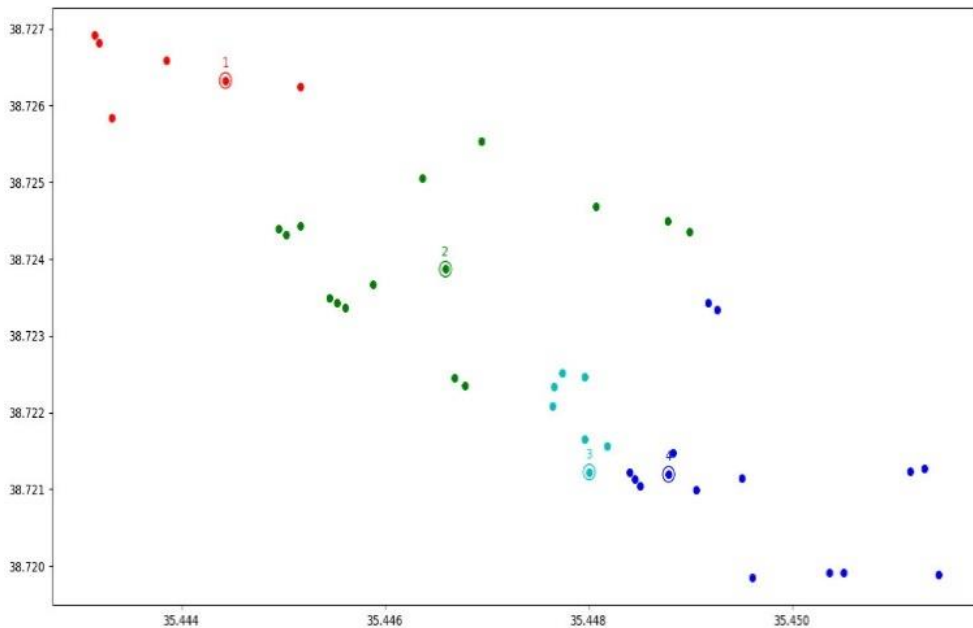
### DBSCAN Yöntemi ile Bina Tespit İşlemi

Çalışma kapsamında kullanılan yöntemlerden bir tanesi DBSCAN olmuştur. Algoritmanın parametrelerinden *MinPts* bir kümede bulunacak eleman sayısını ifade etmekteydi. Bu problem özelinde *MinPts* paylaştırılacak daire sayısı olarak belirlenmiştir. Veri kümesi incelendiğinde dağıtım işleminde her bir kümede en az 6 adet daire

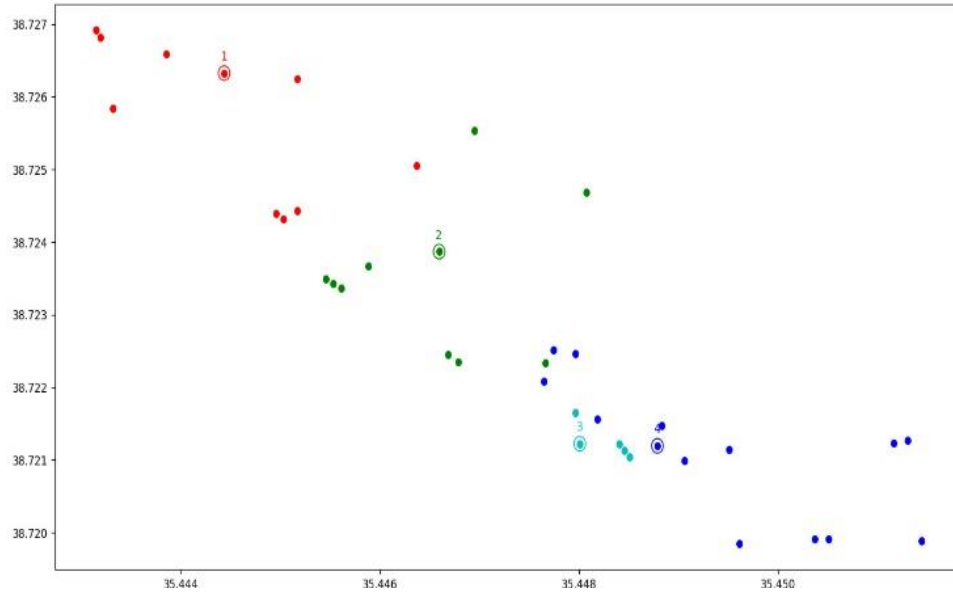
olmasının uygun olacağı görülmüş ve *MinPts* değeri 6 olarak ayarlanmıştır. Bir bina ile bir parsel arasındaki en uzak mesafe 600 metre olduğundan dolayı DBSCAN algoritmasında parsel *eps* değeri 0.6 km belirlenmiştir. Şekil 2’de DBSCAN algoritması ile yapılan kümeleme sonucu gösterilmektedir. Şekil 2, Şekil 3 ve Şekil 4’te X-ekseni çalışma alanının boylam bilgisini ifade ederken Y-ekseni ise enlem bilgisini sunmaktadır. Şekil 2’de dört farklı renkteki küme merkezleri ve kümeleme sonucu parsellerin hangi binadan kuraya girebilecekleri belirlenmiş fakat kümeleme işlemine dâhil olmayan parseller siyah noktalarla (noise point) gösterilmiştir.

