

Komşu Mahallelerdeki Konut Fiyat Farklılıklarının Mekansal Analizlerle İncelenmesi: Ankara Çankaya İlçesi Örneği

Investigating Housing Price Differences in Adjacent Neighborhoods Using Spatial Analysis: The Case of Ankara's Çankaya District

Ayşe Giz Gülnerman Gengeç^{1*}, Tuğba Memişoğlu Baykal¹

¹Ankara Hacı Bayram Veli Üniversitesi, Tapu Kadastro Yüksekokulu, Tapu Kadastro Bölümü, 06500 Yenimahalle/Ankara.

ARAŞTIRMA MAKALESİ

*Sorumlu yazar:

Ayşe Giz Gülnerman Gengeç
ayse.gulnerman@hbu.edu.tr

doi: 10.48123/rsgis.1731127

Yayın süreci

Geliş tarihi: 30.06.2025
Kabul tarihi: 20.09.2025
Basım tarihi: 27.09.2025

Özet

Bu çalışma, konut piyasasında yakın bölgeler arasındaki satılık fiyat farklılıklarını araştırarak bu durumu mekânsal analizlerle incelemektedir. Ankara'nın Çankaya ilçesi çalışma alanı olarak belirlenmiş ve konut satış birim (m²) fiyatları için Endeksa web sayfası veri kaynağı olarak kullanılmıştır. 2020-2024 yıllarına ait mahalle bazlı konut fiyat değişimleri incelenirken, Getis-Ord ve Lokal Moran's I mekânsal analiz teknikleri kullanılmıştır. Getis-Ord analizi ile incelenen yıllarda konut fiyatlarındaki yüksek ya da düşük fiyat kümelenmeleri ortaya çıkarılmış, Lokal Moran's I yöntemiyle ise yakın bölgeler arasındaki fiyatların mekânsal otokorelasyonu tespit edilmiştir. Bu çalışma, Çankaya ilçesindeki konut satış fiyatlarının yıllara göre mekânsal dağılımını ortaya koyarak tutarlı kümelenme örüntülerini ve ayrılan bölgeleri belirlemiştir. Bulgular, konut piyasasındaki bölgesel dinamiklerin anlaşılmasına katkı sağlayarak yatırım ve planlama kararları için mekânsal temelli bir analiz sunmaktadır.

Anahtar kelimeler: Konut piyasası, Mahalle bazlı konut fiyatı analizi, Getis-Ord Gi*, Lokal Moran's-I

Abstract

This study investigates the differences in asking prices between nearby areas in the housing market and examines this situation through spatial analyses. The district of Çankaya in Ankara is selected as the study area, and data on unit sale prices per square meter are obtained from the Endeksa website. Neighborhood-based housing price changes for the years 2020–2024 are analyzed using the spatial analysis techniques of Getis-Ord and Local Moran's I. While the Getis-Ord analysis revealed clusters of high or low pricing during the examined years, the Local Moran's I method identified the spatial autocorrelation of prices between neighboring areas. This study reveals the spatial distribution of housing sale prices in Çankaya district over the years, identifying consistent clustering patterns as well as diverging areas. The findings contribute to understanding regional dynamics in the housing market and offer a spatially grounded analysis to inform investment and planning decisions.

Keywords: Housing market, Neighborhood-level housing price analysis, Getis-Ord Gi*, Local Moran's-I

1. Giriş

Barınma hakkı küresel ölçekte en temel insan haklarından biri olarak kabul edilmektedir (UN-Habitat, 2009; United Nations, 1948). Bu hakkın sağlanabilmesi konut piyasasındaki konut sayısı ve nüfus ve hane halkı büyüklükleri ile doğrudan ilişkilidir (Erçetin, 2022). Günümüzde barınma hakkı sadece herhangi bir yerde konut ihtiyacının karşılanması olarak görülmemekte, aynı zamanda vatandaşların sosyal ve ekonomik ihtiyaçlarını da kapsayıcı şekilde değerlendirilmektedir (Kutsal & Polatoğlu, 2023). Kentsel alanda barınma ihtiyacını karşılanması için vatandaşın tercihlerini yönlendirebilecek çeşitli kriterler (erişilebilirlik, sosyal donatı alanlarının zenginliği, güvenlik, kentsel canlılık

vb.) gz nnde bulundurulmaktadır (Memiş, 2019; Sarkar & Jana, 2023). Kentsel alandaki barınma ihtiyaçını karřılamak iin dikkate alınan kriterler, konut satıř birim fiyatlarında farklılıklara yol amakta ve bu durum, konut piyasasında mekânsal olarak ayrıřan alt piyasa yapılarının oluřmasına neden olmaktadır. Teoride belirlenen bu tercihler ve Birinci Coğrafiya Yasası: “Her řey her řeyle ilişkilidir, ancak yakın olan řeyler, uzak olanlara gre daha gl bir ilişkiye sahiptir.” (Tobler, 2004) dřnldğnde komřu alanlarda benzer bir fiyatlama ve piyasa oluřacağı dřnlmektedir. Ancak kentsel alan yapılı evre haricinde insan algısını řekillendirebilen farklı perspektiflere sahip olabilir ve bu konut piyasasında dzenli bir fiyatlama grlmeyebilir. Dahası konut piyasasında suni fiyatlama, kentsel alanda yenileme, yeniden yapılaşma gibi veride ya da mekânsal alanda arpıcı deėiřiklikler olabilir. Bu deėiřikler de konut piyasasında tutarsız fiyatlamaların grlmesine, benzer alanlarda haksız fiyat farklılıklarının ortaya ıkmasına sebep olarak piyasada algı ynetimine sebep olabilir.

Bu alıřmanın amacı, Ankara ili ankaya ilçesinde yer alan birbirine yakın blgelerdeki konut satıř birim fiyatlarını inceleyerek konut piyasasındaki fiyatlamaların yıllara gre tutarlılıėını arařtırmaktır. Yapılan mekânsal otokorelasyon ve mekânsal kmeleme analizleri ile alıřma konut fiyat piyasasındaki tutarsız fiyat deėiřimlerini zaman-mekân perspektifinde ortaya koyarak, bu desenlerin olası nedenlerinin (suni fiyatlama, kentsel dnřm, yenileme vb.) gelecekteki alıřmalarda arařtırılmasına zemin hazırlamaktadır. Kresel ve lokal mekânsal otokorelasyon analizi ile verinin mekânda rastgele daėılıp daėılmadıėı, birbirine yakın olan blgelerin birbirlerine gre durumları test edilir. Bylece birbirine komřu blgelerin birbirlerine gre fiyatlarının yksek ya da dřk olma durumları anlařılabilir. Mekânsal kmeleme analizi ile benzer mekânsal rntleri belirlemek ve bu rntleri kmelemek iin kullanılır. Bu sayede Ankara ili ankaya ilçesinde bir araya gelen benzer konut fiyatlarına sahip blgeler (sıcak, soėuk, ntr olarak) tespit edilebilir.

