



KAYSERİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
HESAPLAMALI BİLİMLER VE MÜHENDİSLİK ANABİLİM DALI

**MATEMATİKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİYLE
BELİRLENEN NÜFUS ARTIŞINA GÖRE SOSYAL YAŞAM
ALAN İHTİYAÇLARININ KONUM BAZLI TESPİTİ**

**YÜKSEK LİSANS
TEZİ**

SAMET YÜCEL

DANIŞMANLAR
DOÇ. DR. BAHATDİN DAŞBAŞI
DOÇ. DR. MURAT TAŞYÜREK



2025

T.C.
KAYSERİ ÜNİVERSİTESİ
LİSANSÜSTÜ EĞİTİM ENSTİTÜSÜ
HESAPLAMALI BİLİMLER VE MÜHENDİSLİK ANABİLİM DALI

MATEMATİKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİYLE BELİRLENEN
NÜFUS ARTIŞINA GÖRE SOSYAL YAŞAM ALAN
İHTİYAÇLARININ KONUM BAZLI TESPİTİ

(Yüksek Lisans Tezi)

Hazırlayan
Samet YÜCEL

Danışmanlar

Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI
Doç. Dr. Murat TAŞYÜREK

Jüri Üyeleri

Prof. Dr. Abdulcabbar SÖNMEZ
Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI
Dr. Öğr. Üye. Nuh AZGINOĞLU

Ağustos 2025
KAYSERİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK

Bu tezin kendi çalışmam olduğunu, planlanmasından yazımına kadar hiçbir aşamasında etik dışı davranışımın olmadığını, tezdeki bütün bilgileri akademik ve etik kurallar içinde elde ettiğimi, tez çalışmasıyla elde edilmeyen bütün bilgi ve yorumlara kaynak gösterdiğimi ve bu kaynakları kaynaklar listesine aldığımı, tez çalışması ve yazımı sırasında patent ve telif haklarını ihlal edici bir davranışımın olmadığını beyan ederim.

Samet YÜCEL



	TEZ İNTİHAL RAPORU TESLİM FORMU	Doküman No	FR-287
		İlk Yayın Tarihi	8/02/2022
		Revizyon Tarihi	-
		Revizyon No	0
		Sayfa No	ii/1

T.C.
Kayseri Üniversitesi
Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Müdürlüğü

Anabilim Dalı : Hesaplamalı Bilimler ve Mühendislik
 Program Adı : Yüksek Lisans
 Tez Başlığı : Matematiksel Analiz Yöntemleriyle Belirlenen Nüfus Artışına Göre Sosyal Yaşam Alan İhtiyaçlarının Konum Bazlı Tespiti

Yukarıda bilgileri verilen tez çalışmasının a) Giriş, b) Ana bölümler ve c) Sonuç kısımlarından oluşan (Kapak, Önsöz, Özet, İçindekiler ve Kaynakça hariç) toplam 76 sayfalık kısmına ilişkin 23/07/2025 tarihinde **Turnitin** intihal programından aşağıda belirtilen filtreleme uygulanarak alınmış olan özgünlük raporuna göre tezin benzerlik oranı: % 7'dir.

Uygulanan filtrelemeler:

- 1- Giriş dahil
- 2- Ana Bölümler dahil
- 3- Sonuç dahil
- 4- Alıntılar dahil
- 5- Kapak hariç
- 6- Önsöz ve Teşekkür hariç
- 7- İçindekiler hariç
- 8- Kaynakça hariç
- 9- Özet hariç
- 10- Yedi (7) kelimedenden daha az örtüşme içeren metin kısımları hariç

Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Tez Önerisi Hazırlama, Tez Yazma ve Teslim Yönergesini inceledim ve bu yönergede belirtilen azami benzerlik oranlarına göre tez çalışmamın herhangi bir intihal içermediğini, aksinin tespit edileceği muhtemel durumlarda doğabilecek her türlü hukuki sorumluluğu kabul ettiğimi ve yukarıda vermiş olduğum bilgilerin doğru olduğunu beyan ederim.

Gereğini bilgilerinize arz ederim. / /

Danışman
 Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI

Öğrenci
 Samet YÜCEL

Hazırlayan BKK	Onaylayan KASGEM
---------------------------------	-----------------------------------

KILAVUZA UYGUNLUK

Matematiksel Analiz Yöntemleriyle Belirlenen Nüfus Artışına Göre Sosyal Yaşam Alan İhtiyaçlarının Konum Bazlı Tespiti başlıklı Yüksek Lisans tezi, Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Tez Yazım Kılavuzuna uygun olarak hazırlanmıştır.

Tezi Hazırlayan

Samet YÜCEL

Tez Danışmanı

Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI

Hesaplamalı Bilimler ve Mühendislik ABD Başkanı

Prof. Dr. Ercan KARAKÖSE

KABUL VE ONAY TUTANAĞI

Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI ve Doç. Dr. Murat TAŞYÜREK danışmanlığında Samet YÜCEL tarafından hazırlanan“Matematiksel Analiz Yöntemleriyle Belirlenen Nüfus Artışına Göre Sosyal Yaşam Alan İhtiyaçlarının Konum Bazlı Tespiti” başlıklı bu çalışma jürimiz tarafından Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü Hesaplamalı Bilimler ve Mühendislik Anabilim Dalında Yüksek Lisans tezi olarak kabul edilmiştir.

11 / 08 / 2025

JÜRİ:

Danışman : Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI

Üye : Prof. Dr. Abdulcabbar SÖNMEZ

Üye : Dr. Öğr. Üye. Nuh AZGINOĞLU

ONAY:

Bu tezin kabulü Enstitü Yönetim Kurulunun tarih ve sayılı kararı ile onaylanmıştır.

..... / /

Doç. Dr. Ahmet TERZİ

Enstitü Müdürü

ÖN SÖZ / TEŞEKKÜR

Yüksek lisans tez çalışmam süresince yardımlarını esirgemeyen ve tez çalışmamı tamamlamamda her zaman desteklerini hissettiren danışman hocalarım Sayın Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI ve Sayın Dr. Öğr. Üyesi Murat TAŞYÜREK'e teşekkürlerimi sunarım. Ayrıca, hayatımın her anında manevi desteğini hissettiğim, her koşulda yanımda olan sevgili eşime, oğlum Muhammed Usve'ye ve aileme de en derin teşekkürlerimi sunarım.

Samet YÜCEL, Kayseri, 2025

**MATEMATİKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİYLE BELİRLENEN
NÜFUS ARTIŞINA GÖRE SOSYAL YAŞAM ALAN
İHTİYAÇLARININ KONUM BAZLI TESPİTİ**

Samet YÜCEL

**Kayseri Üniversitesi Lisansüstü Eğitim Enstitüsü
Yüksek Lisans Tezi, Ağustos 2025
Danışman: Doç. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI
İkinci Danışman: Doç. Dr. Murat TAŞYÜREK**

ÖZET

Bu çalışmada, Kayseri İli, Talas İlçesi merkez mahallelerinden olan Mevlana, Yenidoğan ve Bahçelievler mahallelerindeki TÜİK' den elde edilen 2018-2022 nüfus verilerinden faydalanarak nüfus artışına göre şekillenecek olan sosyal yaşam alanlarının konumu tahmin edilmiştir. Bu amaçla ilk olarak ileriye yönelik nüfus tahmini yapılmış daha sonra ise bu nüfus değişimine göre sosyal yaşam alanlarının konumu belirlenmiştir. Öncelikle zaman parametresi bağımsız değişken olmak üzere her bir mahalle nüfusu bağımlı değişken olarak belirlenmiş bir lineer diferansiyel denklem sistemi modeli önerildi. Daha sonra bu sistem MATLAB R2023b programı RungeKutta45 ile çözülerek gerçek verilere göre lsqcurvefit fonksiyonu ile sistemde kullanılan parametrelerin değerleri bulunmuştur. Bu sayede ilgili mahallelerdeki nüfus değerleri 2068 yılına kadar tahmin edilmiştir. Daha sonra K-Means yöntemi ile nüfus verilerinin ağırlıkları hesaplanarak seçtiğimiz üç mahallede küme merkezleri oluşturulmuştur. Elde edilen her nokta oluşturulan kümeye dahil edilerek kümelenmiş ve etiketlenmiştir. Kümeler için üç farklı içsel doğrulama metriği hesaplanmıştır. Bunlar Silhouette Skoru, Calinski-Harabasz İndeksi ve Davies-Bouldin İndeksidir. Ayrıca her noktanın küme merkezine olan coğrafi uzaklığı ve yaya yolları üzerinden en kısa mesafesi analiz edilmiştir. Daha önceden Talas Belediyesi 1/1000 ölçekli uygulama imar planında sosyal yaşam alanları belirlendiği için DBSCAN yöntemine ihtiyaç duyulmamıştır.

Anahtar Kelimeler: Diferansiyel Denklem Sistemi, Derin Öğrenme, Coğrafi Bilgi Sistemleri, K-means, DBSCAN

**LOCATION-BASED DETERMINATION OF SOCIAL LIFE SPACE
NEEDS ACCORDING TO POPULATION GROWTH
DETERMINED BY MATHEMATICAL ANALYSIS METHODS**

Samet YÜCEL

Kayseri University Institute of Graduate Education

Master Thesis, August 2025

Thesis Advisor: Assoc. Prof. Dr. Bahatdin DAŞBAŞI

Second Advisor: Assoc. Prof. Dr. Murat TAŞYÜREK

ABSTRACT

In this study, the location of social living spaces, which will be shaped by population growth, was estimated using the 2018-2022 population data obtained from TUIK (Turkish Statistical Institute) in the Mevlana, Yenidoğan, and Bahçelievler neighborhoods of the central Talas district of Kayseri Province. For this purpose, a prospective population forecast was first made, and then the location of social living spaces was determined based on this population change. A linear differential equation system model was proposed, with the time parameter as the independent variable and the population of each neighborhood as the dependent variable. This system was then solved with the MATLAB R2023b program RungeKutta45, and the values of the parameters used in the system were calculated using the lsqcurvefit function based on actual data. In this way, the population values in the relevant neighborhoods were estimated until 2068. Then, the weights of the population data were calculated using the K-Means method to create cluster centers in the three selected neighborhoods. Each point obtained was included in the created cluster, clustered, and labeled. Three different internal validation metrics were calculated for the clusters. These are the Silhouette Score, the Calinski-Harabasz Index, and the Davies-Bouldin Index. Additionally, the geographical distance of each point to the cluster center and the shortest distance via pedestrian paths were analyzed. Because social living spaces were previously designated in the Talas Municipality's 1/1000 scale zoning plan, the DBSCAN method was not required

Keywords: Differential Equation System, Deep Learning, Geographic Information Systems, K-means, DBSCAN

İÇİNDEKİLER

MATEMATİKSEL ANALİZ YÖNTEMLERİYLE BELİRLENEN NÜFUS ARTIŞINA GÖRE SOSYAL YAŞAM ALAN İHTİYAÇLARININ KONUM BAZLI TESPİTİ

BİLİMSEL ETİĞE UYGUNLUK.....	i
TEZ İNTİHAL RAPORU TESLİM FORMU	ii
KILAVUZA UYGUNLUK.....	iii
KABUL VE ONAY TUTANAĞI	iv
ÖN SÖZ / TEŞEKKÜR	v
ÖZET.....	vi
ABSTRACT	vii
İÇİNDEKİLER	viii
SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ.....	xi
TABLolar LİSTESİ.....	xii
ŞEKİLLER LİSTESİ.....	xiii
FOTOĞRAFLAR LİSTESİ.....	xiv
GİRİŞ	1

BİRİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR TARAMASI

1.1. Konu ile İlgili Literatürde Bulunan Bazı Çalışmalar	3
--	---

İKİNCİ BÖLÜM

SOSYAL YAŞAM ALANLARININ BELİRLENMESİ

(DETERMINATION OF SOCIAL LIFE AREAS)

2.1. Veri Seti.....	12
---------------------	----

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

METODOLOJİ

3.1. Kümeleme Kalitesi	23
------------------------------	----

3.1.1. Kümeleme Kalitesi Metrikleri	23
3.1.1.1. Silhouette Skoru	23
3.1.1.2. Calinski-Harabasz İndeksi	24
3.1.1.3. Davies-Bouldin İndeksi.....	24

DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

YÖNTEM VE DENEYSEL ÇALIŞMALAR

4.1. Yöntem	26
4.1.1. Veri Hazırlığı	26
4.1.2. Kümeleme Süreci.....	26
4.1.3. Metriklerle Değerlendirme	26
4.2. Ortalama Mesafe Değerlendirmesi.....	28
4.3. Maksimum Mesafeye Göre Marjinal Erişim.....	28
4.4. Minimum Mesafe Üzerinden Konumsal Yoğunluk	29
4.5. Küme Bazlı Yayılım ve Denge Değerlendirmesi.....	29
4.6. K-Means Değerlendirmesi.....	29

BEŞİNCİ BÖLÜM

KÜME NÜFUS DAĞILIMI ANALİZİ

6.1. Kümeleme Metrikleri	35
6.2. Ortalama Mesafe Analizi.....	36
6.3. Minimum Mesafe Analizi	37

YEDİNCİ BÖLÜM

KONUM VE NÜFUS VERİLERİ KULLANILARAK

AĞIRLIKLANDIRILMIŞ

K-MEANS YÖNTEMİ İLE SOSYAL YAŞAM MERKEZLERİNİN

KONUMLARI

7.1. Silhouette İndeks Sonucu	41
7.2. Calinski-Harabasz İndeks Sonucu.....	41
7.3. Davies-Bouldin İndeksi	41
7.4. İndeks Değerlendirmesi.....	41
7.5. Ortalama Mesafe Değerlendirmesi.....	42
7.6. Maksimum Mesafe Değerlendirmesi	42

7.7. Minimum Mesafe Değerlendirmesi.....	42
7.8. Sadece Konum ve Konum+Nüfus Karşılaştırması.....	43
7.8.1. Toplam Nüfus Dağılımı.....	44
7.8.2. Ortalama Nüfus Dağılımı.....	44
7.8.3. Maksimum Nüfus	44
7.8.4. Minimum Nüfus.....	45
7.8.5. Toplam Nüfus Değerlendirmesi.....	45

SEKİZİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE TARTIŞMALAR

SOSYAL YAŞAM MERKEZLERİNİN KONUMLANDIRILMASI ÜZERİNE YAPILAN ÜÇ FARKLI K-MEANS DENEYİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

8.1. Belediye Tarafından Belirlenen Mevcut ve Planlanan Merkezlere Dayalı Kümeler	46
8.2. Sadece Konum Verisi Kullanılarak K-Means ile Oluşturulan Merkezler.....	47
8.3. Konum ve Nüfus Verisi Kullanılarak Ağırlıklandırılmış K-Means	47
8.4. Konum+Nüfus Değerlendirmesi	47
8.5. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Mesafe Analizi Karşılaştırması	48
8.5.1. Yöntem 1 (Belediye).....	48
8.5.2. Yöntem 2 (Sadece Konum).....	48
8.5.3. Yöntem 3 (Konum + Nüfus).....	48
8.5.4. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Değerlendirmesi	49
8.6. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Küme Nüfus Analizi Karşılaştırması	49
8.6.1. Yöntem 1 (Belediye).....	49
8.6.2. Yöntem 2 (Sadece Konum).....	49
8.6.3. Yöntem 3 (Konum + Nüfus).....	50
8.7. Sonuç	50

KAYNAKÇA 51

TEZ İNTİHAL RAPORU 56

ÖZGEÇMİŞ..... 59

SİMGELER VE KISALTMALAR LİSTESİ

Simgeler

KM : Kilometre

Kısaltmalar

EPSG : The European Petroleum Survey Group

DBSCAN : Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise

TÜİK : Türkiye İstatistik Kurumu



TABLULAR LİSTESİ

Tablo 2.1.	2018-2022 yılları için nüfus verileri	153
Tablo 2.2.	Lineer difereansiyel denklem sisteminin tahmin edilen parametreleri	154
Tablo 2.3.	Nüfus verileri	157
Tablo 2.4.	K-Means ve DBSCAN algoritmalarının karşılaştırması	202
Tablo 4.1.	Belediye konumlarına dayalı kümeleme değerleri	27
Tablo 4.2.	Sosyal yaşam merkezi ile bina noktaları arasındaki coğrafi (jeodezik) mesafeler	28
Tablo 5.1.	Sosyal yaşam merkezlerinin konumlarına göre nüfus dağılımı	31
Tablo 7.1.	Sosyal yaşam merkezlerinin ortalama mesafelere göre nüfus dağılımı	42
Tablo 7.2.	Sosyal yaşam merkezlerinin nüfusa göre dağılımı	44

ŞEKİLLER LİSTESİ

Şekil 2.1.	Bahçelievler mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi	13
Şekil 2.2.	Mevlana mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi.....	13
Şekil 2.3.	Yenidoğan mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi	13
Şekil 2.4.	K-means ve DBSCAN algoritması çalışma yöntemi.....	19
Şekil 2.5.	K-means ve DBSCAN algoritması karşılaştırılması	20
Şekil 4.1.	Konum yöntemli küme merkezleri haritası	30
Şekil 6.1.	Konum yöntemiyle küme merkezleri haritası.....	34
Şekil 6.2.	Ortalama metrik değerleri	36
Şekil 6.3.	Sosyal yaşam merkezlerinin mesafelere göre nüfus dağılımı.....	37

FOTOĞRAFLAR LİSTESİ

Fotoğraf 2.1. Konum ve nüfus çalışması	16
Fotoğraf 2.2. Mevcut sosyal tesis alanları konumları	18



GİRİŞ

Sosyal yaşam alanları, insanların birbirleriyle buluştuđu, etkileşim kurduđu ve ortak deneyimler paylaştığı fiziksel mekânlardır. Kamusal ya da yarı kamusal nitelikte olan bu alanlar, bireylerin günlük yaşamlarında sadece sosyal ihtiyaçlarını değil, aynı zamanda kültürel, ekonomik ve psikolojik gereksinimlerini de karşılar. Parklar, meydanlar, kafeler, kütüphaneler, spor alanları, müzeler ve alışveriş merkezleri gibi çeşitli formlarda karşımıza çıkan bu mekânlar, modern toplumun vazgeçilmez unsurlarıdır (Kılıç & Şener, 2022). Dahası bu alanlar, kent yaşamının sosyal dokusunu besleyen, bireylerin fiziksel, zihinsel ve toplumsal gereksinimlerini karşılayarak yaşam kalitesini yükselten kritik donatı unsurlarıdır.

Sosyal yaşam alanlarının önemi, sundukları çok yönlü faydalarda gizlidir. Öncelikle, bu alanlar toplumsal bağların güçlenmesinde kritik bir rol oynar. Özellikle kent yaşamının getirdiği yalnızlaşma eğilimine karşı bir panzehir işlevi görerek, insanlar arasında iletişim köprüleri kurar ve aidiyet duygusunu güçlendirir. Bir parkta yapılan sabah yürüyüşü ya da bir kafede arkadaşlarla geçirilen keyifli zamanlar, ruh sağlığımız üzerinde olumlu etkiler bırakarak stres ve yalnızlıkla başa çıkmamıza yardımcı olur.