### K-means Yöntemi ile Bina Tespit İşlemi

K-means algoritmasında küme başlangıç noktası ve küme sayısı çok önemlidir. Üzerinde çalıştığımız problem özelinde küme merkezi olarak binanın ağırlık merkezi, *K* olarak isimlendirilen küme sayısı olarak da toplam bina sayısı



Şekil 3 K-means ile Kümeleme Sonuçları



Şekil 4 OPTICS ile Kümeleme Sonuçları

ayarlanmıştır. Şekil 3'te K-means algoritması kullanılarak elde edilmiş olan kümeleme sonuçları verilmiştir.

### OPTICS Yöntemi ile Bina Tespit İşlemi

OPTICS algoritması geliştirilmiş bir DBSCAN algoritması olduğundan dolayı OPTICS algoritmasında DBSCAN algoritmasında kullanılan metrik değerlerin aynı kullanılmıştır. OPTICS kümeleme algoritmasının kullanıldığı yöntemde verilerin hangi kümeye dâhil oldukları ve kümeleme sonucu Şekil 4'te sunulmuştur.

### Deneyel Değerlendirme ve Tartışma

Dağıtım kümesi olarak kullanılan veri kümesindeki 105m<sup>2</sup>, 115m<sup>2</sup>, 135m<sup>2</sup>, 155m<sup>2</sup>'lik dairelerin bulunduğu dört bina merkez olarak seçilmiştir. Kümeleme işlemi sonrasında açıkta kalan parsel sayıları Grafik-1'de görsel olarak, Tablo-1'de ise sayısal verilmiştir. DBSCAN algoritması kura aşamasına geçmeden önce binalardan kuraya girecek parsel sahiplerinin en yakındaki binaya yerleştirmede sorun

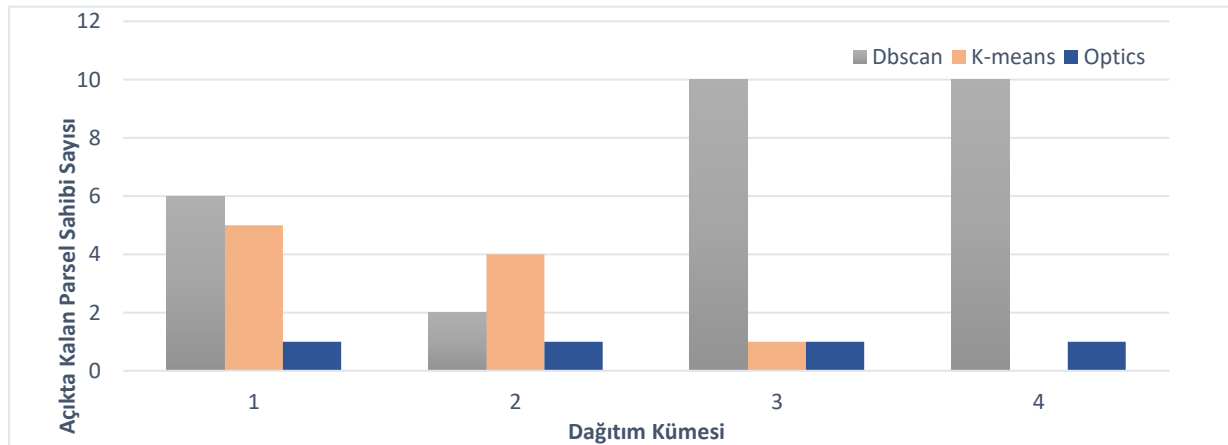
yaşamış ve tabloda görüldüğü üzere toplamda 28 parsel sahibini küme dışında bırakarak, kümeleme işlemi hata payı en çok olan algoritma olmuştur. K-means algoritması ile yapılan kümeleme işlemi doğruluk oranı DBSCAN algoritmasına göre daha yüksek olmakla birlikte toplamda 10 parsel sahibini küme dışı bırakmıştır.