1.1. Literatr zeti

Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) tabanlı mekansal kmeleme yntemleri, birok alanda yaygın řekilde kullanılmaktadır. Bu alanlardan birisi de konut piyasasındaki zamana baėlı fiyat deėiřiminin tespiti ve geliřen ya da geliřmekte olan alanların tespit edilerek alım-satım iřlemlerinin kolayca yapılabilmesine olanak saėlayan analizler yrtmektir. zellikle mekânsal kmeleme yntemleri fiyat deėiřimlerinin nerelerde meydana geldiėinin belirlenmesinde ve nedenlerini mmkn olduėunca aıklayan iřlikilerin kurulmasında kolaylık saėlamaktadır.

Literatr incelendiėinde, bu konuda birok yayına rastlanmaktadır. Bu alıřmalardan bazıları CBS’nin kmeleme yntemleriyle yrtlen alıřmalarken, bazıları da CBS’nin farklı analiz avantajlarından yararlanılarak gerekleřtirilen alıřmalar niteliėindedir (Tablo 1). lkemiz aısından dřnldğnde konumsal kmeleme yntemleriyle gerekleřtirilen alıřmaların mevcutta olduėu ancak sıcak nokta kmeleme analizleriyle yrtlerek karřılařtırılmalı olarak sunulduėu alıřmaların sayısının az olduėu gzlemlenmektedir. Dolayısıyla bu alıřma ile Ankara ili zelinde CBS’ye dayalı kmeleme analizleri yrtlerek konut satıř fiyatlarının nerelerde daha fazla nerelerde daha az olduėunun tespiti yapılarak kıyaslamalı bir analiz yrtlmřtr. Bylece blgesel farklılıkları daha iyi tespit edebilmek, elde edilen mahalle bazlı kmelemeler ile saėlanmışır. Bu alıřma hem ilgili il aısından hem de lke genelinde benzer nitelikteki bir satıř erevesine sahip iller iin altlık oluřturabilecektir.

Tablo 1. Literatr zeti

alıřma	Yıl	alıřma alanı	Veri		Kullanılan Yntem
			Yıl-Dnem	Nitelik	
(Basu & Thibodeau, 1998)	1998	Dallas, Texas	1991:4 (Ekim-Aralık dnemi) ile 1993:1 (Ocak-Mart dnemi)	5000 Konut satıř iřlem fiyatları	Hedonik yntem, Kresel otokorelasyon, Genelleřtirilmiř en kk kareler yntemi (EGLS), En Kk Kareler Yntemi (OLS)
(Eėdemir, 2001)	2001	İstanbul, Trkiye	1997	15 ilçede Konut satıř fiyatları	oklu Regresyon Analizi
(Vui, 2006)	2006	Johor Bahru, Malezya	-	125 Bireysel teraslı nite	oklu Regresyon Analizi (GIS-MRA)
(Bitter vd., 2007)	2007	Tucson, Arizona, ABD	2000	15.986 kayıtlı Konut satıř fiyatları	Mekansal Geniřleme Yntemi ve Coğrafi Aėırlıklı Regresyon (GWR)
(Huang vd., 2010)	2008	Calgary, Kanada	2002 - 2004	Konut satıř fiyatları	OLS, Zamansal Aėırlıklı Regresyon (TWR) ve Coğrafi ve Zamansal Aėırlıklı regresyon (GTWR)
(Hanink vd., 2012)	2012	in	2000	Konut satıř fiyatları	Hedonik Yntem ve GWR

Tablo 1’in devamı

Çalışma	Yıl	Çalışma alanı	Veri		Kullanılan Yöntem
			Yıl-Dönem	Nitelik	
(De Bruyne & Van Hove, 2013)	2012	Belçika	2001	Belçika’nın 589 belediyesindeki konut fiyatları	Coğrafi engellerin konut fiyatları üzerindeki açık etkisini gösteren bir model
(Manganelli vd., 2014)	2014	Potenza, İtalya,	2008 - 2010	280 Konut emlak işlemi	GWR
(Boza, 2015)	2015	Ankara, Türkiye	2010 - 2011	Konut fiyatları	Eşzamanlı Mekânsal Otoregresyon, GWR ve OLS’ye dayalı Hedonik Konut Değerleme modelleri
(Tuna vd., 2015)	2015	Ankara, Türkiye	11 Aralık 2011- 23 Nisan 2012	Konut fiyatları, nüfus bilgileri, konutlara ait 42 parametre bilgisi	Lineer Regresyon
(Hu vd., 2016)	2016	Wuhan, Çin	Ocak 2003 - Aralık 2013	10 yıllık bir Konut arazi fiyatı panel veri seti	GWR
(Li vd., 2017)	2017	Wuhan, Çin	01 Ocak 2005- 31 Ocak 2015	4638 yeni konut birimi ve 7752 liste fiyatı	Kernel Density Estimation, IDW, En Yakın Komşu Yöntemi, GWR
(Kok vd., 2018)	2018	Malezya	2002 - 2015	Konut fiyatları	Yapısal Vektör Otoregresif Regresyon (SVAR) yöntemi
(Yang vd., 2018)	2018	Dalian, Çin	Aralık 2016	Konut özelliklerine dair örnek veriler ve Dalian’ın altyapı ve ulaşım ağına dair veriler	GWR
(Barreca vd., 2018)	2018	Torino, İtalya	2011- 2017	3071 Konut ilanı verileri ve inşa yılı ile fiziksel durum verileri	Moran’s I, Anselin Local Moran’s I, OLS
(Cao vd., 2019)	2018	Singapur	Makale açık erişime sahip olmadığından veri bilgisine erişilemedi	Kamu konutları ikinci el satış fiyatları	OLS, Öklid mesafesi temelli (ED-temelli) GWR modeli ve seyahat süresi temelli GWR modeli
(Wang vd., 2019)	2019	Taitung, Tayvan	2013 - 2017	3533 Gayrimenkul işlem fiyatı	Hedonik fiyat yöntemi, Mekansal gecikme ve Mekansal hata modeli, Moran’s I, Anselin Local Moran’s I
(Cellmer vd., 2019)	2019	Varşova, Polonya	2013 - 2017	288 Tek ailelik evlerin satış işlem fiyatları	OLS, Mekansal otoregresif model ve GWR
(Liu vd., 2020)	2020	Wuhan, Çin	2010 - 2018	Wuhan’ın ana kentsel alanındaki 619 konut sitesine ait veriler	GTWR
(Genç, 2021)	2021	Trabzon, Türkiye	2020	42 mahallede 372 Konuta ait konut fiyatları ve fiyata etki eden 21 bağımsız değişken	GWR
(Aydinođlu vd., 2021)	2021	İstanbul-Kocaeli, Türkiye	2015 - 2020	Cadde bazındaki arsa rayiç verileri	Moran’s I Getis-Ord Gi* Anselin Local Moran’s I
(Bagheri & Shaykh-Baygloo, 2021)	2021	İsfahan, İran	2018	Konut başına metrekare fiyatı, mahalle düzeyinde 40 kriter	Ana bileşen analizi (PCA), OLS ve GWR
(Souza vd., 2021)	2021	Salvador, Brezilya	Aralık 2020 – Ocak 2021	27949 daire ve 3726 evin satış fiyatları	Getis-Ord Gi*, Anselin Local Moran’s I
(Şişman & Aydınođlu, 2022)	2022	İstanbul-Kocaeli, Türkiye	01 Ocak 2019- 09 Mart 2020	200.000 Emlak değeri içeren 121 kriter	Boxplot tekniđi, Pearson Korelasyon tekniđi, Mekansal Kısıtlı Çok Değişkenli Kümeleme Analizi