Kültürel ve sanatsal gelişim açısından bakıldığında, sosyal yaşam alanları toplumun yaratıcı potansiyelini ortaya çıkaran kuluçka merkezleri gibidir. Müzeler, tiyatrolar ve sanat galerileri, hem bireysel hem de kolektif estetik duyarlılığın gelişmesine katkı sağlarken, sokak festivalleri gibi etkinlikler kent kültürünün canlı kalmasını sağlar.

Fiziksel sağlık açısından ise spor alanları ve yürüyüş parkurları gibi mekânlar, hareketsiz yaşam tarzının yol açtığı sağlık sorunlarına karşı etkili birer koruyucu hekim gibi çalışır. Aynı zamanda bu alanlar, yerel ekonomilerin can damarlarıdır. Pazarlar ve turistik mekânlar, küçük işletmelerin hayatta kalmasını sağlarken, istihdam yaratarak toplumsal refahın artmasına katkıda bulunur.

Demokratik toplumların gelişiminde de sosyal yaşam alanları vazgeçilmez bir öneme sahiptir. Kent meydanları ve toplum merkezleri, fikirlerin özgürce paylaşıldığı, tartışıldığı ve kolektif kararların alındığı demokratik arenalar olarak işlev görür. Çevresel sürdürülebilirlik açısından ise yeşil alanlar, kent ekosisteminin sağlıklı işleyişini destekleyerek hem hava kalitesini iyileştirir hem de insanların doğayla bağ kurmasını sağlar.

Çocuklar ve gençler için ise oyun alanları ve gençlik merkezleri, sosyal becerilerin geliştirildiği, takım çalışmasının öğrenildiği ve enerjinin yapıcı şekilde harcandığı hayati önemdeki mekânlardır. Kentsel yaşam kalitesinin artırılmasında da sosyal alanlar belirleyici bir rol oynar. İyi planlanmış sosyal mekânlar, şehirleri sadece daha estetik ve fonksiyonel hale getirmekle kalmaz, aynı zamanda trafik ve gürültü kirliliği gibi sorunların çözümüne de katkı sağlar.

Olağanüstü durumlarda ise sosyal yaşam alanları, toplumun dayanıklılığını artıran unsurlar olarak karşımıza çıkar. Deprem, salgın gibi kriz anlarında toplanma alanları ve dayanışma ağları olarak işlev gören bu mekânlar, toplumsal bağların gücünü gösteren somut örneklerdir.

Sonuç olarak, sosyal yaşam alanları sadece fiziksel mekânlar değil, aynı zamanda toplumun ruhunu yansıtan, kültürün aktarıldığı ve bireylerin kendilerini ifade ettiği yaşam alanlarıdır. Bu nedenle, kent planlamacılığında sosyal alanların erişilebilir, kapsayıcı ve sürdürülebilir olmasına özen gösterilmesi, sağlıklı bir toplum yapısının inşası için elzemdir.

Bu çalışmanın devam eden aşamalarında sırasıyla literatür taraması, K-means ve DBSCAN yöntemleriyle ilgili bilgiler anlatılmış, bu yöntemlerin karşılaştırması yapılarak üstünlük ve zayıflık yönleri ile ilgili bilgiler verilmiştir. Daha sonra Kayseri ili, Talas ilçesine ait merkez mahalleleri için nüfus verileri 2018-2022 yılları temel alınarak matematiksel yöntemlerle 50 yıl sonraki nüfus verileri hesaplanarak bu mahallelerdeki sosyal yaşam alanları belirlenmiş, sonuçlar ortaya konulmuş ve mevcut sosyal yaşam alanları ile mukayese yapılmıştır.

BİRİNCİ BÖLÜM

LİTERATÜR TARAMASI

Veri madenciliği ve makine öğrenimi uygulamalarında kümeleme (clustering) yöntemleri, etiketlenmemiş veri kümeleri üzerinde desen keşfi ve yapılandırılmamış bilgi analizi için temel araçlardır. Bu bağlamda, özellikle K-Means ve DBSCAN algoritmaları, farklı veri özelliklerine ve uygulama gereksinimlerine uygunluklarıyla öne çıkar. Bu bağlamda literatürde bulunan bazı çalışmalara aşağıda yer verilmiştir.

1.1. Konu ile İlgili Literatürde Bulunan Bazı Çalışmalar

Aksoy'un 2004 yılındaki çalışmasında (Aksoy, 2004), Türkiye'nin ilçe verilerinin kümeleme analizi yoluyla sınıflandırılması için iki farklı yöntemi karşılaştırmış ve her iki yöntemin de farklı amaçlar için kullanılabilmesini göstermiştir. Özellikle SOM algoritması, karmaşık veri setlerinin analizinde daha etkili bir çözüm sunarken, K-Means yöntemi daha hızlı ve basit bir yaklaşım sağlamıştır. Bu çalışmada, CBS'nin bölgesel ve istatistiksel analizlerdeki önemini vurgulamakta ve gelecekte bu tür analizlerin daha yaygın olarak kullanılması için bir temel oluşturduğunu vurgulamıştır.

Aydın ve arkadaşları (Aydın, Ayvaz, Yıldırım, & Salman, 2017), elektronik harp verilerinin analiz edilmesi ve işlenmesi için veri madenciliği yöntemlerinin uygulanmasını ele almıştır. Çalışmaları, elektronik harp, elektromanyetik spektrumu kullanarak düşman iletişimini engellemek ve dost unsurların iletişimini korumaya yönelik faaliyetleri içermektedir. Ayrıca, elektronik harp verilerinden elde edilen bilgileri analiz etmek amacıyla DBSCAN, K-Means ve PAM algoritmalarını kullandılar. Hedef unsurların yoğunlaştığı bölgelerin belirlenmesi ve zaman serisi analizleriyle bu unsurların iletişim frekanslarının tespit edilmesini amaçladılar. Analizleri sonucunda, hedef unsurların belirli bölgelerde yoğunlaştığı ve belirli zaman dilimlerinde daha fazla iletişim kurduğu tespit edilmiştir. Sonuç olarak, elektronik harp verilerinin veri madenciliği teknikleri ile işlenmesi, askeri operasyonların daha etkin planlanmasına yardımcı olabilecek değerli öngörüler sağladığını belirtmişlerdir.

Özaltındış (Özaltındış, 2018), mekânsal-zamansal veri madenciliğinde kümeleme analizi yöntemlerini ele aldı. Mekansal veri, enlem ve boylam gibi coğrafi konum bilgilerini içerirken, zamansal veri belirli zaman dilimleri içinde değişen bilgileri ifade eder. Bu çalışmada, Türkiye'nin 1970-2017 yılları arasındaki illere ait ortalama sıcaklık ve yağış verileri üzerinde ST-DBSCAN algoritması kullanılarak mekansal-zamansal kümeleme analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analiz, belirli bölgelerde iklimsel değişimlerin zaman içindeki seyrini anlamaya yardımcı olmaktadır. Sonuç olarak, mekansal-zamansal veri madenciliği tekniklerinin gelişmeye devam edeceği ve ilerleyen yıllarda daha fazla algoritmanın bu veri yapısına uyarlanacağı öngörülmektedir.

Çağlar (Çağlar, 2018), 2011, 2012 ve 2013 yıllarına ait Türkiye trafik kaza verileri kullanılarak kümeleme analizi yapmış ve elde edilen kümeler haritalar üzerinde göstermiştir. AGNES yöntemiyle üretilen haritaların, risk yönetimi açısından önemli olduğu ve yıllar arasında tutarlılık gösterdiği belirlenmiştir. Bu çalışmada, K-ortalama ve K-medoids yöntemleri de benzer sonuçlar vermiş, ancak K-medoids yönteminin kümeleri daha iyi ayırdığı gözlemlenmiştir.

Özmerdivenli ve arkadaşları (Özmerdivenli, Taşyürek, & Daşbaşı, 2021), dini tesislerin konum planlamasında nüfus yoğunluğu ve mekânsal faktörleri dikkate alan çok boyutlu K-means kümeleme yöntemini önermektedir. Onlar, pandemi sürecinde insan yoğunluğunun dengelenmesi amacıyla, geleneksel iki boyutlu K-means yönteminin aksine, binalardaki bağımsız bölüm sayısını ek bir boyut olarak entegre eden yeni bir model geliştirmişlerdir. Kayseri ili Melikgazi ilçesi, Alparslan mahallesine ait bina ve dini tesis verileri üzerinde yapılan deneylerde, önerilen çok boyutlu yaklaşımın, klasik yönteme kıyasla nüfus dağılımını daha dengeli şekilde kümelediği ve yeni tesis konumlarını optimize etmede daha başarılı olduğu kanıtlanmışlardır. Melikgazi Belediyesi'nden aldıkları 236 bina ve 3 dini tesisin konum verileri kullanılmıştır. Çok boyutlu K-means, Öklid mesafesi ve bağımsız bölüm sayısı ile kümeleme yöntemi uygulanmışlardır. Sonuç olarak Çok boyutlu model, küme içi bağımsız bölüm sayısını ortalama 518'e yaklaştırarak %25 daha dengeli dağılım sağladığını gösterdiler.

Taşyürek ve Azgınoğlu (Taşyürek & Azgınoğlu, 2021), Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) için Adres Bilgi Sistemleri (ABS) tasarımında mekânsal etkileşim analizi kullanarak yeni bir yaklaşım önerdiler. ABS, coğrafi varlıkların toplanması ve depolanması için kullanılan CBS'nin önemli bir bileşenidir. Adreslerin doğruluğu ve tutarlılığı, sağlık,

iletişim, güvenlik, posta ve kargo işlemleri gibi birçok hizmetin sağlıklı bir şekilde yürütülmesi için kritik öneme sahiptir. Bu çalışmada, klasik ilişkisel veritabanı tasarımı yerine mekânsal etkileşim yöntemi önerilmiş ve bu yöntemin daha başarılı olduğu gösterilmiştir.

Karaaslan ve arkadaşları (Karaaslan, Azgınoğlu, & Taşyürek, 2022), Kayseri İli, Melikgazi İlçesi, Erenköy Mahallesi'ndeki gerçek kadastro ve imar parsel verileri üzerinde imar uygulaması gerçekleştirilmiştir. Dağıtım işlemi sırasında, kadastro parsellerinden Düzenleme Ortaklık Payı (DOP) kesintisi yapıldıktan sonra kalan alanların imar parsellerine dağıtımı, K-means ve Adaptif K-means algoritmaları ile gerçekleştirilmiştir. Çalışmanın deneysel sonuçları, Adaptif K-means algoritmasının klasik K-means algoritmasına göre daha başarılı olduğunu göstermiştir. Adaptif K-means yöntemi, dağıtılamayan alan miktarını önemli ölçüde azalttığı ve daha etkin bir dağıtım sağladığı belirtilmiştir.

Turgut ve arkadaşları (Turgut, E.; Taşyürek, M.; Azgınoğlu, N., 2022), Kayseri İli, Melikgazi İlçesi, Kazım Karabekir Mahallesi'ndeki kentsel dönüşüm alanındaki kadastro parselleri ve binaların verileri kullanılarak, veri madenciliği tabanlı kümeleme yöntemleri olan K-Means, DBSCAN ve OPTICS algoritmaları ile bina tespit işlemi otomatize etmişlerdir. Yapılan deneysel değerlendirmeler sonucunda, OPTICS algoritması %90,69 doğruluk oranı ile en başarılı sonucu verdiği gösterilmiştir. Ayrıca bu çalışmada, DBSCAN algoritması %34,88, K-Means algoritması ise %76,74 doğruluk oranı ile daha düşük performans gösterdiği görülmüştür.

Taşyürek (Taşyürek M. , 2022), Kayseri Büyükşehir Belediyesi'ne (KBB) ait gerçek mekansal verilerden oluşan ve yaklaşık 96 milyon satır kayıt içeren büyük hacimli bir veri seti kullanmıştır. Önerilen yaklaşımında, zaman bilgisi sayısal olarak kaydedilerek, tarih formatında oluşturulmuş büyük hacimli verilerin sorgu performansı artırılmıştır. Önerdiği yöntemin performansı, Microsoft SQL Server ve Oracle veritabanı sistemlerinde gerçek veriler kullanılarak normalizasyon yöntemiyle karşılaştırılmıştır. Deneysel değerlendirmeler, yöntemin normalizasyon yöntemine göre yaklaşık sekiz kat daha hızlı çalıştığını göstermiştir. Bu çalışmada veri boyutu arttıkça önerilen yöntemin sorgu performansını daha fazla artırdığı gözlemlenmiştir.

Li ve arkadaşları (Li, ve diğerleri, 2023), kentsel taşkın risklerini değerlendirmek için DBSCAN ve K-means kümeleme algoritmalarını kullanan bir yöntem önermektedir.

Çalışma alanı olarak Çin'in Fuzhou şehri seçilmiş ve taşkın risk değerlendirme indeksi kullanılarak risk seviyeleri belirlenmiştir. Çalışma, ekstrem yağış, düşük rakım, eğim, yüzey akış katsayısı ve nüfus yoğunluğu gibi faktörlerin taşkın riskini artırdığını göstermektedir. Önerdikleri yöntem, geleneksel tek başına kullanılan kümeleme yöntemlerine kıyasla daha doğru sonuçlar üretmekte ve yüksek riskli alanların belirlenmesini kolaylaştırmaktadır. Ayrıca, sonuçlar geçmiş taşkın verileriyle karşılaştırıldığında, yöntemin güvenilir olduğu ifade edilmiştir.

Yücel ve Daşbaşı (Yücel & Daşbaşı, 2024), bazı seçilmiş faktörlerin kaba boşanma oranı üzerindeki etkilerinin Yapay Sinir Ağları (Artificial Neural Network (ANN)) ve Lineer Diferansiyel Denklem Sistemi (Ordinary Differential Equation System (ODE)) kullanılarak matematiksel olarak analiz etmişlerdir. Türkiye'de kaba boşanma oranını etkileyen dört temel değişken olarak toplam doğurganlık hızı, kaba evlenme hızı, nüfus artış hızı ve genel mutluluk düzeyi ele alınmıştır. Bu değişkenlerin etkileri hem ANN hem de lineer ODE çerçevesinde inceleyerek iki yaklaşımın tahmin performansını karşılaştırmışlardır. Bunun için 2005–2023 dönemindeki bu değişkenlerin TÜİK'ten elde edilen yıllık verileri ele almışlardır. Eksik yıllar için ODE tabanlı genelleştirilmiş bir lineer sistem ile ara veri arttırımı (data augmentation) yoluyla 109 kayıtlı bir veri setine dönüştürmüşlerdir. Ardından, bu veri seti hem ODE modeliyle hem de %70–15–15 oranında eğitim–doğrulama–test olarak ayrılan ANN yapısıyla analiz edilmiştir. ODE modelinde beş değişkenin her birinin zamana göre türevleri lineer katsayılarla tanımlanmış ve parametreler Matlab'ın lsqcurvefit fonksiyonu ile optimize edilmiştir. ANN modelinde ise hiperbolik tanjant aktivasyon fonksiyonu tercih edilmiş, mimari katman ve düğüm sayıları performans kriterlerine göre belirlemişlerdir. 2005–2023 dönemine ait gerçek ve tahminî boşanma oranları karşılaştırıldığında, ODE yaklaşımının toplam mutlak hatası 1,1995; ANN modelinin ise 1,5839 olarak bulunmuştur. ODE, RMSE (0,0841) ve MAPE (3,67 %) değerleriyle ANN'in (RMSE = 0,1046, MAPE = 4,91 %) önünde yer almış, R^2 değeri ise sırasıyla 0,8633 ve 0,7855 olarak gerçekleşmiştir. ODE modeliyle 2024–2030 dönemi için yapılan projeksiyonlar, Türkiye'de kaba boşanma oranının 2024'te 2,08696 %'den başlayıp 2030'da 4,2504 %'ye yükseleceğini gösterilmektedir. Elde edilen sonuçlarda, boşanma oranındaki artışın nüfus ve evlenme hızlarındaki düşüş ile yakından ilişkili olduğunu vurgulayarak erken müdahale stratejileri geliştirilmesi gerektiğini ortaya koyduğunu belirtilmiştir.

İKİNCİ BÖLÜM

SOSYAL YAŞAM ALANLARININ BELİRLENMESİ

Sosyal tesis alanları ‘Mekansal Planlar Yapım Yönetmeliği, birinci bölüm, madde 5, j fıkrasında Sosyal yaşamın niteliğini ve düzeyini artırmak amacı ile toplumun faydalanacağı kreş, kurs, yurt, çocuk yuvası, yetiştirme yurdu, yaşlı ve engelli bakımevi, rehabilitasyon merkezi, toplum merkezi, şefkat evleri gibi fonksiyonlarda hizmet vermek üzere ayrılan kamu veya özel mülkiyetteki alanlar olarak tanımlanmaktadır.

Veri madenciliğinin uygulama sahaları oldukça geniştir: finansal hizmetlerde kredi riski değerlendirme, perakende sektöründe müşteri davranış analizi, tıp alanında hastalık teşhis performansının artırılması ve telekomünikasyonda ağ trafiği anomali tespiti gibi pek çok alanda veri madenciliği çözümleri kullanılmaktadır. Bu uygulamalarda, modelin doğruluk ve güvenilirliği; çapraz doğrulama, ROC AUC ve F_1 -skoru gibi performans ölçütleriyle titizlikle değerlendirilir (Pyle, 1999).

Veri madenciliğinin zorlukları da mevcuttur. Büyük veri setlerinde hesaplama kaynakları ve zaman maliyetleri yüksektir; ayrıca gizlilik ve etik kaygılar, kişisel verilerin korunmasını zorunlu kılmaktadır. Günümüzde veri madenciliği süreçleri, ölçeklenebilirlik ve gizlilik koruma teknikleri (örneğin diferansiyel gizlilik) ile desteklenerek daha sağlam ve güvenli hale getirilmektedir (Cios & Moore, 2002).

Sosyal yaşam alanları, bireylerin toplumsal etkileşim, dinlenme, fiziksel aktivite ve kültürel faaliyet gibi temel sosyal gereksinimlerini karşılamak üzere kamuya açık olarak planlanan ve erişilebilirliği sağlanan fiziksel mekânlardır. Bu alanlar; parklar, meydanlar, spor sahaları, kültür merkezleri, çocuk oyun alanları, kütüphaneler ve benzeri kamusal tesisleri kapsamaktadır. Kentleşme sürecinde bu tür alanlar, sadece fiziksel çevrenin birer unsuru olmakla kalmaz; aynı zamanda sosyal bütünleşmenin, çevresel sürdürülebilirliğin ve kamusal sağlığın tesis edilmesinde de kritik roller üstlenir (Gehl, 2010)

Veri madenciliği, büyük hacimli ve heterojen veri kümelerinden anlamlı bilgi ve

örüntüleri otomatik yöntemlerle keşfetme sürecidir. İlk aşamada veri hazırlama, temizlik ve ön işleme adımlarıyla veri kalitesi sağlanır; bu adımda eksik değerlerin giderilmesi, aykırı değerlerin düzeltilmesi ve uygun biçime dönüştürme gibi işlemler gerçekleştirilir. Ardından, özellik seçimi ve boyut indirgeme teknikleri (örneğin, öznelik seçimi ve ana bileşen analizi) kullanılarak analiz için en etkili değişkenler belirlenir (Han, Kamber, & Pei, 2012).