Tablo 1 K-means ile Kümeleme Sonuçları

	DBSCAN	K-means	OPTICS
<b>Kümeye Dahil Olan PSS*</b>	15	33	<b>39</b>
<b>Küme Dışında Kalan PSS</b>	28	10	<b>4</b>
<b>Toplam PSS</b>	43	43	43
<b>Başarı Oranı</b>	%34.88	%76.74	%90.69

\*: Parsel Sahibi Sayısı

OPTICS algoritması ile yapılan kümeleme işlemi ise her veri kümesinde 1, toplamda 4 parsel sahibini küme dışında bırakarak diğer algoritmalarla göre en doğru sonucu veren algoritma olmuştur. Bu durumda algoritmaların başarı oranları DBSCAN için %34.88, K-means için %76.74 ve son olarak OPTICS için %90.69 olarak tespit edilmiştir. Çalışma kapsamında herhangi bir kümeye dâhil olmayan parsel sahibi sayısının minimum olması ve böylelikle kura işleminin en



Grafik 1 Kümeleme İşlemi Sonrasında Açıkta Kalan Parsel Sayıları

doğru şekilde tamamlanması amaçlanmıştır. Elde edilen deneysel sonuçlar daha önce bu problem özelinde kullanılmamış olan mekânsal veri madenciliği tabanlı kümeleme algoritmalarının problem çözümünde kullanılabileceğini göstermiştir.

## Sonuç

Bu çalışma kapsamında kentsel dönüşümde kişilerin evlerinin dağıtılacağı binaların belirlenmesi problemi için mekânsal veri madenciliği tabanlı kümeleme yöntemleri önerilmiştir. Böylelikle hem bu aşamadaki insan faktörünün ortadan kaldırılması hem de zaman tasarrufu yapılması amaçlanmıştır. K-means, DBSCAN ve OPTICS olmak üzere üç farklı algoritmanın kullanıldığı çalışmada, OPTICS algoritması kümeleme işlemini ideale en yakın olacak biçimde gerçekleştirmiştir. Bu yöntem kişilerin kura çekilişi yapılacak binalara yerleştirilmesinde, her veri kümesinde sadece 1 parsel sahibini dışarda bırakarak en düşük hata payı ile sonuca ulaşılmasını sağlamıştır.

Elde edilen sonuçlar mekânsal veri madenciliği tabanlı yöntemlerin kentsel dönüşüm sürecinde karşılaşılan farklı problemlerde kullanılabileceğini göstermiştir.

Gelecek çalışmalarda bina tespiti probleminde açıkta parsel sahibi kalmaması için kullanılan yöntemlerin mesafe parametresine ek olarak farklı parametreler kullanılarak iyileştirilmesi ve yeni yöntemlerin geliştirilmesi planlanmakta olup aynı zamanda tespit ettiğimiz, kentsel dönüşüm sürecinde ortaya çıkan farklı problemlere veri madenciliği yöntemleriyle çözüm aranacaktır.

## Teşekkür

Bu çalışmada kullanılan verilerin temini için Melikgazi Belediyesi Kentsel Dönüşüm Müdürlüğü'ne teşekkür ederiz.