Tablo 1'in devamı

alıŖma	Yıl	alıŖma alanı	Veri		Kullanılan Yntem
			Yıl-Dnem	Nitelik	
(Wang vd., 2022)	2022	Shunde, in	Shunde İle Arazi İdaresi'nden 2003, 2006 ve 2010	Arazi fiyatı gncelleme veritabanı verileri— toplamda 653 rnek alandan 1498 konut fiyatı	Mekansal-zamansal model (FSTM)
(Habash & UnanoĖlu, 2022)	2022	Trkiye	01 Ocak 2010 – 31 Aralık 2020	Nfus, enflasyon, GSYİH ve faiz oranı (baĖımsız deĖiŖkenler) ve 10 yıllık Konut Fiyat Endeksi (baĖımlı deĖiŖken)	VIF (oklu DoĖrusal BaĖlantı) Testi, CUSUM Testi, Regresyon ve oklu Regresyon Testi, Normallik Testi, Nokta GrafiĖi Testi, White Heteroskedastisite Testi, Otokorelasyon (Durbin-Watson) Testi, Heteroskedastisite Testi, Birim Kk Testi, Kolmogorov-Smirnov Testi, Korelasyon Testi
(Iliopoulou & Feloni, 2022)	2022	Atina, Yunanistan	2020 yılının ilk eyreĖi	4995 Konut satıŖ fiyatları ve konutlara iliŖkin byklk, yaŖ, kat sayısı, konum gibi bilgiler	Moran's I, Getis-Ord Gi*, GWR
(GneŖ & Apaydın, 2022)	2022	Ankara, Trkiye	13 Kasım 2021	2784 Konutun ilan fiyatlarını ve zellikleri	GWR
(İban, 2022)	2022	Mersin, Trkiye	Ocak 2021 - Haziran 2021	1002 rnek ve 43 BaĖımsız deĖiŖken ieren bir veri kmesi	Random Forest, XGBoost, LightGBM ve Gradient Boosting
(Liu & Strobl, 2023)	2023	Zhuhai, in	2018	862 konut sitesindeki ortalama konut yeniden satıŖ fiyatları	Moran's I, OLS, GWR ve ok lekli CoĖrafi AĖırlıklı Regresyon (MGWR)
(Toprak & Gngr, 2023)	2023	Kayseri, Trkiye	2022 Ocak ayı	Konutun evresine, konutun iinde bulunduĖu binaya ve konutun i zelliklerine iliŖkin bilgiler ieren 1365 veri	oklu Regresyon ve GWR
(Alkan vd., 2023)	2023	Antalya, Trkiye	2019	200 adet Gayrimenkul rneklem verisi	En Yakın KomŖuAlgoritması (KNN), Rastgele Orman (RF) ve Destek Vektr Makineleri (SVM)
(Soylu & Kaynak, 2024)	2024	Trkiye	2010 Ocak - 2021 Aralık dnemi	Ekonomik byme, enflasyon oranı, kur getirisi ve konut kredi faiz oranı, yapı kullanım izin sayıları	AR (3)-TGARCH (1,1) modeli
(Hazer vd., 2024)	2024	Yozgat, Trkiye	2022 ve 2023	TaŖınmaz verileri	Bayes TekniĖi, Topluluk Regresyonu, ekirdek Regresyonu, DoĖrusal Regresyon, DVM ve İgili Karar AĖacı Regresyonu
(Sadaa, 2024)	2024	Ankara, Trkiye	2022'nin son eyreĖi	Konut satıŖ fiyatları	OLS ve GWR
(Ulucan vd., 2025)	2025	NiĖde, Trkiye	2019 - 2022	676 konuta ait yapısal ve meknsal zellikler	Yapay Sinir AĖları (ANN), RF, Karar AĖacı (DT) ve KNN

2. Materyal

2.1. AraŖtırma Blgesi

AraŖtırma alanı olarak Ankara ilinin ankaya ilesi seilmiŖtir. ankaya ilesi Ankara'nın en eski yerleŖim yerlerini barındırmakta ve Ŗehrin merkezinde yer almaktadır. Ayrıca adrese dayalı kayıt sistemi (ADNKS) verilerine gre 2013-2024 yılları arasında Ankara'nın en kalabalık ilesidir (Tablo 2) (Trkiye İstatistik Kurumu, 2025a).

Türkiye İstatistik Kurumu (TÜİK)'nin konut satış istatistiklerine göre, Çankaya ilçesi 2020-2024 yılları arasında yıllık ortalama 23 bin satış ile açık ara en fazla konut satışına sahiptir. Çankaya'yı, en kalabalık ilçelerden Keçiören yıllık ortalama 20 bin, Mamak 17 bin ve Yenimahalle 14 bin konut satışı ile takip etmektedir (Türkiye İstatistik Kurumu, 2025b). Ankara nüfusunun %16'sından fazlasının yaşadığı bu bölgenin seçilmesinin başlıca sebebi, alım-satım işlemlerinin bu alanda fazla olması ve oldukça farklılık göstermesidir. Bu farklılıklar tespit edilerek mekânsal olarak ortaya konulmak istenmektedir. Böylece, konut fiyatlarının açıklanabilmesi ve veriden anlamlı çıkarımlar elde edilebilmesi için bir veri altlığı sağlanarak, gelişen ya da gelişmekte olan bölgelerin tespit edilmesi ve bu alanlarda kolaylıkla seçim yapılmasına olanak tanınmış olacaktır.