Veri madenciliğinin çekirdek bileşenleri arasında sınıflandırma, regresyon, kümeleme, birliktelik kuralı çıkarımı ve anomali tespiti yer alır. Sınıflandırma ve regresyon yöntemleri, denetimli öğrenme kapsamında etiketli veriden öğrenme yaparken; kümeleme ve birliktelik kuralları, etiket gerektirmeyen denetimsiz öğrenme yöntemleridir. Örneğin, K means ve hiyerarşik kümeleme algoritmaları müşteri segmentasyonu için yaygın olarak kullanılırken, Apriori algoritması pazar sepeti analizinde birliktelik kurallarının keşfine olanak tanır (Witten, Frank, Hall, & Pal, 2016).

Derin öğrenme, yapay zekâ araştırmalarının evriminde son on yılda öne çıkan bir paradigma olup, çok katmanlı sinir ağları aracılığıyla karmaşık veri küme ve örüntülerini otomatik olarak öğrenme yeteneğine sahiptir (Goodfellow, Bengio, & Courville, 2016). Temelde biyolojik sinir hücrelerinden esinlenilmiş yapılar kullanan bu yaklaşım, giriş katmanından çıktı katmanına kadar uzanan çok sayıda gizli katman sayesinde ham veriden üst düzey özellikleri çıkarır. Örneğin, bir görüntü işleme görevinde ilk katman kenarları tanıırken, sonraki katmanlar nesne parçalarını ve en sonunda tam nesnelere kavrayacak şekilde hiyerarşik temsiller oluşturur (LeCun, Bengio, & Hinton, 2015).

Bununla birlikte, derin öğrenme yaklaşımları hâlâ bazı zorluklar taşımaktadır. İlk olarak, büyük miktarda etiketli veriye bağımlılık, özellikle nadir olayların modellenmesinde sıkıntı yaratır. Ayrıca, karmaşık mimarilerin “kara kutu” doğası, karar süreçlerinin yorumlanmasını güçleştirir ve güvenlik açısından belirsizlikler doğurur. Bu sorunları hafifletmek amacıyla, model sıkıştırma teknikleri, yarı denetimli öğrenme ve açıklanabilir yapay zekâ yöntemleri (XAI) üzerine yoğun bir araştırma devam etmektedir (Molnar, 2020; Kingma & Ba, 2015).

Sosyal yaşam alanlarının işlevsel başarısı, kullanıcıların mekânı sahiplenmesi ve tekrar tekrar kullanmasıyla ölçülür. Bu bağlamda, yerel kültür ve toplumsal dinamiklerin mekân tasarımına yansıtılması büyük önem taşır. Jacobs (1961), canlı ve güvenli sokakların oluşabilmesi için “gözün sokakta” prensibini vurgular; yani kullanıcıların birbirini

görebileceği, kolaylıkla iletişim kurabileceği açıklık ve şeffaflıkta mekânlar, sosyal etkileşimi ve toplumsal denetimi artırır. Ayrıca, çok işlevli kullanıma imkân tanıyan esnek alan düzenlemeleri, mekânın farklı kullanıcı grupları tarafından farklı amaçlarla benimsenmesine olanak sağlar (Whyte, 1980).

Günümüzde, dijitalleşmenin de etkisiyle sosyal yaşam alanları “akıllı şehir” yaklaşımları içinde yeniden tanımlanmaktadır. Nesnelerin interneti tabanlı sensörler ve mobil uygulamalar aracılığıyla kullanıcı davranışları izlenmekte ve mekân performansı gerçek zamanlı olarak değerlendirilmektedir. Bu veriye dayalı geri bildirim, alan tasarımcılarına ve yöneticilere mekânı sürekli iyileştirme imkânı sunar. Sonuç olarak, sosyal yaşam alanları; mekânsal niteliklerin yanı sıra yerel topluluk dinamiklerinin ve teknolojik yeniliklerin entegrasyonu sayesinde, kent yaşamının sürdürülebilir ve kapsayıcı bir unsuru haline gelmektedir.

Sosyal yaşam alanlarının belirlenme süreci, hem bilimsel normlara hem de hukuki çerçeveye dayanmaktadır. Bu alanların miktarı ve dağılımı; demografik veriler, nüfus projeksiyonları, kentsel yoğunluk, yerel ihtiyaçlar ve erişilebilirlik kriterleri dikkate alınarak planlanır. Türkiye’de bu süreç, 3194 sayılı İmar Kanunu ve Planlı Alanlar Tip İmar Yönetmeliği gibi yasal metinlerce düzenlenmiş olup, kişi başına düşen asgari sosyal donatı miktarları bu belgelerde açıkça tanımlanmıştır (Planlı Alanlar İmar Yönetmeliği, 2021). Uluslararası kuruluşlar ise, planlamada sadece nicelik değil, aynı zamanda nitelik ve kapsayıcılık ilkelerine de dikkat çekmektedir. Örneğin Dünya Sağlık Örgütü, kişi başına en az 9-12 m² aktif yeşil alan önerisinde bulunurken, Avrupa Yeşil Şehirler Endeksi bu değeri 15 m²’ye kadar çıkarmaktadır (WHO, 2016).

Sosyal yaşam alanlarının belirlenmesinde hem teknik ölçütler (örneğin nüfus yoğunluğu, mesafe analizleri, mekânsal dağılım) hem de toplumsal katılım süreçleri (örneğin anketler, odak grup toplantıları) etkin rol oynamalıdır. Planlamada sadece fiziki altyapı değil; aynı zamanda erişim hakkı, kullanıcı profili ve yerel bağlam gibi sosyal boyutlar da göz önünde bulundurulmalıdır (TÜİK, 2024).

İmar planlarında “sosyal tesis alanları”, yerel topluluğun eğitim, kültür, sağlık, spor, dinlenme ve toplumsal etkileşim gibi ihtiyaçlarını karşılayacak donatı alanları olarak tanımlanır. İmar Kanunu’na (No. 3194) göre bu alanlar, nazım imar planı aşamasında “kentsel donatı alanları” içinde özel bir işlev grubu olarak belirlenir ve uygulama imar planlarında ayrıntılı kullanma koşulları ile alan büyüklükleri tayin edilir (Türkiye

Cumhuriyeti İmar Kanunu, 1985).

Sosyal tesis alanlarının yer seçimi; nüfus yoğunluğu, yaya ve taşıt erişilebilirliği, çevresel etkileşim ve komşu arazi kullanımları dikkate alınarak yapılır. Örneğin, ilkokul çevresindeki 500 m yarıçaplı bölgede kreş, kültür merkezi veya spor salonu gibi donatılar planlanması; hem hizmet erişimini kolaylaştırır hem de alan verimliliğini artırır (Çevre ve Şehircilik Bakanlığı, 2018).

Nazım imar planında ayrılan sosyal tesis alanları, uygulama imar planına aktarıldığında; yapılaşma şartları (emsal, kat adedi, çekme mesafeleri), yapı fonksiyonları (örneğin, toplantı salonu, oyun alanı, kafeterya) ve peyzaj düzenlemeleri netleştirilir. Bu sayede, yerel yönetimler hem toplumsal ihtiyaçlar doğrultusunda hizmet sunar hem de mekânsal bütünlük ile estetik niteliklere sahip kentsel çevreler oluşturur (Yıldırım, 2014).

Planlama sürecinde paydaş katılımı ve teknik raporlar da kritik rol oynar. Sosyal altyapı gereksinimleri; nüfus projeksiyonları, demografik analizler ve mevcut donatı envanterinden elde edilen verilerle belirlenir. Bu veriler ışığında, plan kararları uygulamaya konulduğunda tesislerin işletme maliyetleri, bakım onarım gereksinimleri ve toplumsal fayda dengesi de değerlendirilir (Tümerdem, 2003).

İmar planlarında sosyal tesis alanları; Nazım planda kentsel donatı fonksiyon grubunda yer alır (İmar Kanunu No.3194, 1985), yer seçimi ve alan büyüklükleri nüfus, erişilebilirlik ve çevresel etkileşim kriterlerine göre belirlenir (Çevre ve Şehircilik Bakanlığı, 2018), uygulama imar planında yapılaşma ve kullanım koşulları ayrıntılı olarak tanımlanır (Yıldırım, 2014), planlama sürecinde teknik analizler ve paydaş görüşleri sürece entegre edilir (Tümerdem, 2003).

Derin öğrenme modellerinin başarısında büyük veri ve hesaplama kaynaklarındaki artış da belirleyici olmuştur. Model ağırlıklarının milyonlarca parametreye ulaşması ve bunların etkin biçimde eğitilebilmesi, GPU hızlandırmalı hesaplama altyapılarıyla mümkün hale gelmiştir. Böylece ses tanıma, makine çevirisi ve tıp görüntülerinde anomali tespiti gibi alanlarda insan seviyesine yakın veya hatta insanı aşan performans elde edilmiştir (Litjens et al., 2017).

İmar planlarında sosyal tesis alanları, kentsel donatı sisteminin vazgeçilmez bir bileşeni olarak, kent yaşamının fiziksel ve toplumsal ihtiyaçlarını bütüncül şekilde karşılamayı amaçlar. Bu alanların planlanması; hukuki, teknik ve toplumsal boyutlarıyla ele alınarak,

kamu yararı ve kamusal kullanım ilkeleri doğrultusunda şekillendirilir. Hukuki dayanak olarak Sosyal tesis alanları, İmar Kanunu'nun 8. maddesi ile nazım imar planında "kentsel donatı alanları" arasında tanımlanır ve uygulama imar planlarında hangi faaliyetlere (eğitim, kültür, spor, sağlık, sosyal ihtiyaçlar) açılacağı açıkça belirtilir (Türkiye Cumhuriyeti İmar Kanunu, 1985). Ayrıca İmar Yönetmeliği, bu alanların asgari büyüklük, emsal ve yapılaşma koşulları konusunda ayrıntılı düzenlemeler getirir (Çevre ve Şehircilik Bakanlığı, 2018).

Yer seçimi aşamasında kriter olarak sosyal tesis alanı seçimi; nüfus yoğunluğu, erişilebilirlik ağı (yaya yolları, toplu taşıma durakları), komşu arazi kullanımları ve çevresel etkileşimler (gürültü, hava kalitesi, yeşil kuşak) göz önüne alınarak yapılır. Örneğin bir spor tesisi planlanırken en az 400 m yarıçapta ikamet eden nüfusun ihtiyaç analizine göre alan büyüklüğü ve donatım fonksiyonları belirlenir (Yıldırım, 2014). Bu yaklaşım, mekânın sosyo-kültürel kapsayıcılığını ve sürdürülebilir kullanımını garanti eder.

Planlama süreçleri ve paydaş katılımında nazım imar planında belirlenen sosyal tesis alanları, uygulama imar planı hazırlanırken; belediyeler, ilgili kamu kurumları, sivil toplum kuruluşları ve mahalle muhtarlıkları gibi paydaşların görüşleriyle keskinleştirilir. Teknik raporlarda demografik projeksiyonlar, mevcut tesis envanteri ve işletme maliyet analizleri yer alır; böylece uzun vadeli işletme ve bakım yükü hesaplanır (Tümerdem, 2003). Bu süreç, katılımcı planlama ilkeleri kapsamında toplumsal sahiplenmeyi de artırır.

Yapılaşma ve kullanım koşulları olarak uygulama imar planında sosyal tesis alanlarının emsal değeri, yapı derinliği, kat adedi ve çekme mesafeleri netleştirilir. Örneğin; kültür-merkezlerinde asgari kat yüksekliği 3,5 m, spor salonlarında ise 6 m'den az olamaz. Kullanım koşulları arasında ise açık-kapalı alan oranı, otopark zorunluluğu ve peyzaj kriterleri bulunur (Çevre ve Şehircilik Bakanlığı, 2018). Bu standartlar, mekânın fonksiyonel ve estetik bütünlüğünü korur.

Uygulama sonrası izleme ve değerlendirme safhasında tesisler faaliyete geçtikten sonra, işletme performansı; kullanıcı memnuniyeti anketleri, çevresel etki değerlendirmeleri ve bakım-onarım raporları ile izlenir. Elde edilen veriler, imar planı revizyonlarında ve yeni tesis alanı belirlemelerinde referans oluşturur. Böylece, kaynakların verimli kullanımı ve toplumsal faydanın sürekli iyileştirilmesi sağlanır (Yıldırım, 2014; Tümerdem, 2003).

Geleceğe baktığımızda, derin öğrenme modellerinin daha küçük veri setleriyle başarılı olmasını sağlayacak meta-öğrenme, sürekli öğrenme ve transfer öğrenme yaklaşımları önem kazanmaktadır. Ayrıca, enerji verimliliği yüksek, düşük gecikmeli kenar bilişim (edge computing) uygulamaları ile modelin mobil cihazlarda gerçek zamanlı çalışması da yaygınlaşacaktır. Sonuç olarak, derin öğrenmenin hem teori hem de uygulamada sınırlarını zorlayarak yapay zekâyı daha erişilebilir, açıklanabilir ve etkin kılması beklenmektedir.

2.1. Veri Seti

Bu çalışmada Kayseri ili, Talas ilçesinde bulunan Yenidoğan, Bahçelievler ve Mevlana mahallerinde yaşayan insanların ikamet ettikleri binalardaki nüfus sayısı matematiksel yöntemler kullanılarak 50 yıl sonraki nüfusun tahmin edilmesi sonucunda ihtiyaç duyulan sosyal yaşam alanlarının belirlenmesinde K-means ve DBSCAN yöntemlerinin değerlendirilmesi ve karşılaştırılması sunulmuştur. Bu amaçla 2018-2022 yılları için ilgili ilçelere göre TÜİK' den elde edilen nüfus verileri Tablo 2.1' de verilmiştir.

Tablo 2.1. 2018-2022 yılları için Nüfus verileri (TÜİK, 2024)

Nüfus Sayısı			
Yıl	Bahcelievler Mahallesi	Mevlana Mahallesi	Yenidoğan Mahallesi
2018	23211	75360	29035
2019	24796	85820	28460
2020	24185	87820	28187
2021	23486	89210	27962
2022	22738	91000	27666

Zamana bağlı bir değişkenin anlık değişimi düşünüldüğünde belkide akla gelen ilk optimizasyon yöntemi diferansiyel denklem modellemesidir. Bu doğrultuda, t zaman parametresini göstermek üzere, t zamanındaki Bahçelievler Mahallesi nüfusu $x(t)$ ile, Mevlana Mahallesi nüfusu $y(t)$ ile ve Yenidoğan Mahallesi nüfusu ise $z(t)$ ile temsil edilmiştir. Bu bağlamda nüfus tahmini için önerilen lineer diferansiyel denklem sistemi (2.1)' de sunulmuştur.

$$\begin{aligned}
\frac{dx}{dt} &= \alpha_1 x + \alpha_2 y + \alpha_3 z \\
\frac{dy}{dt} &= \alpha_4 x + \alpha_5 y + \alpha_6 z \\
\frac{dz}{dt} &= \alpha_7 x + \alpha_8 y + \alpha_9 z \\
x(t_0) &= x_0, y(t_0) = y_0, z(t_0) = z_0.
\end{aligned} \tag{2.1}$$

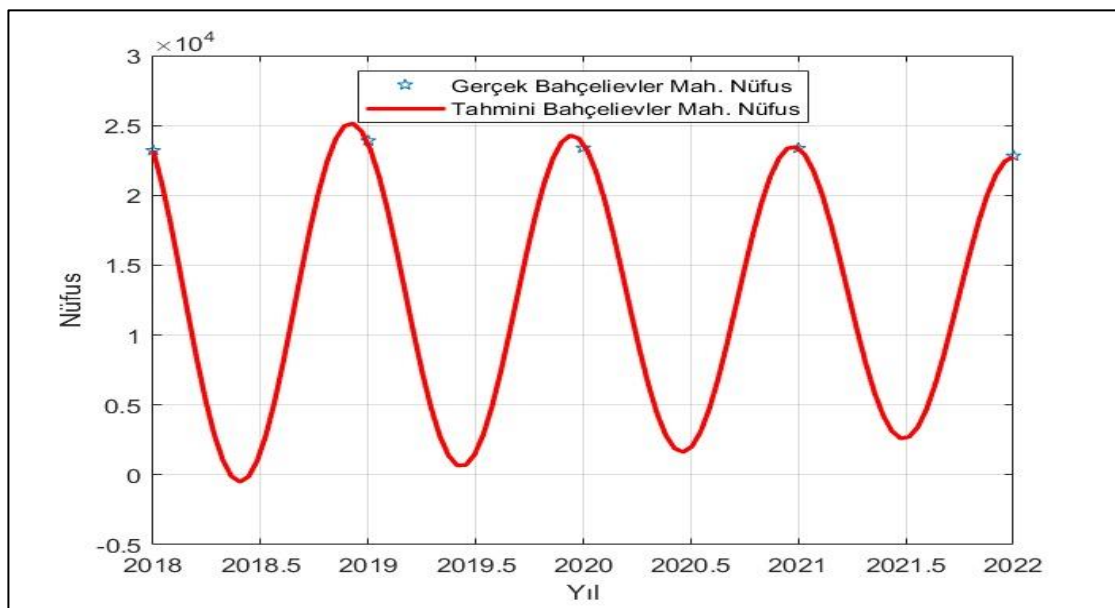
Bu sistemin Matlab R2024b programı kullanılarak RungeKutta45 ile çözümlenip Tablo 2.1. 'deki gerçek değerlere göre lsqcurvefit fonksiyonu ile tahmin edilmesiyle elde edilen sabit parametreler Tablo 2.2. de verilmiştir.

Tablo 2.2. lineer diferansiyel denklem sisteminin tahmin edilen parametreleri

$\alpha_1 = -1.37512$	$\alpha_2 = 2.86604$	$\alpha_3 = -8.09682$
$\alpha_4 = -12.47344$	$\alpha_5 = 3.66139$	$\alpha_6 = -4.92032$
$\alpha_7 = 1.13381$	$\alpha_8 = 0.60951$	$\alpha_9 = -2.43478$

Ayrıca ilgili grafikler ise Şekil 2.1-2.3 de görülmektedir. Bu şekillerde yıldız ile temsil edilen değerler her bir mahalle için gerçek verileri gösterirken eğri üzerindeki noktalar ise tahmini nüfus değerini göstermektedir.