## Kaynaklar

- [1] Bülbül, S., & Kose, A. (2010). Türkiye'de bölgelerarası iç göç hareketlerinin çok boyutlu ölçekleme yöntemi ile incelenmesi. İstanbul Üniversitesi İşletme Fakültesi Dergisi, 39(1), 75-94.
- [2] Osmay, S. (1998). 1923'ten Bugüne Kent Merkezlerinin Dönüşümü. 75 Yılda Değişen Kent ve Mimarlık, 139-154.
- [3] Senan, N. Z. (2016). Türkiyede kentsel yenileme projeleri, tarihi sit alanları ve kentsel yenileme ilişkisi üzerine bir değerlendirme: Okmeydanı tarihi sit alanları koruma amaçlı ve etkileşim geçiş sahası nazım imar planı incelemesi (Master's thesis, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- [4] Acar, A. (2008). Türkiye'de kentsel dönüşüm projeleri. Yerel Siyaset Dergisi, Yıl, 3, 13-15.
- [5] Hölscher, K., & Frantzeskaki, N. (2021). Perspectives on urban transformation research: transformations in, of, and by cities. Urban Transformations, 3(1), 1-14.
- [6] Hölscher, K., Frantzeskaki, N., McPhearson, T., & Loorbach, D. (2019). Tales of transforming cities: Transformative climate governance capacities in New York City, US and Rotterdam, Netherlands. Journal of environmental management, 231, 843-857.
- [7] Inam, A. (2013). Designing urban transformation. Routledge.
- [8] McCormick, K., Anderberg, S., Coenen, L., & Neij, L. (2013). Advancing sustainable urban transformation. Journal of cleaner production, 50, 1-11.
- [9] Bosselmann, P. (2012). Urban transformation: Understanding city form and design. Island Press.
- [10] Grandin, J., Haarstad, H., Kjærås, K., & Bouzarovski, S. (2018). The politics of rapid urban transformation. Current Opinion in Environmental Sustainability, 31, 16-22.
- [11] Abacıoğlu, A., & Abacıoğlu, M. (2014). Kentsel dönüşüm kanunu ile ilgili mevzuat. Afet Riski Altındaki Alanların Dönüştürülmesi Hakkında Kanun), Seçkin Yayıncılık.
- [12] Çevre ve Şehircilik Bakanlığı tarafından 16.05.2012 tarih ve 6306 sayılı Afet Riski Altındaki Alanların Dönüştürülmesi Hakkında Kanun
- [13] 03.07.2005 tarih ve 5393 sayılı Belediye Kanunu'nun 73. Maddesi.
- [14] Şisman, A., & Kibaroglu, D. (2009). Dünyada Ve Türkiye'de Kentsel Dönüşüm Uygulamaları. Seçkin Yayıncılık.
- [15] Karabaş, F. (2010). Kentsel dönüşüm uygulamalarında gayrimenkul değerlendirme yaklaşımının Bayrampaşa kentsel dönüşüm projesi kapsamında irdelenmesi (Doctoral dissertation, Bahçeşehir Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).
- [16] Doğan, H. H. (2015). Yerel yönetimlerin kentsel dönüşüm uygulamaları sürecine halkın katılımı. HİTİT Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi, 8(2), 505-544.
- [17] Kandaloğlu, N. (2013). Kentsel Dönüşüm ve Bir Dağıtım Modeli Önerisi (Doctoral dissertation, Fen Bilimleri Enstitüsü).
- [18] Valarmathy, N., & Krishnaveni, S. (2020). A novel method to enhance the performance evaluation of DBSCAN clustering algorithm using different distinguished metrics. Materials Today: Proceedings.
- [19] Brimicombe, A. J. (2007). A dual approach to cluster discovery in point event data sets. Computers, environment and urban systems, 31(1), 4-18.
- [20] Anderson, T. K. (2009). Kernel density estimation and K-means clustering to profile road accident hotspots. Accident Analysis & Prevention, 41(3), 359-364.
- [21] Gong, L., Sato, H., Yamamoto, T., Miwa, T., & Morikawa, T. (2015). Identification of activity stop locations in GPS trajectories by density-based clustering method combined with support vector machines. Journal of Modern Transportation, 23(3), 202-213.
- [22] Huang, Y., Huang, W., Xiang, X., & Yan, J. (2021). An empirical study of personalized advertising recommendation based on DBSCAN clustering of sina

- weibo user-generated content. *Procedia Computer Science*, 183, 303-310.
- [23] Hotait, H., Chiementin, X., Mouchaweh, M. S., & Rasolofondraibe, L. (2021). Monitoring of Ball Bearing Based on Improved Real-Time OPTICS Clustering. *Journal of Signal Processing Systems*, 93(2), 221-237.
- [24] Wagner, T., Feger, R., & Stelzer, A. (2018, September). Modifications of the OPTICS Clustering Algorithm for Short-Range Radar Tracking Applications. In 2018 15th European Radar Conference (EuRAD) (pp. 91-94). IEEE.
- [25] Kranjčević, B. (2014). Oracle Database Express Edition 11g (Doctoral dissertation, University of Zagreb. Faculty of Organization and Informatics Varaždin. Department of Theoretical and Applied Foundations of Information Sciences).
- [26] Malerba, D., Ceci, M., & Appice, A. (2005, October). Mining model trees from spatial data. In European Conference on Principles of Data Mining and Knowledge Discovery (pp. 169-180). Springer, Berlin, Heidelberg.
- [27] Ester, M., Kriegel, H. P., Sander, J., & Xu, X. (1996, August). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *kdd* (Vol. 96, No. 34, pp. 226-231).
- [28] MacQueen, J. (1967, June). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the fifth Berkeley symposium on mathematical statistics and probability* (Vol. 1, No. 14, pp. 281-297).
- [29] Dassun, J. C., Reyes, A., Yokoyama, H., & Dolendo, M. (2015). Ordering points to identify the clustering structure algorithm in fingerprint-based age classification. *Virtutis Incunabula*, 2(1), 17-27.
- [30] Ülger, E. (2010). Türkiye’de Arsa Düzenlemeleri ve Kentsel Dönüşüm, 372 s. Nobel Yayınları.
- [31] Ataöv, A., & Osmay, S. (2007). Türkiye’de kentsel dönüşüme yöntemsel bir yaklaşım.
- [32] Roberts, P. ve Sykes, H. (2008). *The Evolution, Definition and Purpose of the Urban Regeneration, Urban Regeneration a Handbook*, Der: Peter Roberts ve Hugh Sykes, SAGE Publications, London, s. 9-37