Tablo 2. Ankara ilçelerinde 2013-2024 yılları arasındaki nüfus değişimi

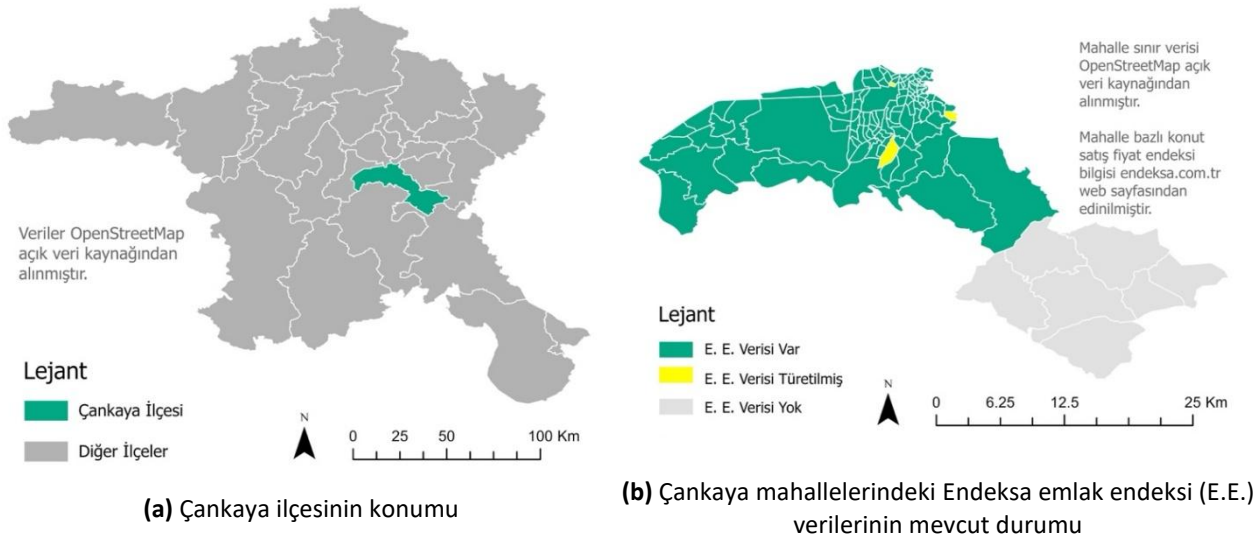
İlçe Adı	2013	2014	2015	2016	2017	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	Ortalama
Akyurt	28,349	29,403	30,245	31,541	32,863	34,588	36,123	37,456	38,588	40,625	43,918	44,541	35,687
Altındağ	359,597	361,259	363,687	365,842	371,366	370,024	389,510	396,165	407,675	413,994	412,267	414,893	385,523
Ayaş	12,997	13,018	12,678	12,276	12,289	15,540	13,900	13,686	13,093	12,998	15,581	13,670	13,477
Bala	23,138	22,142	21,618	21,533	21,682	33,644	30,280	25,780	22,966	20,521	28,704	21,893	24,492
Beypazarı	47,234	47,646	47,582	50,431	48,476	48,274	48,371	48,732	48,393	48,357	48,558	48,445	48,375
Çamlıdere	7,181	6,781	6,479	6,483	7,389	15,148	9,825	8,883	8,350	8,100	13,971	10,475	9,089
Çankaya	914,501	913,715	922,536	919,119	921,999	920,890	944,609	925,828	949,265	942,553	937,546	947,330	929,991
Çubuk	83,449	84,636	86,055	87,603	90,063	89,046	90,764	91,142	91,363	95,449	99,096	100,750	90,785
Elmadağ	43,873	43,666	43,776	44,166	45,513	45,349	45,557	45,122	44,236	44,379	45,034	45,133	44,650
Etimesgut	469,626	501,351	527,959	542,752	566,500	570,727	587,052	595,305	606,472	614,891	617,229	629,112	569,081
Evren	2,995	2,901	2,847	2,784	2,753	3,606	3,097	3,045	2,965	2,952	3,581	3,096	3,052
Gölbaşı	115,924	118,346	122,288	123,681	130,363	134,378	138,944	140,649	142,961	150,047	157,605	165,201	136,699
Güdül	8,921	8,626	8,392	8,282	8,050	10,074	8,892	8,438	8,155	8,079	10,014	8,521	8,704
Haymana	42,566	31,176	28,355	28,127	27,277	45,931	30,930	28,922	27,298	26,016	33,494	27,241	31,444
Kalecik	13,678	13,604	13,388	13,251	52,079	53,522	54,806	56,736	57,913	59,123	60,804	62,060	42,580
Kazan	45,879	47,224	51,764	50,746	12,897	13,450	13,234	12,941	12,502	12,794	13,296	12,801	24,961
Keçiören	848,305	872,025	889,876	903,565	917,759	909,787	939,161	938,568	942,884	939,279	923,404	932,128	913,062
Kızılcahamam	26,694	25,767	25,179	25,021	24,947	32,647	28,350	27,507	26,968	26,872	31,800	28,823	27,548
Mamak	568,396	587,565	607,878	625,083	637,935	647,252	665,978	669,465	682,420	687,535	682,279	686,777	645,714
Nallıhan	29,797	29,289	29,209	28,721	28,621	28,091	27,579	27,434	26,961	26,553	26,831	26,488	27,965
Polatlı	117,393	121,101	121,858	122,424	124,464	122,287	125,075	126,623	127,526	128,378	128,895	130,515	124,712
Pursaklar	123,857	129,152	133,961	137,808	142,317	143,055	150,488	157,082	159,676	162,389	161,926	165,665	147,281
Şereflikoçhisar	34,577	33,946	33,729	33,420	33,599	34,202	33,821	33,310	33,475	33,140	34,122	33,316	33,721
Sincan	484,694	497,516	506,950	517,316	524,222	518,893	535,637	549,108	561,411	572,609	571,889	590,309	535,880
Yenimahalle	591,462	608,217	632,286	644,543	659,603	663,580	687,093	695,395	703,809	704,652	701,638	714,866	667,262
Toplam	5,045,083	5,150,072	5,270,575	5,346,518	5,445,026	5,503,985	5,639,076	5,663,322	5,747,325	5,782,285	5,803,482	5,864,049	5,521,733

*En kalabalık ilçeler koyu yeşil ile ifade edilmiştir.