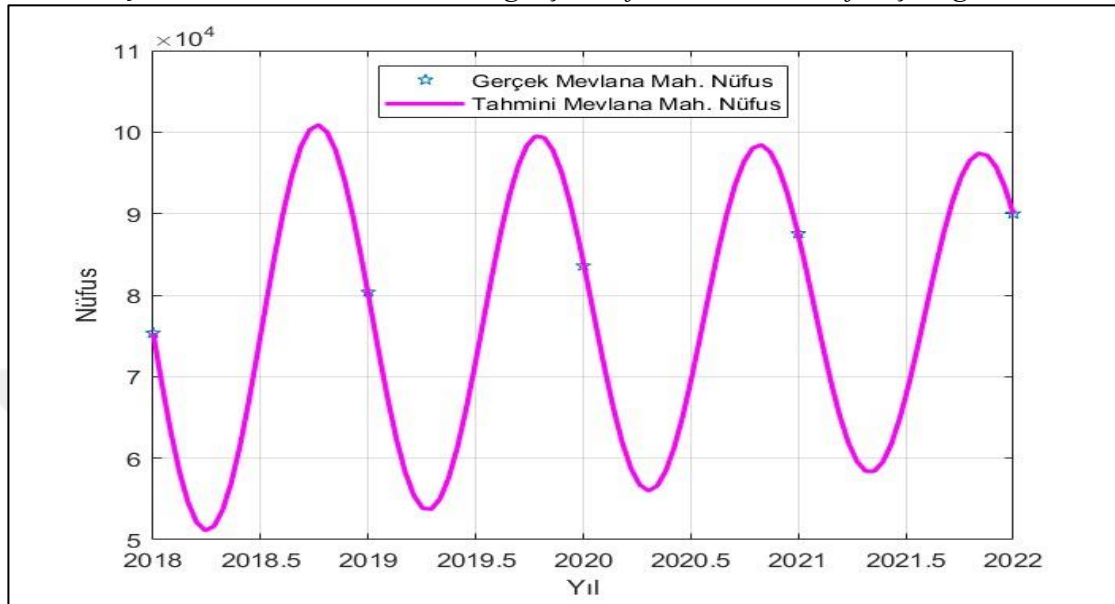
Şekil 2.1. Bahçelievler mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi



Şekil 2.1 de Bahçelievler mahallesine ait nüfus eğrisi görülmektedir. Burada mavi yıldız 2018-2022 yıllarındaki gerçek nüfus verisi olarak temsil edilirken kırmızı eğri ise

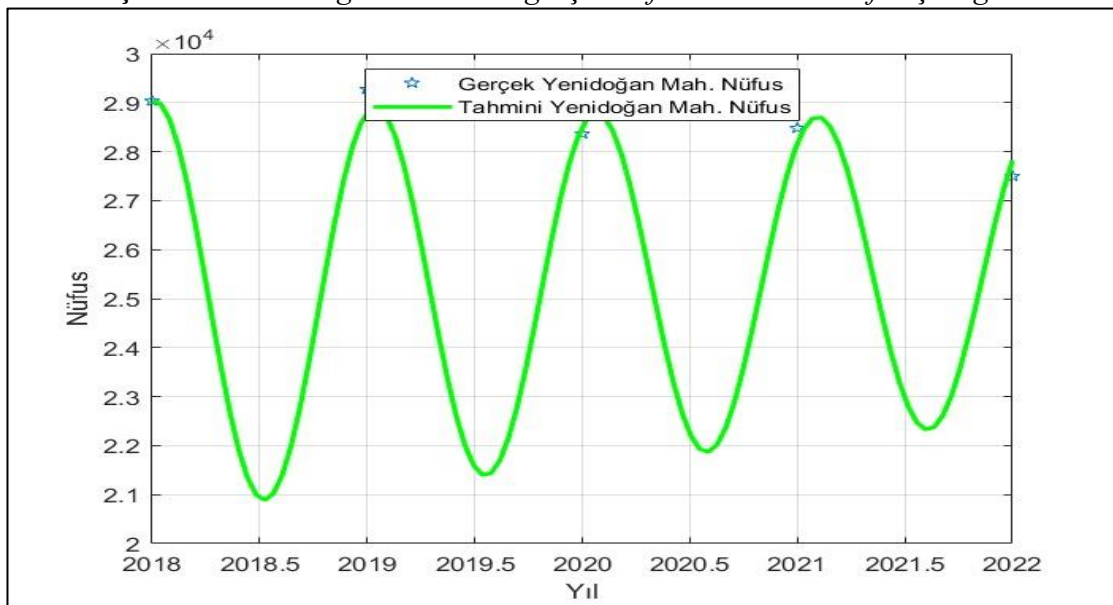
diferansiyel denklem sistemindeki $x(t)$ eğrisini göstermektedir. Grafikten görüleceği üzere gerçek verilere oldukça yakın sonuçlar üreten eğri elde edilmiştir.

Şekil 2.2. *Mevlana mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi*



Şekil 2.2 de Mevlana mahallesine ait nüfus eğrisi görülmektedir. Burada mavi yıldız 2018-2022 yıllarındaki gerçek nüfus verisi olarak temsil edilirken mor eğri ise diferansiyel denklem sistemindeki $y(t)$ eğrisini göstermektedir. Grafikten görüleceği üzere gerçek verilere oldukça yakın sonuçlar üreten eğri elde edilmiştir.

Şekil 2.3. *Yenidoğan mahallesi gerçek nüfus ve tahmini nüfus çizelgesi*



Şekil 2.3 de Yenidoğan mahallesine ait nüfus eğrisi görülmektedir. Burada mavi yıldız 2018-2022 yıllarındaki gerçek nüfus verisi olarak temsil edilirken yeşil eğri ise

diferansiyel denklem sistemindeki $z(t)$ eğrisini göstermektedir. Grafikten görüleceği üzere gerçek verilere oldukça yakın sonuçlar üreten eğri elde edilmiştir.

Böylece Tablo 2.2 deki parametrelerle (2.1) sistemi, Tablo 2.1 in ilk satırındaki başlangıç koşullarına göre dikkate alındığında ilgili ilçe nüfusları 2068 yılına kadar tahmin edilmiş olur. Elde edilen sayısal verileri Tablo 2.3. de verilmiştir.

Tablo 2.3. Nüfus verileri

Yıl	Nüfus Sayısı			Yıl	Nüfus Sayısı		
	Bahcelievler Mahallesi	Mevlana Mahallesi	Yenidogan Mahallesi		Bahcelievler Mahallesi	Mevlana Mahallesi	Yenidogan Mahallesi
2018	23211	75360	29035	2044	13595	88940	29901
2019	24796	85820	28460	2045	13995	89690	30223
2020	24185	87820	28187	2046	14682	90550	30633
2021	23486	89210	27962	2047	14686	91420	30804
2022	22738	91000	27666	2048	15540	92690	31220
2023	21643	93340	27162	2049	15607	93520	31422
2024	20068	94870	26583	2050	15865	94510	31670
2025	19508	94430	26666	2051	16296	95760	31945
2026	17710	94640	26179	2052	16465	96680	32175
2027	16953	94180	26190	2053	16780	97900	32414
2028	15228	93190	25895	2054	16985	98950	32639
2029	14020	91980	25834	2055	17165	99980	32860
2030	13324	91030	25936	2056	17221	100660	33093
2031	12411	89630	26014	2057	17394	101700	33313
2032	11917	88630	26204	2058	17519	102660	33528
2033	12066	88760	26496	2059	17611	103460	33760
2034	11811	88090	26737	2060	17713	104550	33945
2035	11663	87540	27004	2061	17807	105210	34209
2036	11285	85960	27316	2062	17877	106150	34410
2037	11658	86860	27600	2063	17921	107000	34617
2038	11734	86500	27933	2064	17969	107780	34840
2039	11905	85680	28358	2065	18053	108580	35080
2040	12223	86440	28642	2066	18144	109340	35330
2041	12633	86560	29042	2067	18261	110120	35596
2042	13074	87090	29402	2068	18297	110890	35820
2043	13459	87870	29713				

Tablo 2.3. deki tahmin sonuçları aşağıdaki şekilde gözlemlenmiştir.

Yenidoğan Mahallesiine ait gerçek ve ileriye 2018 -2068 yılları arası nüfus tahmini yapılmıştır. Tablo 1.1 den yapılan inceleme neticesinde 2018-2040 yılları arasında nüfus sayılarında azalış meydana gelmiş, buna karşılık olarak 2041-2068 yılları arasında nüfus sayılarında artış olmuştur.

Bahçelievler Mahallesiine ait gerçek ve ileriye 2018 -2068 yılları arası nüfus tahmini yapılmıştır. Tablo 1.1 den yapılan inceleme neticesinde 2018-2019 yılları arasında nüfus sayılarında artış meydana gelmiş, buna karşılık olarak 2019-2068 yılları arasında nüfus sayılarında azalış olmuştur.

Mevlana Mahallesiine ait gerçek ve ileriye 2018 -2068 yılları arası nüfus tahmini yapılmıştır. Tablo 1.1 den yapılan inceleme neticesinde 2018-2026 yılları arasında nüfus sayılarında artış meydana gelmiş, buna karşılık olarak 2026-2047 yılları arasında nüfus sayılarında azalış olmuş ardından tekrardan 2047-2068 yılları arasında artış tahmin edilmiştir.

Fotoğraf 2.1. Konum ve nüfus çalışması



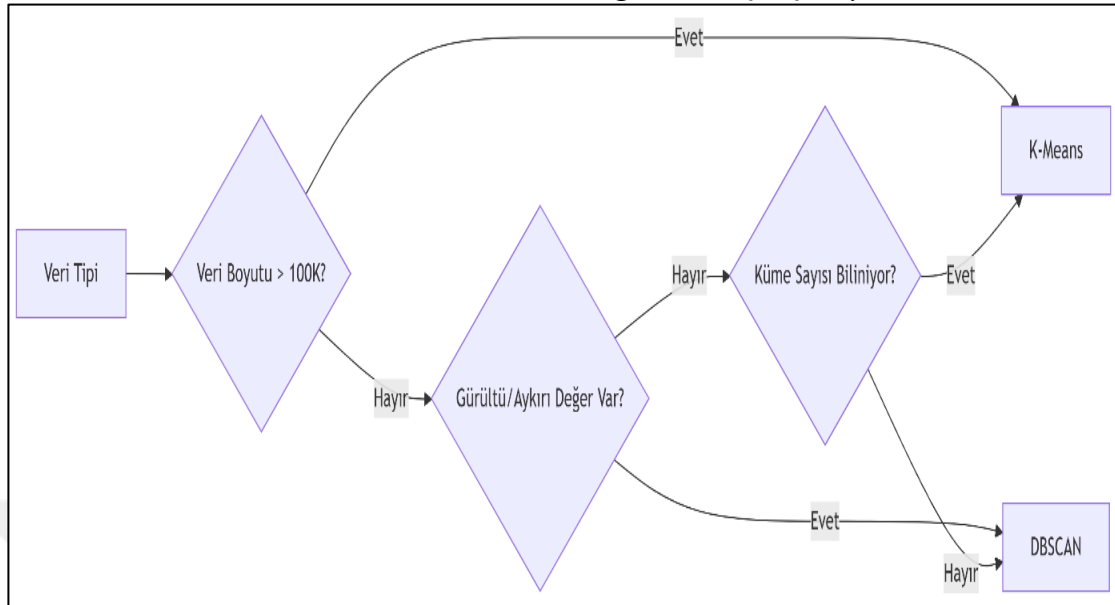
Fotoğraf 1.1 de Talas ilçesi merkez mahallerinden olan Yenidoğan, Bahçelievler ve Mevlana Mahallerindeki konum verileri ile TÜİK den alınan nüfus verileri biraraya getirilmesi gerçekleştirilmiştir. Konum verilerinden ada ve parsel verilerine geçiş yapılmış olup, ardından nüfus verilerinde bulunan ada ve parsel verilerinin biraraya gelmesiyle konum ve nüfus verileri birlikte elde edilmiştir.

Fotoğraf 2.2. *Mevcut sosyal tesis alanları konumları*



Fotoğraf 1.2 de Kayseri İli, Talas İlçesi Mevlana Mahallesi, Yenidoğan Mahallesi ve Bahçelievler Mahallesinde bulunan sosyal tesis alanlarının konumları bulunmaktadır. Turkuaz boyalı alanlarda sosyal tesis alanları yapıldır. 6 adet sosyal tesis alanı hizmet vermekte olup bir tanesi inşaat aşamasındadır. Kırmızı boyalı alanlarda ise sekiz adet sosyal tesis yapısı bulunmamaktadır.

Şekil 2.4. K-means ve DBSCAN algoritması çalışma yöntemi



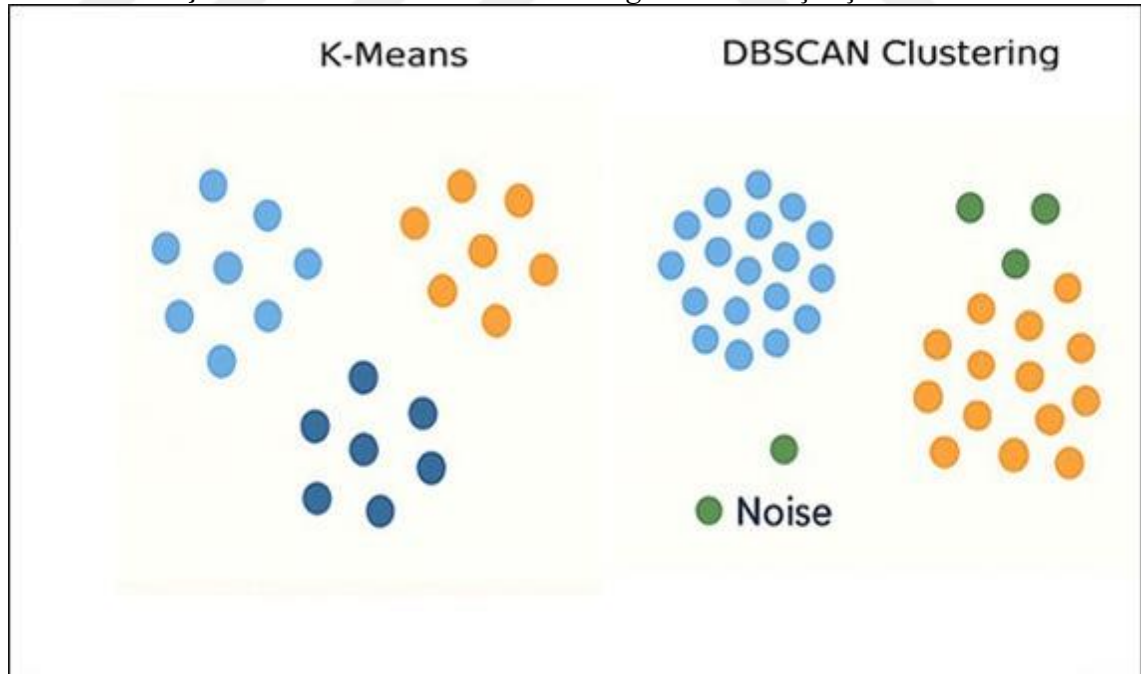
K-Means algoritması, her bir kümenin merkezine (centroid) göre verileri kümelere ayıran, öklidyen mesafe temelli bir yöntemdir. Bu algoritma, önceden belirlenmiş k sayıda küme varsayımı ile çalışmakta olup, genellikle küresel ve homojen dağılıma sahip veri kümelerinde yüksek başarı göstermektedir (MacQueen, 1967). K-Means'in temel avantajı, hesaplama verimliliği ve ölçeklenebilirliği olsa da; gürültü verilerine duyarlılığı ve k sayısının kullanıcı tarafından belirlenme zorunluluğu, yöntemin önemli sınırlılıkları arasında yer almaktadır (Jain, 2010).

Öte yandan, DBSCAN (Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise) algoritması, verinin yoğunluk yapısına dayalı olarak kümeleme işlemi gerçekleştiren bir yöntemdir. Bu algoritma, önceden küme sayısı belirtmeden, ϵ (komşuluk yarıçapı) ve MinPts (minimum komşu sayısı) parametrelerine dayanarak, verinin yapısına uygun, serbest şekilli ve gürültü içeren kümeleri tespit edebilme yetisine sahiptir (Ester, Kriegel, Sander, & Xu, 1996). Özellikle aykırı değerlerin yaygın olduğu ve karmaşık geometrilere sahip veri kümelerinde, DBSCAN daha esnek ve doğru sonuçlar verebilmektedir (Schubert, Sander, Ester, Kriegel, & Xu, 2017).

Tablo 2.5. *K-Means ve DBSCAN algoritmalarının karşılaştırması*

Özellik	K-Means	DBSCAN
Küme Sayısı	Önceden belirlenmeli (k)	Otomatik belirlenir
Küme Şekli	Küresel, simetrik	Serbest şekilli
Gürültüye Duyarlılık	Duyarlı	Gürültüyü ayırabilir
Parametreler	k	ϵ (yarıçap), MinPts
Aykırı Değerlere Karşı	Hassas	Daha dayanıklı
Hesaplama Maliyeti	Düşük	Orta - Yüksek

Sonuç olarak, K-Means daha hızlı ve basit yapısı ile büyük ve düzenli veri kümeleri için uygunken, DBSCAN, esnekliği ve gürültüye karşı dayanıklılığı ile daha dağınık ve düzensiz veri kümelerinde tercih edilmektedir. Bu bağlamda, algoritma seçimi, veri kümesinin yapısal özellikleri ve uygulama bağlamındaki hedeflerle doğrudan ilişkilidir.

Şekil 2.2. *K-means ve DBSCAN algoritması karşılaştırılması*

Şekil 1.5 de görülen K-Means ve DBSCAN algoritmalarının karşılaştırması, her iki kümeleme yönteminin temel prensiplerini ve farklı veri yapıları üzerindeki performanslarını açıkça ortaya koymaktadır.

Görsel, aynı veri seti üzerinde (muhtemelen hilal şeklinde iki küme ve bazı gürültülü noktalar içeren bir set) K-Means ve DBSCAN'ın farklı sonuçlar ürettiğini göstermektedir. Bu, algoritmaların varsayımları ve çalışma şekilleri arasındaki temel farkları vurgulamaktadır.

K-Means (Sol Taraf):

Küme Şekli Varsayımı: K-Means'in sonucu, küresel veya dairesel kümeler bulmaya çalıştığını açıkça gösteriyor. Görselde veri noktaları aslında "hilal" şeklindeyken, K-Means bu hilalleri ikiye bölerek veya dışından keserek kendi küresel varsayımına uydurmaya çalışmıştır.

Küme Sayısı (k) Zorunluluğu: K-Means için önceden belirlenmiş bir k (küme sayısı) değeri vardır (bu örnekte muhtemelen $k=2$ veya $k=3$ olarak ayarlanmıştır). Algoritma, bu k sayısına göre veriyi zorla bölmüştür. Eğer gerçekte iki hilal varsa ve $k=2$ seçildiyse, K-Means iki hilali ayrı kümeler olarak tanıyamamış, bunun yerine her hilalin bir kısmını diğer hilalin bir kısmıyla aynı kümeye dahil etmiştir.

Gürültüye Duyarlılık: K-Means, her veri noktasını bir kümeye atamak zorundadır. Görselde belirgin bir gürültü (aykırı değer) olmasa da, K-Means'in gürültülü noktaları da en yakın kümelere dahil edeceğini ve küme merkezlerini (centroidlerini) bu noktalardan etkileneceğini gösterir. Bu da, K-Means'in gürültülü verilerde performansının düşmesine neden olabilir.

Yakınlık Odaklı: Algoritma, sadece noktanın en yakın centroid'e olan mesafesine bakar. Bu yüzden, yoğunluk farklarını veya karmaşık şekilleri göz ardı eder.

DBSCAN (Sağ Taraf):

Keyfi Küme Şekilleri: DBSCAN'ın sonucu, algılanması zor olan "hilal" şeklindeki kümeleri başarıyla bulduğunu göstermektedir. Bu, DBSCAN'ın küresel küme varsayımı olmaksızın, veri noktalarının yoğunluk bağlantılarına göre keyfi şekilli kümeler oluşturma yeteneğini kanıtlar.