2.2. Veri

Çalışmada konut piyasasındaki fiyat değişiminin tespiti için kullanılan veriler, Endeksa ilan sayfasından elde edilmiştir (Endeksa, 2025). İlan sayfası mahalle bazlı emlak endeksi verilerini geriye dönük 4 yıla kadar web sayfası kullanıcılarına sunmaktadır. Dolayısıyla buradan hareketle çalışmada, analizler için kullanılacak veriler 2020 Aralık- 2024 Aralık arasında kalan 4'er aylık dönemler (Mart, Haziran, Eylül, Aralık) halinde, mahalle bazlı olarak elde edilmiş ve Microsoft Excel (*.xls) programında düzenlenmiştir. Bazı mahallere ait veriler bütünsel ya da kısmen yer almamaktadır (Şekil 1a). Bu şekilde veri eksikliği olan ve Şekil 1a'da gösterilen 3 mahallede (Sakarya Mahallesi, Orta İmrahor Mahallesi, Namık Kemal Mahallesi) ara değer kestirim yöntemi ile eksik veri tamamlanmıştır. Ancak çeperde yer alan mahallelerde (Akarlar Mahallesi, Evciler Mahallesi, Karahasanlı Mahallesi, Kömürcü Mahallesi, Yayla Mahallesi) bu yöntem teknik olarak uygulanamamıştır ve çalışma alanı dışında bırakılmıştır (Şekil 1b).

Mekansal analizlere altlık oluşturacak il, ilçe ve mahalle sınırları verisi, OpenStreetMap (OSM) açık verisi Overpass API kullanılarak elde edilmiştir (Raifer, 2025). 2013-2023 yılları arasında ilçelere bağlı nüfus değişiminin incelenmesi içinse Adrese Dayalı Nüfus Kayıt Sistemine (ADNKS) bağlı nüfus verileri, TÜİK istatistik veri portalından edinilmiştir (Türkiye İstatistik Kurumu, 2025).

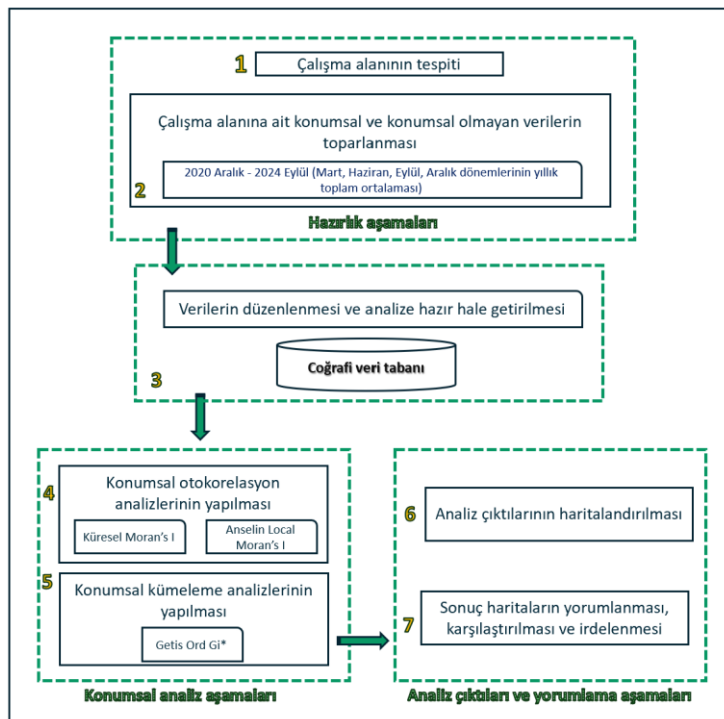


Şekil 1. Çalışma alanı

3. Metodoloji

Bu çalışmada nicel veriler (konut fiyatları) mekânsal istatistik yöntemleri ile analiz edilmiştir. Kullanılan veriler ikincil veri olup, Endeksa platformundan elde edilmiştir. Mekânsal veriler (ilçe ve mahalle sınırları) OSM’den alınmış ve CBS ortamında düzenlenmiştir. Çalışmada nitel veri kullanılmamış, ancak mekânsal desenlerin yorumlanmasında piyasa dinamikleri gibi olgular tartışılmıştır. Seçilen çalışma alanı için bu çalışmada aşağıdaki adımlar yürütülmüştür: (Şekil 2)

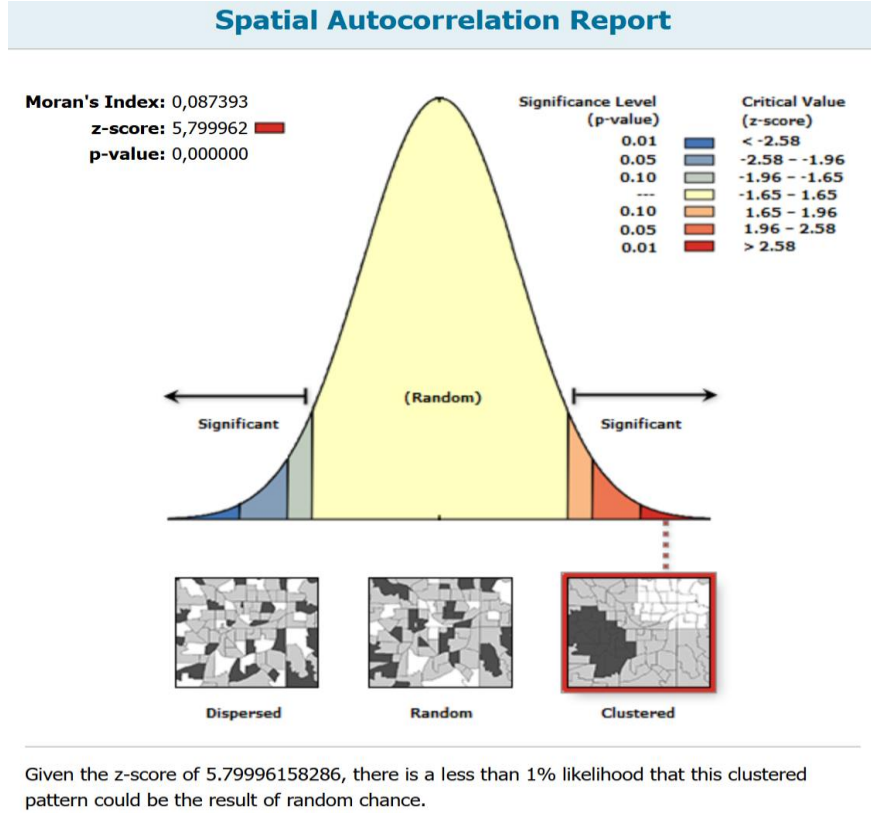
1. Çalışma alanının tespiti
2. Bölgeye ait konumsal ve konumsal olmayan verilerin toparlanması,
3. Verilerin düzenlenmesi, tek bir projeksiyon sisteminde birleştirilmesi ve Coğrafi veritabanına aktarılması
4. Konumsal otokorelasyon (Küresel Moran’s I ve Lokal Anselin Local Moran’s I) ile verilerin kümeleme eğiliminde olup olmadığının tespiti
5. Getis-Ord Gi* ve Anselin Local Moran’s I konumsal kümeleme analizlerinin ArcGIS Pro programında yürütülmesi
6. Analiz çıktıların haritalandırılması
7. Sonuç haritalarının yorumlanması, karşılaştırılması ve irdelenmesi