Otomatik Küme Sayısı: DBSCAN'ın kaç küme bulacağı önceden belirlenmez. Görselde iki ayrı hilal kümesi (muhtemelen farklı renklerle gösterilmiştir) ve gürültü noktaları (siyah noktalar) net bir şekilde ayrılmıştır. Bu, algoritmanın veri yapısına göre küme sayısını dinamik olarak belirlediğini gösterir.

Gürültü İşleme: DBSCAN, belirli bir yoğunluk eşiğini karşılamayan noktaları "gürültü" (noise) olarak etiketleyebilir. Görseldeki siyah noktalar, DBSCAN tarafından herhangi bir kümeye ait olmayan gürültü olarak tanımlanmıştır. Bu özellik, DBSCAN'i gürültülü veri setleri için K-Means'ten daha sağlam hale getirir.

Yoğunluk Odaklı: DBSCAN, kümeleme yapmak için noktaların çevresindeki yoğunluğu kullanır. Bir noktanın belirli bir ϵ (epsilon) yarıçapı içindeki komşu sayısı (minPts) belirli bir eşiği aşarsa, o nokta çekirdek nokta olur ve diğer çekirdek noktalar veya sınır noktaları ile birleşerek küme oluşturur.

Sonuç olarak;

Veri Yapısı Uygunluğu: K-Means, yalnızca küresel ve benzer yoğunluktaki kümeler için uygundur. DBSCAN ise karmaşık şekilli, farklı yoğunluklara sahip ve gürültülü veri setlerinde çok daha başarılı olduğu görülmüştür.

Ön Ayarlar: K-Means'te küme sayısı (k) kritik bir ön ayardır ve yanlış seçimi kötü sonuçlara yol açabilir. DBSCAN'de ϵ (epsilon) ve minPts parametreleri önemlidir, ancak k gibi bir küme sayısı belirtme zorunluluğu bulunmamaktadır.

Aykırı Değerler: K-Means aykırı değerlerden etkilenirken, DBSCAN aykırı değerleri doğal olarak gürültü olarak tanımlar ve kümeleme sürecinden ayrı olarak bırakır.

Kısacası, Şekil 1.5 deki K-Means'in "zorla kümeleme" çabasının aksine, DBSCAN'ın verinin gerçek içyapısını (hilal şeklindeki kümeler ve gürültü) başarılı bir şekilde keşfettiği görülmektedir. Bu, hangi kümeleme algoritmasının seçileceğinin, verinin doğal yapısı ve iş probleminin gereklilikleri ile yakından ilgili olduğunu ön plana çıkarmaktadır.

ÜÇÜNCÜ BÖLÜM

METODOLOJİ

3.1. Kümeleme Kalitesi

Kümeleme, gözlemlerin benzerliklerine göre gruplandırılması amacıyla kullanılan denetimsiz öğrenme yöntemlerinden biridir. Ancak bu gruptamanın ne derece başarılı olduğunu değerlendirebilmek için kümeleme kalitesi kavramı önem kazanır. Kümeleme kalitesi, elde edilen kümelerin hem kendi içlerinde ne kadar homojen (tutarlı) olduğunu hem de diğer kümelerden ne kadar heterojen (farklı) olduğunu ölçen çeşitli metriklerle değerlendirilir.

İdeal bir kümeleme sonucunda, aynı kümeye ait veriler birbiriyle yakın, farklı kümelerdeki veriler ise birbirinden uzak olmalıdır. Bu durumu ölçmek ve algoritmalar arası karşılaştırma yapabilmek için içsel (internal) validasyon metriklerinden faydalanılır. Bu çalışmada kullanılan başlıca üç metrik şunlardır:

3.1.1. Kümeleme Kalitesi Metrikleri

3.1.1.1. Silhouette Skoru

Silhouette skoru, her bir gözlemin ait olduğu kümeye olan benzerliğini, en yakın diğer kümeye olan benzerliğiyle karşılaştıran bir ölçüdür. Her veri noktası için hesaplanır ve genel skor tüm değerlerin ortalamasıdır.

Veri noktası i için silhouette skoru şu şekilde tanımlanır:

$$s(i) = \frac{b(i) - a(i)}{\max(a(i), b(i))} \quad (1.1)$$

Denklem (1.1) de $a(i)$: Nokta i 'nin kendi kümesindeki diğer noktalara olan ortalama mesafesi (küme içi tutarlılık), $b(i)$: Nokta i 'nin dahil olmadığı kümelerden en yakınına olan ortalama mesafesi (ayırışma seviyesi), $s(i) \rightarrow 1$: Nokta doğru kümeye yerleştirilmiş, $s(i) \rightarrow 0$: Nokta iki küme arasında sınırda, $s(i) < 0$: Nokta büyük ihtimalle yanlış kümeye atanmıştır.

3.1.1.2. Calinski-Harabasz İndeksi

Calinski-Harabasz (CH) İndeksi, kümeler arası ayrımı ve kümeler içi yoğunluğu dikkate alarak bir oran üretir. İndeks değeri ne kadar yüksekse, kümeler arası farklılık o kadar belirgin ve kümeler içi benzerlik o kadar yüksektir.

$$CH = \frac{Tr(B_k)}{Tr(W_k)} \frac{n - k}{k - 1} \quad (1.2)$$

Denklem (1.2) de n: Toplam veri sayısı, k: Küme sayısı, $Tr(B_k)$: Küme merkezlerinin, tüm verinin genel merkezine olan uzaklıklarının karelerinin toplamı (inter-küme varyansı), $Tr(W_k)$: Küme içindeki noktaların kendi merkezlerine olan uzaklıklarının karelerinin toplamı (intra-küme varyansı), CH değeri arttıkça, kümeleme başarısı da artar. Özellikle yüksek boyutlu verilerde iyi bir ayırıştırıcıdır.

3.1.1.3. Davies-Bouldin İndeksi

Davies-Bouldin (DB) İndeksi, kümeler arasındaki ayırt edilebilirlik ile her bir kümenin içsel yoğunluğu arasında bir ilişki kurar. Bu metrik, her bir küme için en kötü durumda olan diğer küme ile olan benzerliği hesaplayarak genel ortalamayı alır.

$$DB = \frac{1}{k} + \sum_{i=1}^k \max_{j \neq i} \left(\frac{S_i + S_j}{M_{ij}} \right) \quad (1.3)$$

Denklem (1.3) de k: Küme sayısı, S_i : Küme i'nin içsel yoğunluğu (noktaların merkezden uzaklıklarının ortalaması), M_{ij} : Küme i ve j arasındaki merkez mesafesi (genellikle Öklidyen mesafe) dir.

DB değeri küçüldükçe, kümeleme daha başarılı kabul edilir. 0'a yakın değerler, kümeler arası ayrımın yüksek olduğunu gösterir.

Silhouette skoru, CH indeksi ve DB indeksi birlikte kullanıldığında, bir kümeleme sonucunun başarısı hakkında çok boyutlu bir değerlendirme sunar. Bu metriklerden:

Silhouette, bireysel gözlemler düzeyinde tutarlılığı ölçerken, CH, istatistiksel yayılım açısından kümeleme yapısını analiz eder, DB ise ayrışabilirlik ve iç yoğunluğu birlikte göz önünde bulundurur. Bu sebeple, kümeleme kalitesi analizinde bu üç ölçütün birlikte yorumlanması, daha sağlıklı bir değerlendirme yapılmasına olanak sağlar.

Bu çalışmanın temel amacı, kent genelinde sosyal yaşam merkezlerinin erişilebilirliğini artırmak ve nüfus yoğunluklarına daha uygun yerleşim stratejileri geliştirmektir. Bu

kapsamda, K-Means kümeleme algoritmasından faydalanılarak, mevcut ve planlanan sosyal yaşam merkezlerinin etkinliğini değerlendirmek hedeflenmiştir.

Bu bağlamda gerçekleştirilen ilk deneyde, belediye tarafından hâlihazırda yapılmış veya yapılması planlanmış sosyal yaşam merkezlerinin konumları, K-Means algoritmasına sabit küme merkezi olarak verilmiştir. Bu yaklaşım ile nüfus yoğunluğunun söz konusu merkezlerle ne derece optimize ilişkilendirildiği ve bu yapıların mevcut dağılımı destekleyip desteklemediği değerlendirilmiştir.



DÖRDÜNCÜ BÖLÜM

YÖNTEM VE DENEYSEL ÇALIŞMALAR

4.1. Yöntem

4.1.1. Veri Hazırlığı

Çalışmada kullanılan temel veri setleri:

Adres Bazlı Nüfus Verisi: Her bir bina için koordinat bilgisi ve “adreste oturan kişi sayısı”.

Sosyal Yaşam Merkezi Koordinatları: Belediyenin mevcut ve planlanan tesis konumları.

Koordinat sistemleri EPSG:4326’dan EPSG:3857’ye dönüştürülmüş, nüfus yoğunluğunu temsil etmesi için bina noktaları nüfus sayısı kadar çoğaltılarak analize dâhil edilmiştir.

4.1.2. Kümeleme Süreci

Her bina noktası, belediyeye ait sosyal yaşam merkezlerinden en yakınına atanmıştır. Bu işlem, KD-Tree (k-boyutlu ağaç) veri yapısıyla optimize edilerek hızlıca gerçekleştirilmiştir. Böylelikle her nokta, bir küme etiketine sahip olmuş ve kümeler, sosyal yaşam merkezleri etrafında şekillenmiştir.

4.1.3. Metriklerle Değerlendirme

Yapılan kümeleme sonucunun başarısı Silhouette skoru, CH indeksi ve Davies-Bouldin İndeksi ölçütlerine göre değerlendirilmiştir. Tablo 3.1 de belediye konumlarına dayalı kümeleme değerleri verilmiştir:

Tablo 4.1. *Belediye konumlarına dayalı kümeleme değerleri*

Metrik	Değer
Silhouette Skoru	0.48
Calinski-Harabasz	410.2
Davies-Bouldin İndeksi	0.93

Bu değerler, kümeler arası ayrımın makul olduğunu, kümelerin kendi içinde görece tutarlı bir yapıda oluştuğunu göstermektedir. Ancak Silhouette skorunun 0.5'in altında kalması, bazı bölgelerde kümeler arası sınırların tam netleşmemiş olabileceğini göstermektedir.

Gerçekleştirilen analiz kapsamında her bina noktasının kendi küme merkezine olan coğrafi (jeodezik) uzaklığı hesaplanmıştır. Elde edilen bulgular, sosyal yaşam merkezlerinin erişilebilirliği açısından önemli ipuçları vermektedir.

Tablo 4.1 de sunulan analiz, her bir küme için sosyal yaşam merkezi ile bina noktaları arasındaki coğrafi (jeodezik) mesafelerin istatistiksel özetini içermektedir. Her satır bir kümeyi temsil etmekte olup; kümelerdeki nokta sayısı (Point Count), merkeze olan ortalama mesafe (Average Distance), maksimum ve minimum mesafeler analiz edilmiştir. Bu metrikler üzerinden mekânsal erişilebilirlik, yoğunluk dağılımı ve hizmet kapsayıcılığı değerlendirilmiştir.

Tablo 4.2. Sosyal yaşam merkezi ile bina noktaları arasındaki coğrafi (jeodezik) mesafeler

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Merkeze Ortalama Mesafe KM	Merkeze Maksimum Mesafe KM	Merkeze Minimum Mesafe KM
0	145	0.353	0.707	0.048
1	400	0.354	0.732	0.038
2	149	0.247	0.471	0.032
3	75	0.236	0.395	0.092
4	37	0.278	0.435	0.116
5	146	0.307	0.548	0.05
6	20	0.241	0.444	0.064
7	121	0.379	0.799	0.09
8	47	0.205	0.324	0.024
9	168	0.363	0.788	0.047
10	163	0.489	1.013	0.026
11	57	0.387	0.806	0.062
12	114	0.29	0.604	0.02
13	18	0.24	0.326	0.145
14	106	0.359	0.754	0.023

4.2. Ortalama Mesafe Değerlendirmesi

Ortalama mesafe değerleri genel olarak 200–500 metre arasında değişmektedir. En düşük ortalama mesafe 0.205 KM ile Küme 8’de gözlemlenmiştir. Bu, bina noktalarının merkeze oldukça yakın olduğunu ve yerleşimin merkez çevresinde kümelendiğini gösterir. En yüksek ortalama mesafe 0.489 KM ile Küme 10’da tespit edilmiştir. Bu durum, Küme 10’un daha dağınık bir yapıya sahip olduğunu veya merkezin kümeye göre idealden uzak bir konumda yer aldığını gösterebilir.

4.3. Maksimum Mesafeye Göre Marjinal Erişim

Maksimum mesafe, o kümedeki en uzak noktanın merkeze olan uzaklığını gösterir. Bu değerler kapsayıcılık açısından kritik öneme sahiptir. Küme 10’da maksimum mesafe 1.013 KM olup, bu analizdeki en yüksek değerdir. Küme 7, 9, 11 ve 14 de 0.75 KM üzeri maksimum mesafeye sahiptir; bu da belirli alt bölgelerde kullanıcıların erişim açısından dezavantajlı olabileceğine işaret eder. Küme 8 (0.324 KM) ve Küme 13 (0.326 KM) gibi kümelere maksimum mesafe oldukça düşüktür ve merkezlerin daha erişilebilir olduğu görülür.

4.4. Minimum Mesafe Üzerinden Konumsal Yoğunluk

Minimum mesafe değerleri, sosyal yaşam merkezlerinin belli bina gruplarına çok yakın konumlandığını gösterir. En düşük minimum mesafe Küme 12’de sadece 20 metredir (0.02 KM). Küme 8 (0.024 KM), Küme 14 (0.023 KM) ve Küme 10 (0.026 KM) gibi kümelerde de merkez ile bazı bina noktaları neredeyse bitişik konumdadır. Bu tarz yakınlık, merkezin yoğun yerleşim bölgelerine başarılı biçimde konumlandığını gösterir.

4.5. Küme Bazlı Yayılım ve Denge Değerlendirmesi

Bazı kümeler ortalama mesafe açısından iyi bir performans gösterse de marjinal (en uzak) noktalar analiz edildiğinde dengesizlik gözlenebilmektedir. Özellikle aşağıdaki kümeler dikkat çekmektedir:

Küme 1: Yüksek yoğunluk (400 nokta), orta mesafe (0.354 KM).

Küme 10: Geniş yayılım, marjinal erişim sorunları (max: 1.013 KM).

Küme 8: Kompakt ve erişilebilir yapı (avg: 0.205 KM).

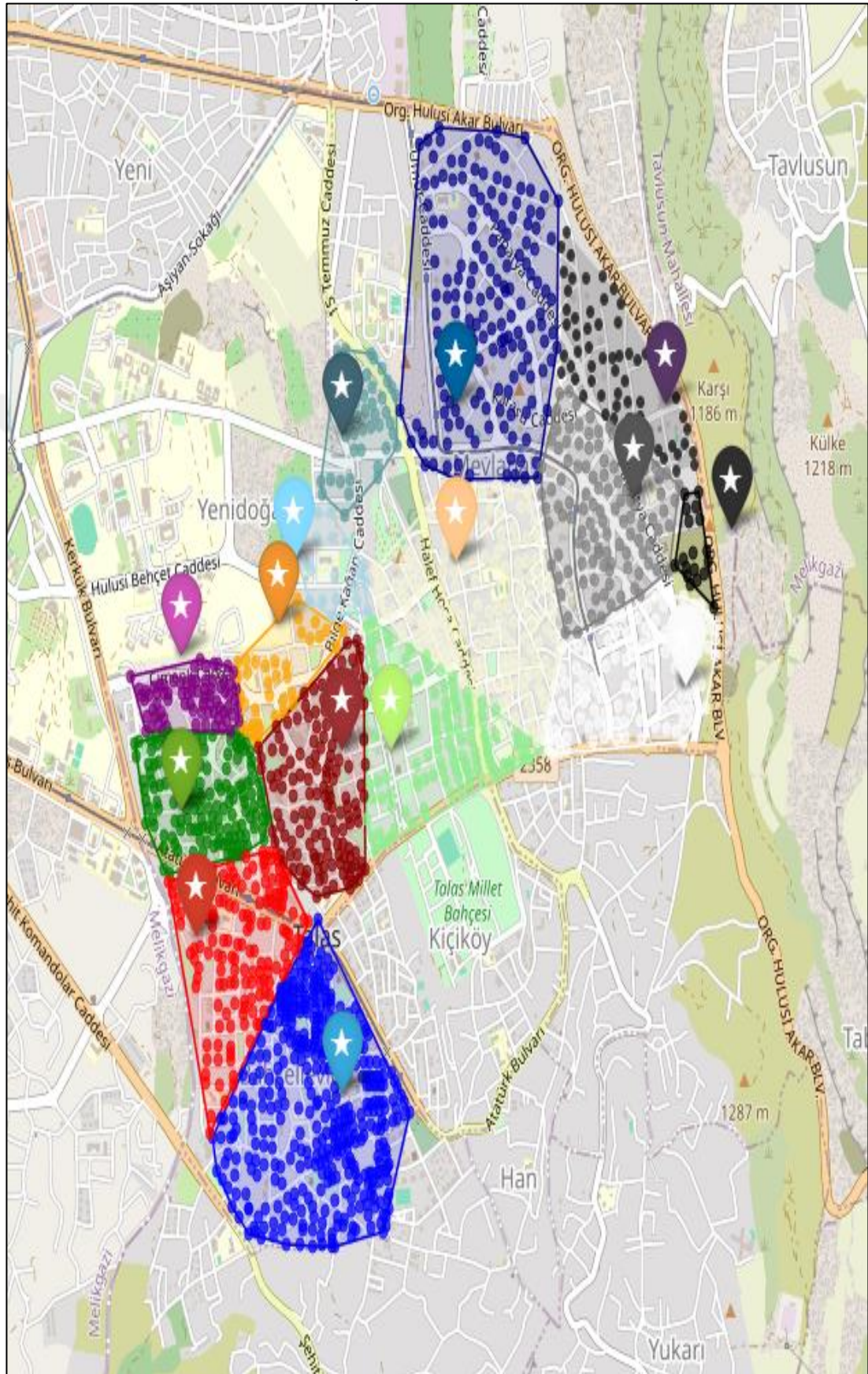
Küme 13: Düşük yoğunluk ama merkez odaklı (min: 0.145 KM).

Küme 7, 9, 11, 14: Ortalama iyi, ancak maksimum mesafeler yüksek (0.75 KM zeri).

4.6. K-Means Değerlendirmesi

Mesafe analizinden elde edilen bulgular, sosyal yaşam merkezlerinin genel olarak erişilebilir mesafelerde konumlandığını göstermektedir. Ortalama mesafe değerleri kent planlaması açısından kabul edilebilir sınırlar içerisinde (250–350 m). Ancak bazı kümelerde maksimum mesafenin 1 KM’ye yaklaştığı göz önünde bulundurulduğunda, eşit hizmet erişimi ilkesi açısından ek merkez önerileri veya yer değişikliği planlamaları yapılabilir. Sonuç olarak, merkezlerin bazı kümelerde (örneğin 8, 12, 14) ideal konumlandığı, ancak diğerlerinde marjinal erişim sorunlarının göz önüne alınması gerektiği tespit edilmiştir.