Şekil 2. Çalışmanın iş akış şeması

3.1. K resel Konumsal Otokorelasyon (K resel Moran's I)

Konumsal Otokorelasyon (K resel Moran'ın I'i), hem  zellik konumlarına hem de  zellik de erlerine dayalı olarak mekansal otokorelasyonu aynı anda  l en global bir k meleme istatistiklerinden birisidir. Bir dizi  zellik ve ili kili bir  znitelik verildi inde, ifade edilen desenin k melenmi , da ılmı  veya rastgele olup olmadı ını de erlendirir. Moran'ın I Endeksi de erini ve hem z-puanı hem de p-de erini hesaplayarak bu endeksin  nemini de erlendiren bir teknik niteli indedir ( ekil 3) (ESRI, 2025a).



 ekil 3. Konumsal otokorelasyon (K resel Moran's I'e g re) p ve z de erine g re  rnek sonu lar

Konumsal otokorelasyon, g zlemlenen endeks de erleri ile beklenen endeks de erleri hesaplayarak birbiri arasında kar ıla tırır. Aralarındaki farkın anlamlı olup olmadı ını g steren bir z-skoru ve bu skora kar ılık gelen tablosal istatistik de eri olan p-olasılık de eri hesaplanır ve bu de erler  zerinden sonu lar yorumlanır. E er sonu  normal bir da ılım e risinin sol ve sa  u larında ise bu noktalarda  ok k   k p de erleri ile  ok y ksek ya da  ok d   k z de erleri bulundu unu ifade eder. Dolayısıyla bu noktalarda rastgelelik olmadı ı ve anlamlı bir durumun s z konusu oldu u tespit edilir (ESRI, 2025a). ESRI (2025a)'e g re mekansal otokorelasyon i in Moran I istatisti i  u  ekilde ifade edilir:

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

Burada z_i  zellik i i in bir niteli in ortalamasından $(x_i - \bar{X})$ sapmasıdır, $w_{i,j}$  zellik i ve j arasındaki mekansal a ırlıktır, n , toplam  zellik sayısına e ittir, S_0 ise t m mekansal a ırlıkların toplamını ifade eder (ESRI, 2025a).

$$S_0 = \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n w_{i,j} \quad (2)$$

ESRI (2025a)'ya g re istatistik i in z_I puanı  u  ekilde hesaplanır:

$$z_I = \frac{I - E[I]}{\sqrt{V[I]}} \quad (3)$$

Burada;

$$E [I] = -1 / (n - 1) \quad (4)$$

$$V [I] = E [I^2] - E [I]^2 \quad (5)$$

Burada, I istatistik veya g zlemlenen de erdir, $E[I]$ I istatisti inin beklenen de eri (ortalaması) dır, $V[I]$ I istatisti inin varyansdır.

3.2 Lokal Konumsal Otokorelasyon (Anselin Local Moran's I)

Mekansal Otokorelasyon (Moran'ın I) istatisti i,  zniteliklerin konumları ve de erleri  zerinden mekansal otokorelasyonu k resel  l ekte aynı anda de erlendirir. Ancak, bu endeks, da ılımın hangi b lgelerde k melendi ini g stermez (Moran, 1950). Bu eksikli i gidermek amacıyla, b lgesel  l ekte da ılımın mekansal analizini yapmak i in Anselin'in yerel Moran'ın I endeksi geli tirilmi tir (Anselin, 1995). Bu y ntem, her bir konum i in anlamlılık testi ile bir istatistik sunar. Ayrıca, yerel istatistikler ile buna kar ılık gelen k resel istatistik arasında orantılı bir ili ki kurar.

Anselin Local Moran'ın I istatisti i, ArcGIS k me ve aykırı de er analiz ara larına uygulanarak y ksek veya d   k de erlere sahip  zniteliklerin mekansal k melerini tanımlar. Ara  aynı zamanda mekansal aykırı de erleri de tespit eder. Her bir istatistiksel olarak anlamlı  znitelik i in bu ara , Yerel Moran'ın I de eri, z -skoru, p -de eri ve k me t r n  temsil eden bir kod hesaplar. Z -skorları ve p -de erleri, hesaplanan endeks de erlerinin istatistiksel anlamlılı ını belirler (ESRI, 2025b). I istatisti i i in pozitif bir de er, bir  zniteli in kom u  zniteliklerle benzer  ekilde y ksek ya da d   k de erlere sahip oldu unu g sterir; bu  znitelik, bir k menin par asıdır. Negatif bir I de eri ise,  zniteli in kom u  zniteliklerle farklı de erlere sahip oldu unu belirtir; bu durumda  znitelik bir aykırı de eri temsil eder. Her iki durumda da k me veya aykırı de erin istatistiksel olarak anlamlı sayılabilmesi i in  zniteli in p -de erinin yeterince k   k olması gerekir (ESRI, 2025b). Anselin'in Yerel Moran'ın I istatisti i, d rt farklı k melenme t r n  ayırt eder:

HH -- istatistiksel olarak anlamlı y ksek de erler k mesi,

LL -- d   k de erler k mesi,

HL -- y ksek de erin  o unlukla d   k de erlerle  evrili oldu u aykırı de er,

LH -- d   k de erin  o unlukla y ksek de erlerle  evrili oldu u aykırı de er.