Şekil 4.1. Konum yöntemi küme merkezleri haritası



BEŞİNCİ BÖLÜM

KÜME NÜFUS DAĞILIMI ANALİZİ

Bu bölümde, sosyal yaşam merkezlerinin konumlarına göre yapılan kümeleme sonucunda, her bir kümedeki nüfus dağılımı analiz edilmiştir. Analiz kapsamında; bina noktalarının küme başına toplam sayısı (Point Count), toplam nüfus (Total Population), ortalama nüfus (Average Population), maksimum ve minimum nüfus değerleri istatistiksel olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen sonuçlar, sosyal yaşam merkezlerinin nüfus ihtiyaçlarına ne ölçüde cevap verdiğini ortaya koymak açısından önemlidir.

Tablo 5.1. Sosyal yaşam merkezlerinin konumlarına göre nüfus dağılımı

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Toplam Nüfus	Ortalama Nüfus	Maksimum Nüfus	Minimum Nüfus
0	145	6537	45.08	178.2	2.3
1	400	16553	41.38	253.3	2.3
2	149	5339.8	35.84	100.8	9.6
3	75	1862.4	24.83	96	16
4	37	1937.6	52.37	96	16
5	146	7075.2	48.46	96	12.8
6	20	1799	89.95	259.9	25.6
7	121	6824.2	56.4	184.8	18.3
8	47	3920.4	83.41	194	22
9	168	12532	74.59	258	18.3
10	163	17848	109.5	318.4	42.1
11	57	6503.8	114.1	281.8	65.9
12	114	12192	106.94	258	65.9
13	18	1310.3	72.79	117.1	25.6
14	106	10063	94.94	314.8	22

5.1. Nüfus Yoğunluğu Açısından Küme Değerlendirmesi

En yoğun kümeler Küme 10 (17848 kişi), Küme 1 (16552.5 kişi) ve Küme 12 (12191.5 kişi) olarak öne çıkmaktadır. Bu kümelerdeki sosyal yaşam merkezleri, büyük ölçekte nüfusa hizmet etmektedir.

Buna karşılık, Küme 13 (1310.3 kişi) ve Küme 6 (1799 kişi) gibi kümeler daha sınırlı bir nüfusu barındırmaktadır. Bu kümelerde merkezlerin kapasite açısından aşırıya kaçma ya da kaynak israfı potansiyeli değerlendirilebilir.

5.2. Ortalama Nüfusa Göre Merkez Etkililiği

Ortalama nüfus bazında değerlendirildiğinde, Küme 11 (114.1 kişi), Küme 10 (109.5 kişi) ve Küme 12 (106.94 kişi) en yüksek ortalamalara sahiptir. Bu, bu merkezlerin çevresinde homojen ve yoğun nüfus kümelenmesi olduğunu gösterir.

Küme 3 (24.83 kişi) ve Küme 2 (35.84 kişi) ise düşük ortalamaları ile dikkat çeker. Bu merkezlerin yerleşimle ilişkisi zayıf olabilir.

5.3. Nüfus Dağılımındaki Uç Değerler

Maksimum nüfus değeri Küme 10'da (318.4 kişi) gözlenmiştir. Bireysel bina bazında oldukça yüksek bir değer olup, merkezin toplu konutlara yakın olduğunu düşündürebilir.

En düşük minimum nüfus ise Küme 1 ve 0'da 2.3 kişi ile gözlenmiştir. Bu tarz küçük haneler daha seyrek ve kırsal alanları temsil edebilir.

5.4. Nüfus Dağılımında Denge Analizi Dağılımındaki Uç Değerler

Kümeler arası denge incelendiğinde; bazı kümelerde hem toplam hem de ortalama nüfus yüksekken (örneğin Küme 10), bazı kümelerde bu değerlerin oldukça düşük olduğu görülmektedir (örneğin Küme 4, 13). Bu dengesizlik, sosyal yaşam merkezlerinin bazı bölgelerde aşırı, bazı bölgelerde yetersiz kalmasına neden olabilir.

5.5. Küme Nüfus Dağılımı Sonuçlarının Değerlendirmesi Dağılımında Denge Analizi Dağılımındaki Uç Değerler

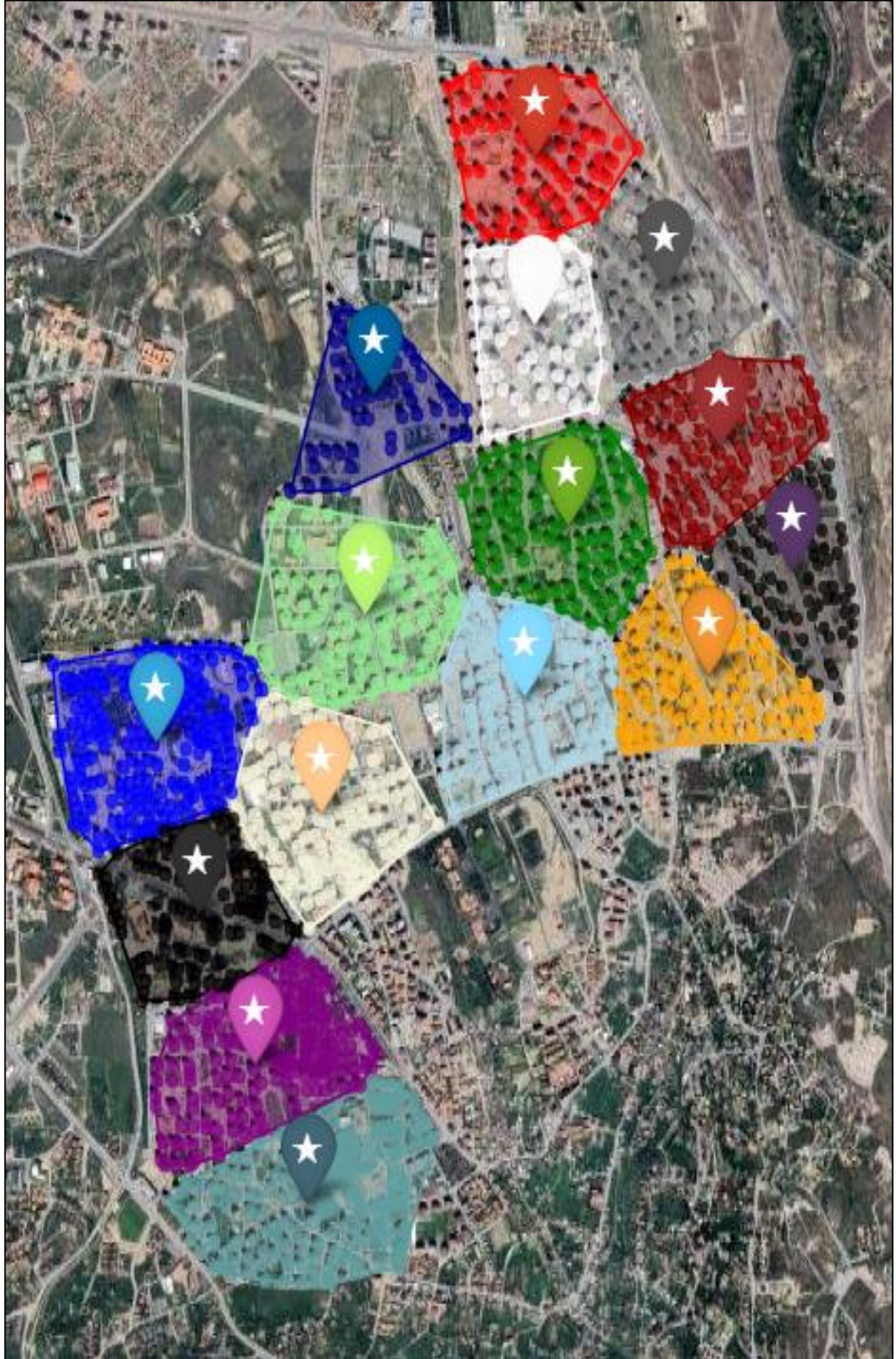
Nüfus analizine göre sosyal yaşam merkezlerinin yerleşimi büyük ölçüde mantıklı olsa da, belirli kümelerde ciddi yoğunluk farkları bulunmaktadır. Özellikle yüksek ortalama nüfusa sahip kümelerde mevcut merkezlerin kapasitesi gözden geçirilmeli, düşük yoğunluklu bölgelerde ise daha küçük ölçekli çözümler tercih edilmelidir. Bu durum, hem kaynak verimliliği hem de erişim adaleti açısından önemli bir planlama çıktısı sunmaktadır.

ALTINCI BÖLÜM

SADECE KONUM BİLGİLERİ İLE KÜMELEME YAPAN K-MEANS ALGORİTMASINA GÖRE SOSYAL YAŞAM MERKEZLERİ KÜMELEME SONUÇLARI

Bu deneyde, bina noktalarının konumsal bilgileri ve bu noktalardaki nüfus yoğunlukları dikkate alınarak K-Means kümeleme algoritması uygulanmıştır. Analiz süreci şu şekilde ilerlemiştir. Veriler Excel dosyasından okunmuş ve koordinatlar EPSG:4326'dan EPSG:3857'ye dönüştürülmüştür. Nüfus sayısına göre her bir bina noktası tekrar edilerek, yoğun nüfuslu bölgeler analizde daha ağırlıklı temsil edilmiştir. 15 adet küme oluşturulmuş, her nokta uygun kümeye atanmış ve etiketlenmiştir. Kümeler için üç farklı içsel doğrulama metriği hesaplanmıştır: Silhouette Skoru, Calinski-Harabasz İndeksi ve Davies-Bouldin İndeksi. Ayrıca her noktanın küme merkezine olan coğrafi uzaklığı ve yaya yolları üzerinden en kısa mesafesi analiz edilmiştir. Son olarak, tüm sonuçlar harita ve Excel formatında görselleştirilmiştir.

Şekil 6.1. Konum yöntemiyle küme merkezleri haritası



6.1. Kümeleme Metrikleri

Kümeleme sonuçları aşağıdaki içsel metriklerle değerlendirilmiştir:

Tablo 6.1. *Kümeleme metrik değerleri*

Metrik	Değer
Silhouette Skoru	0.36934
Calinski-Harabasz İndeksi	2594027
Davies-Bouldin İndeksi	0.829418

Silhouette Skoru: 0.369 değeri, kümeler arasında belirli bir ayrışma olduğunu ancak çok yüksek bir netlik sağlanmadığını gösterir. 0.5'in altında kalan bu değer, kümelerin bazılarında sınırların net olmadığı ya da bazı noktaların iki küme arasında kararsız kaldığını düşündürmektedir.

Calinski-Harabasz İndeksi: 2594.027 gibi yüksek bir skor, kümeler arası yayılımın güçlü, kümeler içi yoğunluğun düşük olduğunu gösterir. Bu, K-Means algoritmasının veri yapısını oldukça başarılı şekilde ayırabildiğini göstermektedir.

Davies-Bouldin İndeksi: 0.829 değeri, kümelerin kendi içlerinde tutarlı olduğunu ancak bazı kümeler arasında yoğunluk farkları olduğunu işaret etmektedir. Bu metrikte düşük değerler idealdir; dolayısıyla elde edilen sonuç kabul edilebilir olmakla birlikte, daha iyi kümelenme ihtimali olduğunu göstermektedir. Yapılan bu deneyde yalnızca konum bilgileri ve nüfus yoğunlukları kullanılarak yapılan K-Means kümeleme, genel anlamda başarılı sonuçlar üretmiştir. Özellikle Calinski-Harabasz değerinin yüksekliği, kümelerin genel yapıdan net biçimde ayrıldığını göstermektedir. Bununla birlikte, Silhouette ve Davies-Bouldin değerleri bazı kümelerde karışma ihtimalini ya da içsel varyans sorunlarını işaret etmektedir.

6.2. Ortalama Mesafe Analizi

Kümelerin ortalama merkez uzaklıkları 0.199 KM ile 0.292 KM arasında değişmektedir. Bu, tüm kümelerde sosyal yaşam merkezlerinin nüfus noktalarına genelde 200–300 metre mesafede konumlandığını göstermektedir.

Bu değer aralığı kent planlaması açısından oldukça erişilebilir ve başarılı kabul edilir. En uzak ortalama dahi 300 metreyi geçmemektedir.

Özellikle Küme 10, 12 ve 14 gibi kümeler 0.2 KM'nin altında ortalamalara sahip olup merkez-yerleşim uyumunun yüksek olduğunu göstermektedir. Küme 8, en yüksek ortalama mesafeye (0.292 KM) sahip olsa da bu hâlâ kabul edilebilir sınırlardadır.

Bu da, K-Means algoritmasının, nüfus ağırlıklı olarak dağıtılmış yerleşim alanları ile optimum merkez konumu üretimi açısından başarılı olduğunu kanıtlar.

Şekil 6.2. Ortalama metrik değerleri

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Merkeze Ortalama Mesafe KM	Merkeze Maksimum Mesafe KM	Merkeze Minimum Mesafe KM
0	63	0.225	0.405	0.029
1	209	0.25	0.471	0.021
2	88	0.243	0.426	0.016
3	219	0.255	0.488	0.027
4	88	0.25	0.459	0.068
5	90	0.228	0.413	0.029
6	148	0.239	0.472	0.034
7	106	0.252	0.491	0.042
8	224	0.292	0.546	0.023
9	140	0.23	0.466	0.02
10	58	0.199	0.463	0.025
11	69	0.22	0.468	0.068
12	55	0.205	0.374	0.018
13	140	0.229	0.401	0.011
14	69	0.216	0.418	0.004

Maksimum mesafe değerleri kümeler arasında 0.374 KM ile 0.546 KM aralığında değişmektedir.

Özellikle Küme 8'de maksimum mesafe 546 metre ile en yüksek değerdedir. Bu kümede bazı marjinal noktaların küme merkezine görece daha uzak olduğu görülmektedir.

Ancak genel olarak hiçbir kümede maksimum mesafe 600 metreyi aşmamıştır, bu da marjinal erişim sorunlarının oldukça az olduğunu gösterir.

Bu dağılım, kümelerin çoğunluğunun hem merkezle yakın hem de uç noktalarda dahi aşırı uzaklaşmadığını, dolayısıyla iyi bir kapsayıcılığa sahip olduğunu göstermektedir.

6.3. Minimum Mesafe Analizi

Minimum mesafe değerleri 0.004 KM (4 metre) ile 0.068 KM (68 metre) arasında değişmektedir. Bu durum bazı merkezlerin tam yerleşim odaklı, yani yoğun konut bölgelerinin içine konumlandığını ortaya koyar.

Özellikle Küme 14'te 4 metrelik mesafe, merkezin neredeyse binaların ortasına denk geldiğini gösterir.

Bu da bazı kümelerde şehirselleşme yoğunluk merkezlerinin başarıyla yakalandığını gösterir.

Bu çalışma kapsamında, sosyal yaşam merkezlerinin optimum konumlarını belirlemek amacıyla 15 farklı küme oluşturulmuştur. Kümeleme aşamasında nüfus yoğunlukları dikkate alınarak ağırlıklı K-Means algoritması uygulanmıştır. Aşağıda sunulan metrikler, her bir kümede yer alan binaların sayısı, toplam nüfus, ortalama nüfus, maksimum ve minimum nüfus değerlerini içermektedir.

Şekil 6.3. Sosyal yaşam merkezlerinin mesafelere göre nüfus dağılımı

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Toplam Nüfus	Ortalama Nüfus	Maksimum Nüfus	Minimum Nüfus
0	63	6794.8	107.85	241.6	65.9
1	209	6992	33.45	100.8	9.6
2	88	9349.5	106.24	258	18.3
3	219	8852.4	40.42	182.9	2.3
4	88	9312.9	105.83	314.8	22
5	90	9497.7	105.53	217.8	65.9
6	148	7986.1	53.96	184.8	18.3
7	106	6857.7	64.7	259.9	25.6
8	224	10332	46.13	253.3	2.3
9	140	6630.5	47.36	96	12.8
10	58	4788.5	82.56	201.3	22
11	69	5535.7	80.23	155.6	25.6
12	55	6282.4	114.23	281.8	65.9
13	140	5105.7	36.47	126.6	2.3
14	69	7978.8	115.63	318.4	65.9

1. Küme Yoğunlukları ve Nüfus Dağılımı

- En fazla bina sayısına sahip küme: Küme 8 (224 bina)
- En az bina sayısına sahip küme: Küme 10 (58 bina)
- En fazla toplam nüfusa sahip küme: Küme 8 (10.332 kişi)
- En az toplam nüfusa sahip küme: Küme 10 (4.788 kişi)

Bu dağılım, küme 8'in hem alan hem de nüfus yoğunluğu açısından en baskın küme olduğunu göstermektedir.

2. Ortalama Nüfus Dağılımına Göre Analiz

En yüksek ortalama nüfus: Küme 14 (115.63 kişi) ve Küme 12 (114.23 kişi)

En düşük ortalama nüfus: Küme 1 (33.45 kişi) ve Küme 13 (36.47 kişi)

Bu sonuçlar, küme 14 ve 12 gibi küçük bina sayısına sahip bölgelerde hane başına düşen nüfusun oldukça yüksek olduğunu, küme 1 ve 13'te ise binaların yoğun olduğu ancak her bir binadaki ortalama nüfusun düşük olduğunu göstermektedir.

3. Nüfus Dağılım Aralıkları

En yüksek maksimum nüfus: Küme 14 (318.4) ve Küme 4 (314.8)

En düşük minimum nüfus: Küme 3, 8, 13 (2.3)

Bu durum, bazı küme bölgelerinde bina nüfusları arasında çok geniş bir dağılım olduğuna işaret etmektedir. Bu tür kümelemede hizmet eşitsizliği oluşabileceği için dikkat edilmelidir.