Anselin (1995) ve ESRI (2025b)'ye g re mek nsal ili kinin Yerel Moran's I istatisti i  u  ekilde verilmi tir:

$$I_i = \frac{x_i - \bar{X}}{S_i^2} \sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j} (x_j - \bar{X}) \quad (6)$$

Burada x_i , i  zelli ine ait bir niteliktir, $\bar{X}$ ilgili niteli in ortalamasıdır, $w_{i,j}$ ise i ve j  zellikleri arasındaki a ırlıktır:

$$S_i^2 = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n (x_j - \bar{X})^2}{n - 1} \quad (7)$$

İstatistikler i in z_{I_i} skoru  u  ekilde hesaplanır:

$$z_{I_i} = \frac{I_i - E[I_i]}{\sqrt{V[I_i]}} \quad (8)$$

Burada,

$$E[I_i] = - \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n w_{i,j}}{n - 1} \quad (9)$$

$$V[I_i] = E[I_i^2] - E[I_i]^2 \quad (10)$$

3.3. Mekansal Kümeleme Yöntemi (Getis-Ord Gi*)

Getis-Ord Gi* istatistiği, riskli bölgelerin belirlenmesinde yaygın olarak kullanılan güçlü bir analiz yöntemidir. Bu yöntem, her bir kaza olayı için z-skoru ve buna karşılık gelen p-değeri içeren yeni bir çıktı veri kümesi oluşturur. Getis-Ord Gi* fonksiyonu, istatistiksel olarak anlamlı bir sıcak noktayı hem yüksek değerlere sahip olan hem de yüksek değerli komşularla çevrili bir konum olarak tanımlar. Bir öznitelik ve onun komşularının yerel toplamı, tüm çalışma alanındaki toplam değerle orantılı biçimde karşılaştırılır. Elde edilen yerel toplam, beklenenden anlamlı şekilde farklıysa ve bu fark tesadüfen oluşamayacak kadar büyükse, sonuç yüksek bir z-skoru ve düşük bir p-değeriyle ifade edilir. Bu durum, analiz edilen alanın istatistiksel olarak anlamlı bir sıcak nokta (veya soğuk nokta) olduğunu gösterir. Bu durum, istatistiksel olarak anlamlı bir yüksek yoğunlaşmayı (kümeleşmeyi) ortaya koymaktadır (Getis & Ord, 1992; Ord & Getis, 1995; ESRI, 2025c). Başka bir deyişle, veri kümesindeki her bir öznitelik için hesaplanan Gi* istatistiği bir z-skoru olarak ifade edilir. İstatistiksel olarak anlamlı pozitif z-skorlarında, z-skoru ne kadar yüksekse, yüksek değerlerin (sıcak noktaların) kümelenmesi o kadar yoğundur. Benzer şekilde, istatistiksel olarak anlamlı negatif z-skorlarında ise, z-skoru ne kadar düşükse, düşük değerlerin (soğuk noktaların) kümelenmesi o kadar yoğundur (Getis & Ord, 1992; Ord & Getis, 1995). Getis & Ord (1992) ve Ord & Getis (1995)'e göre Getis-Ord yerel istatistiği şu şekilde ifade edilir:

$$G_i^* = \frac{\sum_{j=1}^n w_{i,j} x_j - X^- \sum_{j=1}^n w_{i,j}}{S \sqrt{\frac{[n \sum_{j=1}^n w_{i,j}^2 - (\sum_{j=1}^n w_{i,j})^2]}{n-1}}} \quad (11)$$

Burada, x_i öznitelik j için olan değeridir, w_{ij} öznitelik i ile j arasındaki mekansal ağırlıktır, n ise toplam öznitelik sayısını ifade eder.

$$X^- = \frac{\sum_{j=1}^n x_j}{n} \quad (12)$$

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n x_j^2}{n} - (X^-)^2} \quad (13)$$

Gi* istatistiği, doğrudan bir z-skoru olarak hesaplanır; ek bir işleme gerek yoktur. Bu istatistik, her bir öznitelik için bir z-değeri üretir. Daha yüksek z-değerleri, daha uzun bir zaman diliminde meydana gelen herhangi bir olayın kümelenildiğini gösterirken, daha düşük z-değerleri ise, belirli bir alan çevresinde daha kısa bir sürede gerçekleşen çok sayıda olaya işaret eder.

4. Bulgular

4.1 Konut Fiyatlarına Ait Değerlerin İstatistik Değerlendirmesi

Ankara ili Çankaya ilçesine ait temin edilen veriler ile bu bölümde öncelikle istatistiksel sorgulamalar gerçekleştirilmiştir. Çalışmada Çankaya ilçesinde bulunan Akarlar Mahallesi, Evciler Mahallesi, Karahasanlı Mahallesi, Kömürcü Mahallesi, Yayla Mahallesi hariç tüm mahalleler için elde edilen konut satış fiyatları ile ortalama, maksimum, minimum ve standart sapma gibi analizler yürütülerek mevcut satışların istatistiği irdelenmiştir (Tablo 3). Buna göre maksimum fiyat yıllar arasında katlanarak artarken, minimum ve maksimum arasında ayırt edici fiyatlamaların 2023 ve 2024 yıllarında ortaya çıktığını göstermektedir.

Tablo 3. Konut satış fiyatlarının zamana bağlı istatistiksel değerlendirme sonuçları

Yıl	Minimum (TL/m ²)	Maksimum (TL/m ²)	Ortalama (TL/m ²)	Standart sapma (TL/m ²)
2020	1775	10986	3679.56	1446.98
2021	1585	14085	4565.37	2034.95
2022	3756	31431	12086.45	4755.20
2023	9513	59360	24318.02	8328.58
2024	11801	95450	33244.08	13106.39

4.2 Küresel Konumsal Otokorelasyon Analiz Sonuçları

Çalışmanın bu bölümünde konumsal otokorelasyon analizi konut satışlarının belirlendiği tüm yıllar için ayrı ayrı yürütülmüştür ve analiz için kullanılan verinin kümelenme eğilimi gösterip göstermediği tespit edilmiştir. Analiz için, Küresel Moran's I (Spatial autocorrelation) istatistiği ele alınmış ve yöntemde komşuluk ilişkileri ilkesinde ters mesafe yöntemi kullanılmıştır. Elde edilen z ve p değeri ile analizlerde kullanılacak verilerin kümelenme eğiliminde olduğu hatta yüksek anlamlılık düzeyinde mevcut olduğu kümelendiği gözlemlenmektedir. ArcGIS Pro programında gerçekleştirilen analiz sonuçlarına ait konumsal otokorelasyon değerleri Tablo 4'te sunulmuştur.