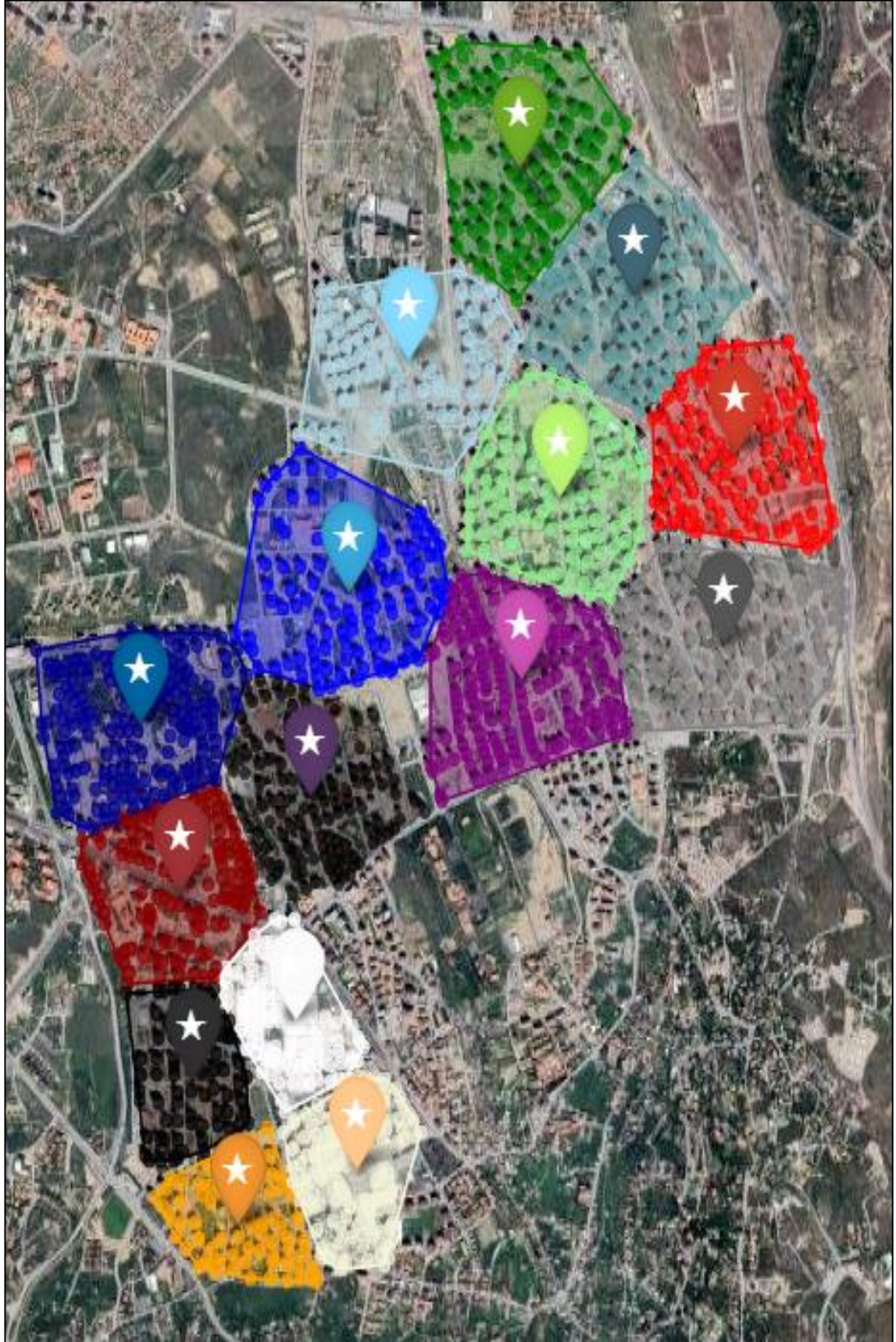
Kümeleme sonucunda ortaya çıkan bu metrikler, sosyal yaşam merkezlerinin konumlandırılmasında sadece coğrafi yakınlık değil, aynı zamanda nüfus yoğunluğunun da etkili olduğunu göstermiştir. Nüfusu fazla olan alanlar doğru şekilde merkezlere yakın dağıtılmış, ancak bazı kümelemede (Küme 13 gibi) ortalama nüfusun düşük, ancak toplam bina sayısının yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Bu da, sosyal tesislerin kapasite planlamasında sadece bina sayısına değil, ortalama hane nüfusuna da dikkat edilmesi gerektiğini göstermektedir.

YEDİNCİ BÖLÜM

KONUM VE NÜFUS VERİLERİ KULLANILARAK AĞIRLIKLANDIRILMIŞ K-MEANS YÖNTEMİ İLE SOSYAL YAŞAM MERKEZLERİNİN KONUMLARI

Bu çalışma, sosyal yaşam merkezlerinin konumsal olarak optimum dağılımını belirlemek amacıyla uygulanan nüfus ağırlıklı K-Means algoritmasının başarısını değerlendirmek için kullanılan üç temel metrik olan Silhouette Score, Calinski-Harabasz Index ve Davies-Bouldin Index değerleri üzerine odaklanmaktadır.

Şekil 7.1. Konum ve nüfus yöntemiyle küme merkezleri haritası



7.1. Silhouette İndeks Sonucu

Silhouette skoru, her bir noktanın kendi kümesi ile olan benzerliğini diğer küme noktalarıyla olan farkına oranlayarak değerlendiren bir metriktir. 0 ile 1 arasında değer alır; 1'e yaklaştıkça daha iyi ayrılmış kümelemeden söz edilir. Bu çalışmada elde edilen 0.3785 değeri, küme ayırımının orta düzeyde başarılı olduğunu ve bazı noktaların sınır durumlarda olabileceğini göstermektedir.

7.2. Calinski-Harabasz İndeks Sonucu

Bu indeks, küme merkezleri arasındaki uzaklık ile küme içi yoğunluk arasındaki oranı kullanarak kümelemenin başarısını ölçer. Değer ne kadar büyükse, küme merkezleri birbirinden o kadar uzak, küme içi dağılım ise o kadar yoğundur. 2774.96 gibi yüksek bir değer, kümelemenin ayrışmasının istatistiksel olarak güçlü olduğuna işaret eder.

7.3. Davies-Bouldin İndeksi

Davies-Bouldin indeksi, her bir kümenin kendi içindeki dağılım ile en yakın komşu küme ile olan uzaklığı karşılaştırır. Değer ne kadar düşükse, kümelemenin başarısı o kadar yüksektir. 0.8272 değeri, çok iyi olmasa da kabul edilebilir bir ayrışma seviyesi göstermektedir.

7.4. İndeks Değerlendirmesi

Yukarıdaki üç metrik birlikte değerlendirildiğinde:

- Kümelemenin genel anlamda makul seviyede başarılı olduğu,
- Nüfus ağırlıklı K-Means uygulaması ile küme merkezlerinin dağılımının etkili bir şekilde gerçekleştirildiği,
- Ancak bazı noktaların sınırda veya komşu küme merkezlerine yakın konumlandığı

tespit edilmiştir. Bu analiz sonucunda, sosyal yaşam merkezlerinin dağılımının genel anlamda dengeli olduğu, ancak detaylı saha analizleriyle desteklenmesi gerektiği söylenebilir.

Bu deneyde, konum bilgileriyle birlikte nüfus verisi de dikkate alınarak sosyal yaşam merkezlerinin ideal konumlandırılması amacıyla K-Means kümeleme algoritması uygulanmıştır. 15 kümeye ayrılan veri noktaları, üç temel mesafe metriği üzerinden değerlendirilmiştir: Ortalama mesafe, maksimum mesafe ve minimum mesafe. Aşağıda bu metrikler detaylı şekilde yorumlanmıştır.

7.5. Ortalama Mesafe Değerlendirmesi

Ortalama mesafe değerleri kümeler arasında 0.165 KM ile 0.280 KM arasında değişmektedir. Küme 14 en kısa ortalama mesafeye sahipken (0.165 KM), Küme 12 en uzun ortalama mesafeyi göstermektedir (0.280 KM). Bu dağılım, özellikle nüfus ağırlıklı veri kullanıldığında merkezlerin yerleşim alanlarına ortalama olarak 200–250 metre mesafede konumlandığını ve bu durumun planlama açısından oldukça başarılı olduğunu göstermektedir.

Tablo 7.1. Sosyal yaşam merkezlerinin ortalama mesafelere göre nüfus dağılımı

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Merkeze Ortalama Mesafe KM	Merkeze Maksimum Mesafe KM	Merkeze Minimum Mesafe KM
0	106	0.249	0.454	0.027
1	109	0.262	0.49	0.054
2	88	0.263	0.469	0.043
3	164	0.256	0.502	0.005
4	73	0.196	0.364	0.043
5	144	0.225	0.412	0.042
6	75	0.257	0.489	0.007
7	90	0.246	0.401	0.039
8	86	0.25	0.463	0.001
9	151	0.189	0.332	0.022
10	200	0.246	0.465	0.018
11	134	0.226	0.452	0.015
12	114	0.28	0.507	0.029
13	76	0.194	0.372	0.04
14	156	0.165	0.324	0.009

7.6. Maksimum Mesafe Değerlendirmesi

Maksimum mesafe değerleri kümeler arasında 0.324 KM ile 0.507 KM arasında değişmektedir. Küme 12, 0.507 KM ile en yüksek maksimum mesafeye sahiptir ve bu durum, o kümede bazı marjinal noktaların merkeze erişiminin görece daha zor olduğunu göstermektedir. Ancak genel olarak hiçbir kümede maksimum mesafe 600 metreyi aşmamış, bu da tüm kümelerin erişilebilir sınırlar içinde kaldığını ortaya koymuştur.

7.7. Minimum Mesafe Değerlendirmesi

Minimum mesafe değerleri 0.001 KM (1 metre) ile 0.054 KM (54 metre) arasında değişmektedir. Özellikle Küme 8 ve Küme 3 gibi kümelerde merkez ile yerleşim noktaları

neredeysse çakışmakta, bu da yoğun yerleşim alanlarına oldukça doğru konumlanan sosyal yaşam merkezlerini göstermektedir.

7.8. Sadece Konum ve Konum+Nüfus Karşılaştırması

Konum + Nüfus modeli, önceki sadece konuma dayalı modele göre birçok açıdan daha başarılı olmuştur. Aşağıda bu farklar belirtilmiştir:

- Ortalama mesafe aralığı önceki modelde 0.199–0.292 KM iken, bu deneyde 0.165–0.280 KM'ye düşmüştür.
- Maksimum mesafe önceki modelde 0.546 KM iken, burada 0.507 KM ile daha düşüktür.
- Minimum mesafe daha da iyileşmiş ve bazı noktalarda merkezle neredeyse birleşmiştir (0.001 KM).

Bu karşılaştırma, nüfus bilgisinin dahil edilmesinin merkez yerleşimlerinin hem erişilebilirlik hem de adalet açısından daha dengeli hale gelmesini sağladığını göstermektedir.

Bu deneyde konum + nüfus temelli yapılan K-Means kümeleme modeli, sosyal yaşam merkezlerinin erişilebilirliği ve şehirselleşme merkezlerine yakınlığı açısından oldukça başarılı sonuçlar üretmiştir. Bazı kümelerde (örneğin Küme 12) marjinal uzaklıklar görece yüksek olsa da, genel olarak tüm kümeler hem ortalama hem maksimum hem de minimum mesafe kriterlerinde makul sınırlar içinde kalmaktadır.

Bu bölümde, konum ve nüfus bilgileri birlikte kullanılarak yapılan K-Means kümeleme deneyinin çıktısı olan her bir kümedeki nüfus dağılımları analiz edilmiştir. Bu analiz, toplam nüfus, ortalama nüfus, maksimum ve minimum nüfus değerleri üzerinden yürütülmüştür. Amaç, sosyal yaşam merkezlerinin hizmet vereceği nüfusun dengeli ve erişilebilir şekilde dağılıp dağılmadığını tespit etmektir.

Tablo 7.2. Sosyal yaşam merkezlerinin nüfusa göre dağılımı

Küme	Kümelerdeki Nokta Sayısı	Toplam Nüfus	Ortalama Nüfus	Maksimum Nüfus	Minimum Nüfus
0	106	10524	99.29	217.8	25.6
1	109	7100.9	65.15	259.9	25.6
2	88	9856.4	112	261.7	65.9
3	164	9087.8	55.41	184.8	18.3
4	73	5541.2	75.91	253.3	2.3
5	144	5214.1	36.21	126.6	2.3
6	75	6961.9	92.83	318.4	22
7	90	9603.8	106.71	258	18.3
8	86	9614.8	111.8	281.8	65.9
9	151	4790.8	31.73	126.6	2.3
10	200	6710.4	33.55	100.8	9.6
11	134	6414.5	47.87	96	12.8
12	114	11513	100.99	314.8	25.6
13	76	4950.3	65.14	178.2	2.3
14	156	4412.9	28.29	182.9	2.3

7.8.1. Toplam Nüfus Dağılımı

Kümelerin toplam nüfusları 4412.9 ile 11512.5 arasında değişmektedir. En yüksek toplam nüfus Küme 12'de (11512.5), en düşük ise Küme 14'te (4412.9) gözlemlenmiştir. Bu durum, bazı merkezlerin daha yoğun nüfuslu bölgelere konumlandırıldığını, bazılarının ise daha seyrek yerleşim bölgelerine hizmet ettiğini göstermektedir. Ancak genel dağılımda çok büyük dengesizlikler bulunmamaktadır.

7.8.2. Ortalama Nüfus Dağılımı

Küme başına ortalama nüfuslar 28.29 ile 112 arasında değişmektedir. Küme 2 (112), Küme 8 (111.8) ve Küme 12 (100.99) yüksek ortalama değerlerle öne çıkmaktadır. Bu durum, bu kümelerdeki yerleşim birimlerinin daha kalabalık yapıda olduğunu gösterir. Öte yandan Küme 14 (28.29) ve Küme 10 (33.55) gibi kümelerde ise daha küçük ve dağınık yerleşimler dikkat çekmektedir.

7.8.3. Maksimum Nüfus

Kümelerdeki en yüksek nüfus değerleri 100.8 ile 318.4 arasında değişmektedir. Küme 6 (318.4), Küme 12 (314.8) ve Küme 8 (281.8), bireysel noktalarda yüksek nüfus yoğunluğuna sahip yerleşimleri içermektedir. Bu kümelerde hizmet yoğunluğu daha dikkatli planlanmalıdır.

7.8.4. Minimum Nüfus

Minimum nüfus değerleri 2.3 ile 65.9 arasında değişmektedir. Küme 5, 9, 10, 13 ve 14 gibi kümelerde minimum değerler 2.3 gibi oldukça düşük seviyededir. Bu, ilgili merkezlerin bazı çok küçük ya da münferit binalara da hizmet götürmeye çalıştığını gösterir.

7.8.5. Toplam Nüfus Değerlendirmesi

Nüfus dağılımı analizi, sosyal yaşam merkezlerinin genelde dengeli şekilde nüfuslara hizmet etmeye çalıştığını ortaya koymaktadır. Bazı kümelerde (örneğin Küme 2, 6, 8 ve 12) hizmet yükü görece daha fazladır ve bu durum operasyonel planlamada dikkate alınmalıdır. Ortalama nüfusun 100'ü aştığı kümelerde alternatif merkez planlaması veya zaman dilimli hizmet sunumu gibi stratejiler geliştirilebilir.

Genel olarak, K-Means algoritmasının hem konum hem de nüfus bilgileriyle desteklendiği bu model, belediyeler için erişilebilirlik ve adaletli hizmet sunumu açısından güçlü bir planlama zemini oluşturur.

SEKİZİNCİ BÖLÜM

SONUÇ VE TARTIŞMALAR

SOSYAL YAŞAM MERKEZLERİNİN KONUMLANDIRILMASI ÜZERİNE YAPILAN ÜÇ FARKLI K-MEANS DENEYİNİN KARŞILAŞTIRILMASI

Bu çalışmada, sosyal yaşam merkezlerinin en uygun konumlarının belirlenmesine yönelik üç farklı K-Means kümeleme yaklaşımı uygulanmıştır. Amaç, sosyal hizmetlerin erişilebilirliğini ve etkinliğini artırmak adına en uygun yerleşim noktalarını belirlemektir. Her bir yöntem farklı veri bileşenleriyle çalışmaktadır ve performansları çeşitli metriklerle değerlendirilmiştir.

8.1. Belediye Tarafından Belirlenen Mevcut ve Planlanan Merkezlere Dayalı Kümeler

Bu senaryoda, mevcut ve planlanan sosyal yaşam merkezlerinin konumları doğrudan K-Means merkezleri olarak kullanılmış ve bu kümelere göre metrikler hesaplanmıştır. Bu yöntem, belediyenin halihazırdaki planlamasının kümeleme algoritması perspektifinden ne kadar tutarlı olduğunu anlamak açısından değerlendirilmiştir.

- Silhouette Skoru: 0.270
- Calinski-Harabasz İndeksi: 1753.894
- Davies-Bouldin İndeksi: 0.927

Bu yöntem diğerlerine göre daha düşük performans göstermiştir. Silhouette skoru ve Calinski-Harabasz değeri daha düşüktür, bu da kümelerin hem birbirinden yeterince ayrılmadığını hem de iç yapılarının dağınık olduğunu gösterir. Davies-Bouldin değeri de yüksek olduğundan, kümeler arası benzerlik yüksektir. Bu sonuç, mevcut planlamanın iyileştirilebilir olduğunu göstermektedir.

8.2. Sadece Konum Verisi Kullanılarak K-Means ile Oluşturulan Merkezler

Bu deneyde sadece binaların coğrafi koordinatları dikkate alınarak klasik K-Means algoritması uygulanmıştır. Bu yöntemle merkezlerin doğal mekânsal dağılımı esas alınmıştır.

- Silhouette Skoru: 0.378
- Calinski-Harabasz İndeksi: 2774.962
- Davies-Bouldin İndeksi: 0.827

Silhouette skorunun artmış olması, kümelerin daha belirgin ayrıldığını göstermektedir. Ayrıca Calinski-Harabasz skorunun yüksek olması, kümelerin daha yoğun ve birbirinden ayrık olduğunu gösterir. Davies-Bouldin değeri de daha düşüktür. Bu yöntem, mevcut planlamaya kıyasla daha iyi performans sergilemiştir.

8.3. Konum ve Nüfus Verisi Kullanılarak Ağırlıklandırılmış K-Means

Bu yöntemde konum bilgisi ile birlikte her bir yerleşim noktasının nüfusu da dikkate alınarak K-Means algoritması ağırlıklı biçimde uygulanmıştır. Amaç, sadece mekânsal yakınlık değil, hizmet verilecek nüfusun yoğunluğunu da dikkate alan daha dengeli merkezler oluşturmaktır.

- Silhouette Skoru: 0.378
- Calinski-Harabasz İndeksi: 2774.906
- Davies-Bouldin İndeksi: 0.826

Bu yöntem, yalnızca konuma dayalı K-Means'e çok yakın skorlar üretmiş, ancak nüfus yoğunluğu da hesaba katıldığından daha işlevsel sonuçlar doğurmuştur. Özellikle yüksek nüfus yoğunluklu alanlara yakın merkezlerin seçilmesiyle hizmet kapsayıcılığı artırılmıştır.

8.4. Konum+Nüfus Değerlendirmesi

Üç yöntem karşılaştırıldığında, klasik K-Means ve ağırlıklı k-means yöntemlerinin, belediyenin mevcut planlamasına kıyasla daha başarılı olduğu görülmektedir. Sadece konuma dayalı yöntem yüksek metrik skorlar üretmiş olsa da, ağırlıklı K-Means modeli nüfusun mekânsal yoğunluğunu da dikkate alarak daha dengeli hizmet sunumu açısından avantaj sağlamaktadır. Bu nedenle, konum + nüfus tabanlı ağırlıklı kümeleme yaklaşımı,

sosyal yaşam merkezlerinin planlanmasında daha uygun bir çözüm olarak değerlendirilebilir.

8.5. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Mesafe Analizi Karşılaştırması

Bu bölümde, üç farklı yöntemle elde edilen sosyal yaşam merkezi kümelerinin mesafe analizleri karşılaştırılmıştır. Her yöntem için ortalama, maksimum ve minimum mesafeler değerlendirilmiş ve kullanıcı erişilebilirliği açısından avantajları araştırılmıştır.

8.5.1. Yöntem 1 (Belediye)

Yöntem 1 (Belediye) için genel ortalama mesafe: 0.315 KM

En uzak nokta mesafesi: 1.013 KM

En yakın nokta mesafesi: 0.020 KM

Bu yöntemde ortalama mesafe 0.315 KM olarak hesaplanmıştır. Bu değer, kullanıcıların genel olarak merkeze olan uzaklıklarının göstergesidir. Maksimum mesafe 1.013 KM ile bu yöntemde kapsanan en uzak noktayı, minimum mesafe ise 0.020 KM ile merkeze en yakın kullanıcıyı temsil eder.

8.5.2. Yöntem 2 (Sadece Konum)

Yöntem 2 (Sadece Konum) için genel ortalama mesafe: 0.236 KM

En uzak nokta mesafesi: 0.546 KM

En yakın nokta mesafesi: 0.004 KM

Bu yöntemde ortalama mesafe 0.236 KM olarak hesaplanmıştır. Bu değer, kullanıcıların genel olarak merkeze olan uzaklıklarının göstergesidir. Maksimum mesafe 0.546 KM ile bu yöntemde kapsanan en uzak noktayı, minimum mesafe ise 0.004 KM ile merkeze en yakın kullanıcıyı temsil eder.

8.5.3. Yöntem 3 (Konum + Nüfus)

Yöntem 3 (Konum + Nüfus) için genel ortalama mesafe: 0.234 KM

En uzak nokta mesafesi: 0.507 KM

En yakın nokta mesafesi: 0.005 KM

Bu yöntemde ortalama mesafe 0.234 KM olarak hesaplanmıştır. Bu değer, kullanıcıların genel olarak merkeze olan uzaklıklarının göstergesidir. Maksimum mesafe 0.507 KM ile

bu yöntemde kapsanan en uzak noktayı, minimum mesafe ise 0.005 KM ile merkeze en yakın kullanıcıyı temsil eder.

8.5.4. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Değerlendirmesi

Yöntemler karşılaştırıldığında, ortalama mesafelerin birbirine yakın olduğu görülmektedir. Ancak maksimum mesafeye bakıldığında, bazı yöntemlerde erişimin daha uzak bölgelere kadar yayıldığı gözlenmektedir. Özellikle Yöntem 3 (Konum + Nüfus) modeli, hem konumsal dağılımı hem de kullanıcı yoğunluğunu dikkate aldığı için, hizmetlerin daha verimli planlanmasına katkı sağlayabilir. Yöntem 1 (Belediye) yaklaşımı, bazı kümelerde maksimum mesafenin daha yüksek olmasına neden olmakta, bu da hizmet alanında dengesizlik oluşturabilir. Yöntem 2 ise konumsal olarak dengeli bir dağılım sağlamakta, ancak nüfus yoğunluğu göz ardı edilmektedir.

8.6. Belediye + Konum + Nüfus Yöntemlerinin Küme Nüfus Analizi Karşılaştırması

Bu bölümde, üç farklı yöntemle elde edilen sosyal yaşam merkezi kümelerinin nüfus analizleri karşılaştırılmıştır. Her yöntem için toplam nüfus, ortalama nüfus, maksimum ve minimum nüfus değerleri dikkate alınmış ve hizmet kapsayıcılığı açısından değerlendirme yapılmıştır.

8.6.1. Yöntem 1 (Belediye)

Yöntem 1 (Belediye) için kümelerde hizmet verilen toplam nüfus: 112296.7

Ortalama nüfus yoğunluğu: 70.04

Kümelerdeki en yoğun bölgedeki nüfus: 318.4

En düşük nüfuslu küme değeri: 2.3

Bu yöntemdeki kümeler genel olarak toplam 112296.7 kişiye hizmet verecek şekilde belirlenmiştir. Ortalama 70.04 kişilik kümeler oluşturulmuş olup, bazı kümelerde 318.4 kişiye kadar nüfus birikimi gözlemlenmektedir. En düşük değer ise 2.3 ile daha seyrek yerleşimli bölgeleri temsil etmektedir.

8.6.2. Yöntem 2 (Sadece Konum)

Yöntem 2 (Sadece Konum) için kümelerde hizmet verilen toplam nüfus: 112296.8

Ortalama nüfus yoğunluğu: 76.04

Kümelerdeki en yoğun bölgedeki nüfus: 318.4

En düşük nüfuslu küme değeri: 2.3

Bu yöntemdeki kümeler genel olarak toplam 112296.8 kişiye hizmet verecek şekilde belirlenmiştir. Ortalama 76.04 kişilik kümeler oluşturulmuş olup, bazı kümelerde 318.4 kişiye kadar nüfus birikimi gözlemlenmektedir. En düşük değer ise 2.3 ile daha seyrek yerleşimli bölgeleri temsil etmektedir.

8.6.3.Yöntem 3 (Konum + Nüfus)

Yöntem 3 (Konum + Nüfus) için kümelerde hizmet verilen toplam nüfus: 112296.6

Ortalama nüfus yoğunluğu: 70.88

Kümelerdeki en yoğun bölgedeki nüfus: 318.4

En düşük nüfuslu küme değeri: 2.3

Bu yöntemdeki kümeler genel olarak toplam 112296.6 kişiye hizmet verecek şekilde belirlenmiştir. Ortalama 70.88 kişilik kümeler oluşturulmuş olup, bazı kümelerde 318.4 kişiye kadar nüfus birikimi gözlemlenmektedir. En düşük değer ise 2.3 ile daha seyrek yerleşimli bölgeleri temsil etmektedir.

8.7. Sonuç

Üç yöntem karşılaştırıldığında, yöntem 3 (Konum + Nüfus) modeli, kümeler arasında daha dengeli bir nüfus dağılımı sağlamayı hedeflemektedir. Yöntem 1 (Belediye) yaklaşımı ise bazı kümelerde aşırı nüfus yoğunluğuna veya düşük nüfuslu kümelere yol açmakta ve dengesizlik yaratmaktadır. Yöntem 2 yalnızca mekânsal konuma göre çalıştığı için, bazı kümelerde nüfus farklarının yüksek olduğu gözlemlenmiştir. Genel olarak, nüfus dengesini gözetilen yöntemlerin, sosyal hizmet erişiminin verimliliği açısından daha avantajlı olduğu görülmektedir.

KAYNAKÇA

- Aksoy, E. (2004). *An attempt to classify Turkish district data: K-means and self-organizing (SOM) algorithms* [Yüksek lisans tezi, Middle East Technical University].
- Aktaş, A. D. (2020). Derin öğrenme yöntemleri ile dokunsal parke yüzeyi tespiti. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 35(4), 1685–1700.
- Algur, Ö. T. (2018). Dış ortam görüntülerindeki insan hareketlerinin hibrit derin öğrenme yöntemleri kullanarak sınıflandırılması. *Fırat Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 30(1), 121–129.
- Aydın, Ö., Ayvaz, S., Yıldırım, M., & Salman, Y. (2017, Ocak 31). Elektronik harp ile toplanan verilerin veri madenciliği yöntemleri ile analiz edilmesi. *Acta Infologica*. <https://doi.org/>
- Başarsoft. (2017). *Coğrafi bilgi sistemleri (CBS) nedir?* <https://www.basarsoft.com.tr/cografi-bilgi-sistemleri-cbs-nedir>
- Bilgin, A. (2021, Nisan 30). YOLO (You Only Look Once) mimarisi nedir? *Medium*. 19 Aralık 2022 tarihinde <https://aylablgn.medium.com/yolo-you-only-look-once-mimarisi-nedir-754d0bc6a6ba> adresinden alındı.
- Çağlar, B. (2018, Şubat 2). *Mekansal verilerin kümeleme analizi ile değerlendirilmesi* (Tez no. 493835) [Yüksek lisans tezi, Necmettin Erbakan Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi.
- Çilek, S. (2021, Ağustos 9). ResNet (Residual Network) nedir? *Medium*. 19 Aralık 2022 tarihinde <https://suhedacilek.medium.com/resnet-residual-network-nedir-49105e642566> adresinden alındı.
- Doğan, G., & Efe, D. (2021). MobileNet CNN yaklaşımları ve özellik seçme yöntemleri kullanarak araç türlerini sınıflandırma. *Süleyman Demirel Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü Dergisi*, 25(3), 618–628.
- Doğan, S. (2021, Eylül 22). Elektrik dağıtımda kullanılan CBS sistemleri. *LinkedIn*. <https://tr.linkedin.com/pulse/elektrik-da%C4%9Fitimda-kullanilan-cbs-sistemleri-do%C4%9Fan-sev%C3%BCk>

- Ekrem, Y. (2025). Elektrik dağıtım şebeke bağlantı modelinin coğrafi bilgi sistemi ile oluşturulması. *DOCPLAYER*. <https://docplayer.biz.tr/111075401-Elektrik-dagitim-sebeke-baglanti-modelinin-cograf-bilgi-sistemi-ile-olusturulmasi.html>
- Ergün, E., & Ergün, S. (2025). Derin öğrenme ile artırılmış görüntü seti üzerinden cilt kanseri tespiti. *Dergipark*, 192–200.
- Ester, M., Kriegel, H.-P., Sander, J., & Xu, X. (1996). A density-based algorithm for discovering clusters in large spatial databases with noise. In *Proceedings of the Second International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 226–231).
- Furkan, A. K. (2025). *Yüz tanıma sürecinde farklı CNN modellerinin performans karşılaştırması* [Yüksek lisans tezi, Fırat Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi.
- GDZ Elektrik Dağıtım A.Ş. (2019). *Coğrafi bilgi sistemi (CBS)*. <https://www.gdzelektrik.com.tr/tr/corporate/dagitim-operasyonlari-1014>
- Gehl, J. (2010). *Cities for people*. Island Press.
- Gökalp, S., & Gökalp, F. (2021). Farklı derin sinir ağı modellerinin duygu tanımadaki performanslarının karşılaştırılması. *Muş Alparslan Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 6(2), 35–43.
- Howard, A. G. (2025). MobileNets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications. *arXiv*. <https://arxiv.org/abs/1704.04861>
- Huang, R. P. (2018). YOLO-LITE: A real-time object detection algorithm optimized for non-GPU computers. In *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* (pp. 2503–2510). <https://doi.org/10.1109/BigData.2018.8622462>
- Jain, A. K. (2010). Data clustering: 50 years beyond K-means. *Pattern Recognition Letters*, 31(8), 651–666. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2009.09.011>
- Karaaslan, İ., Azginoğlu, N., & Taşyürek, M. (2022, Şubat). İmar uygulamalarında dağıtımın veri madenciliği yöntemi kullanılarak yapılması. *Niğde Ömer Halisdemir Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 11(1), 506–512.
- Karacı, A. (2025). X-ışını görüntülerinden omuz implantlarının tespiti ve sınıflandırılması: YOLO ve önceden eğitilmiş evrişimsel sinir ağı tabanlı bir

yaklaşım. *Gazi Üniversitesi Mühendislik-Mimarlık Fakültesi Dergisi*, 36(3), 283–294.

Kılıç, A., & Şener, N. (2022). Kamusal alanda sanatın dijitalleşmesi ve mekân algısı. *STAR Sanat ve Tasarım Araştırmaları Dergisi*, 3(4), 187–197. <https://doi.org/10.5281/zenodo.7377902>

Kördemir, M. (2021). *Beyin tümörlerinin MR görüntüleri üzerinden derin öğrenme yöntemiyle tespiti ve sınıflandırılması* (Tez no. 677884) [Yüksek lisans tezi, Akdeniz Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi.

Li, J., Zheng, A., Guo, W., Bandyopadhyay, N., Zhang, Y., & Wang, Q. (2023, Ocak 31). Urban flood risk assessment based on DBSCAN and K-means clustering algorithm. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1).

Li, J., Zheng, A., Guo, W., Bandyopadhyay, N., Zhang, Y., & Wang, Q. (2023, January 31). Urban flood risk assessment based on DBSCAN and K-means clustering algorithm. *Geomatics, Natural Hazards and Risk*, 14(1). <https://doi.org/10.1080/19475705.2023.2166135>

MacQueen, J. (1967). Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In *Proceedings of the Fifth Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability* (Vol. 1, pp. 281–297). University of California Press.

Öksüz, C., & (2025). *Yolo v2 modeli ile beyin tümörü algılama*. ResearchGate. <https://www.researchgate.net/publication>

Özaltındış, Ö. (2018, Nisan 23). *Mekansal-zamansal veri madenciliğinde kümeleme analizi* (Tez no. 521718) [Yüksek lisans tezi, Mimar Sinan Güzel Sanatlar Üniversitesi]. Yükseköğretim Kurulu Ulusal Tez Merkezi.

Özbay, E. (2021). Derin öğrenme ve sınıflandırma yaklaşımları ile BT görüntülerinden COVID-19 tespiti. *Dicle Üniversitesi Mühendislik Fakültesi Mühendislik Dergisi*, 12(2), 211–219.

Özel, M. A. (2025). Derin öğrenme algoritması (YOLO) ile dinamik test süresince süspansiyon parçalarında çatlak tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 1–5.

- Özgür, A. (2019). Derin öğrenme yöntemleri kullanarak ekin ile yabancı otların birbirinden ayırt edilmesi. *ResearchGate*, 76–89. <https://www.researchgate.net/publication/xxx>
- Özmerdivenli, N., Taşyürek, M., & Daşbaşı, B. (2021). Dini tesis yapılacak en iyi konumun K-means kümeleme yöntemleri ile tespit edilmesi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 32, 424–430. <https://doi.org/10.31590/ejosat.1037519>
- Özuysal, M. (2025). *Derin öğrenme ile zemin dokusu sınıflandırma*. CORE. <https://core.ac.uk/download/pdf/xxx.pdf>
- Planlı Alanlar İmar Yönetmeliği. (2021). 3194 sayılı İmar Kanunu (1985). <https://www.mevzuat.gov.tr/>
- Redmon, J., & Divvala, S. (2016). You only look once: Unified, real-time object detection. In *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition* (pp. 779–788). <https://doi.org/xxx>
- Saygılı, Z. (2025). İnsansız hava araçlarında gömülü sistem üzerinden derin öğrenme ile nesne tespiti. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, ss. 292–298.
- Schubert, E., Sander, J., Ester, M., Kriegel, H., & Xu, X. (2017). DBSCAN revisited, revisited: Why and how you should (still) use DBSCAN. *ACM Transactions on Database Systems (TODS)*, 42(3), 1–21. <https://doi.org/10.1145/3068335>
- Taşyürek, C. Ö. (2022). DDL: A new deep learning based approach for multiple house numbers detection and clustering. *Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University*, 37(2).
- Taşyürek, M. (2022). A novel approach to improve the performance of the database storing big data with time information. *Dergipark*, 388–396.
- Taşyürek, M., & Azgınoğlu, N. (2021). Coğrafik bilgi sistemleri için mekânsal etkileşim analizi ile adresi bilgi sistemi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, 451–456.
- Taşyürek, M., & Azgınoğlu, N. (2021, Ocak 1). Coğrafik bilgi sistemleri için mekânsal etkileşim analizi ile adresi bilgi sistemi. *Avrupa Bilim ve Teknoloji Dergisi*, (21), 451–

- Turgut, E., Taşyürek, M., & Azgınoğlu, N. (2022). Kentsel dönüşüm sürecinde binaların mekânsal veri madenciliği yöntemleri ile tespiti. *DUJE (Dicle University Journal of Engineering)*, 13(2), 161–167.
- TÜİK. (2023). *Kentleşme ve çevre istatistikleri raporu*. Türkiye İstatistik Kurumu. <https://www.tuik.gov.tr>
- Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK). (2023). *Kentleşme ve çevre istatistikleri raporu*. <https://data.tuik.gov.tr>
- Turgut, E., Taşyürek, M., & Azgınoğlu, N. (2022). Kentsel dönüşüm sürecinde binaların mekânsal veri madenciliği yöntemleri ile tespiti. *DUJE: Dicle University Journal of Engineering*, 161–167.
- Vikipedi. (2022, Ağustos 12). *Coğrafi bilgi sistemi*. Vikipedi: Özgür Ansiklopedi. https://tr.wikipedia.org/w/index.php?title=Co%C4%9Frafî_bilgi_sistemi&oldid=27944091
- World Health Organization (WHO). (2016). *Urban green space interventions and health: A review of impacts and effectiveness*. European Green City Index. <https://www.euro.who.int>
- Yücel, S. & Daşbaşı, B. (2024). Mathematical Analysis of the Effects of some Selected Factors on the Crude Divorce Rate by using ANN and ODE. *Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences*, 10(1), 14–28.

TEZ İNTİHAL RAPORU

iThenticate Page 1 of 80 - Cover Page

Submission ID trn:oid::3117:475665285

Samet Yücel

samet_tez_v5 (1).docx

Kayseri Üniversitesi

Document Details

Submission ID
trn:oid::3117:475665285

Submission Date
Jul 23, 2025, 10:48 AM GMT+3

Download Date
Jul 23, 2025, 10:50 AM GMT+3

File Name
samet_tez_v5 (1).docx

File Size
6.0 MB

76 Pages
12,494 Words
86,386 Characters

iThenticate Page 1 of 80 - Cover Page

Submission ID trn:oid::3117:475665285




6% Overall Similarity

The combined total of all matches, including overlapping sources, for each database.

Filtered from the Report

- ▶ Bibliography
- ▶ Cited Text

Top Sources

- 5%  Internet sources
- 3%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Integrity Flags


1 Integrity Flag for Review

-  **Hidden Text**
104 suspect characters on 2 pages
Text is altered to blend into the white background of the document.

Our system's algorithms look deeply at a document for any inconsistencies that would set it apart from a normal submission. If we notice something strange, we flag it for you to review.

A Flag is not necessarily an indicator of a problem. However, we'd recommend you focus your attention there for further review.

Top Sources

- 5%  Internet sources
- 3%  Publications
- 0%  Submitted works (Student Papers)

Top Sources

The sources with the highest number of matches within the submission. Overlapping sources will not be displayed.

1	Internet	abis-files.kayseri.edu.tr	2%
2	Internet	enstitü.kayseri.edu.tr	<1%
3	Internet	acikbilim.yok.gov.tr	<1%
4	Internet	docplayer.biz.tr	<1%
5	Internet	euroasiajournal.org	<1%
6	Internet	dergipark.org.tr	<1%
7	Internet	www.researchgate.net	<1%
8	Publication	caglar, Burak. "Mekansal Verilerin Kumeleme Analizi ile Degerlendirilmesi", Nec...	<1%
9	Internet	acikerisim.nevsehir.edu.tr	<1%
10	Internet	link.springer.com	<1%
11	Publication	Andrew J. Veenis, Md. Sharear Saon, Philip C. Bevilacqua. "Prevalence of dual-don...	<1%

ÖZGEÇMİŞ

KİŞİSEL BİLGİLER

Adı Soyadı	Samet YÜCEL
------------	-------------

EĞİTİM BİLGİLERİ

Derece	Kurum	Mezuniyet Yılı
Lise	Talas Y.D.A Lisesi	2004
Lisans	Yıldız Teknik Üniversitesi	2012

EĞİTİM BİLGİLERİ

Dil	Derece
İngilizce	C1

İŞ DENEYİMLERİ

Derece	Kurum	Görev Süresi
Mühendis	Talas Belediyesi	11 Yıl

YAYINLAR

Yücel, S. & Daşbaşı, B. (2024). Mathematical Analysis of the Effects of some Selected Factors on the Crude Divorce Rate by using ANN and ODE. Euroasia Journal of Mathematics, Engineering, Natural & Medical Sciences, 14-28.



Uygulama ve Proje Odaklı, İş Dünyası ile Bütünleşen Üniversite