2020-2024 yılları arasındaki mekânsal otokorelasyon düzeylerini gösteren Tablo 4, her yıl için Moran-I değeri, beklenen değer, varyans, z-skoru ve p değerini sunmaktadır. Bu çizgeye göre tüm yıllarda Moran-I değeri 0'ın üzerinde ve beklenen değerden oldukça uzaktır. Bu sonuç pozitif mekânsal otokorelasyona işaret etmektedir. Başka bir deyişle konut fiyatlarının mekânsal kümelenme eğilimi olduğunu göstermektedir. Z-skoru her yıl için yüksektir ve p-değeri 0'dır. Bu da konu fiyatlarındaki mekânsal desenin rastlantısal olmadığını mekânsal dağılımın anlamlı olduğunu anlatır. Moran-I değeri en yüksek 2022 yılında görülürken, 2023 ve 2024 yıllarında biraz daha düşüktür. Bu durum, fiyatlardaki mekânsal desenin zamanla biraz azaldığını, ancak hala yüksek oranda seyrettiğini göstermektedir.

Tablo 4. Konut satış fiyatlarının yıllara bağlı konumsal otokorelasyon sonuçları

Yıl	Moran's Index	Expected Index	Variance	z-score	p-value
2020	0,17439	-0,00862	0,00038	9,45344	0,0000
2021	0,21534	-0,00862	0,00038	11,5350	0,0000
2022	0,23501	-0,00862	0,00038	12,4587	0,0000
2023	0,21758	-0,00862	0,00038	11,5979	0,0000
2024	0,19291	-0,00862	0,00038	10,4067	0,0000

4.3 Lokal Konumsal Otokorelasyon Analiz Sonuçları (Anselin Local Moran's I)

Çalışmanın bu aşamasında, kümelenme eğilimi gösteren veriler kullanılarak yıllara göre (2020-2024) konut satış fiyatlarına bağlı olarak analiz için, Anselin Local Moran's I (Kümelenme ve Aykırılık) istatistiği ele alınmış ve yöntemde komşuluk ilişkileri ilkesinde yine ters mesafe yöntemi kullanılmıştır (Şekil 4). Elde edilen sonuçlar Yüksek-Yüksek (HH), Yüksek-Düşük (HL), Düşük-Yüksek (LH) ve Düşük-Düşük (LL) olarak elde edilmiştir. Şekil 4'te görüldüğü üzere, kırmızı alanlar konut fiyatlarının zamana bağlı olarak yüksek seyrettiği bölgeleri; mavi alanlar düşük fiyatlı bölgeleri göstermektedir. Ara tonlar ise istatistiksel olarak aykırı değerleri temsil etmektedir.

Elde edilen sonuç çıktıları, Yüksek-Yüksek kümelenmelerin yüksek konut fiyatına sahip olan mahallelerin, aynı zamanda yüksek konut fiyatına sahip olan komşu mahalleler ile çevrili olduğu alanlar olduğu göstermektedir. Düşük-Düşük kümelenmeler, düşük konut fiyatına sahip olan mahallelerin, aynı zamanda düşük konut fiyatına sahip olan komşu mahalleler ile çevrili olduğu alanlar olduğu göstermektedir. Bunun yanında, Yüksek-Düşük aykırılıklar, yüksek konut fiyatına sahip olan mahallelerin, aynı zamanda düşük konut fiyatına sahip olan komşu mahalleler; Düşük-Yüksek aykırılıklar ise düşük konut fiyatına sahip olan mahallelerin, aynı zamanda yüksek konut fiyatına sahip olan komşu mahallelerle çevrelendiğini ifade etmektedir.

2020 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, Yüksek-Yüksek kümelenmenin 13 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Koru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Üniversiteler, Ahlatlıbel, Beytepe, Alacaatlı ve Söğütözü mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Bu yıl içinde düşük-düşük kümelenmelerin ise 63 mahallede meydana geldiği bu mahallelerin de çoğunlukla Çankaya ilçesinin merkezine ve kuzeydoğuda yer alan mahallelere denk geldiği gözlemlenmektedir. Ayrıca 13 mahallede (Yücestepe, Remzi Oğuz Arık, Güvenevler, Aziziye, Güzeltepe, Yıldızevler, Hilal, Çankaya, Gaziosmanpaşa, Barbaros, Büyükesat, Kazım Özalp, 50. Yıl mahalleleri) yüksek-düşük kümeleme ile yüksek konut alım-satım noktalarının etrafında düşük alım-satımların yer aldığı söylenebilir.

2021 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, Yüksek-Yüksek kümelenmenin ise 12 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Koru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Beytepe, Alacaatlı, Söğütözü ve Çukurambar mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Bu yıl içinde düşük-düşük kümelenmelerin ise 61 mahallede meydana geldiği bu mahallelerin de çoğunlukla Çankaya ilçesinin merkezine ve kuzeydoğusunda yer alan mahallelere denk geldiği gözlemlenmektedir.

Ayrıca 12 mahallede (Anıttepe, Yücestepe, Ayrancı, Güzelstepe, Remzi Oğuz Arık, Güvenevler, Aziziye, Çankaya, Gaziosmanpaşa, Barbaros, Büyükesat ve Kazım Özalp mahalleleri) yüksek-düşük kümeleme ile yüksek konut alım-satım noktalarının etrafında düşük alım-satımların yer aldığı söylenebilir.

2022 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, Yüksek-Yüksek kümelemenin ise 14 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Beytepe, Alacaatlı, Ahlatlıbel, Söğütözü, Çukurambar ve Emek mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Bu yıl içinde düşük-düşük kümelemelerin ise 50 mahallede meydana geldiği bu mahallelerin de çoğunlukla Çankaya ilçesinin merkezine ve sağ üst köşede yer alan mahallelere denk geldiği gözlemlenmektedir. Ayrıca 13 mahallede (Yücestepe, Maltepe, Namık Kemal, Kavaklıdere, Remzi Oğuz Arık, Güvenevler, Aziziye, Çankaya, Gaziosmanpaşa, Barbaros, Büyükesat, Kazım Özalp ve Hilal mahalleleri) yüksek-düşük kümeleme ile yüksek konut alım-satım noktalarının etrafında düşük alım-satımların bunun yanında 2 mahallede (Balgat ve Oğuzlar mahalleleri) de düşük-yüksek kümeleme ile düşük konut alım-satım noktalarının etrafında yüksek alım-satımların yer aldığı söylenebilir.

2023 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, Yüksek-Yüksek kümelemenin ise 14 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Beytepe, Alacaatlı, Ahlatlıbel, Üniversiteler, Söğütözü ve Çukurambar mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Bu yıl içinde düşük-düşük kümelemelerin ise 59 mahallede meydana geldiği bu mahallelerin de çoğunlukla Çankaya ilçesinin merkezine ve kuzeydoğusunda yer alan mahallelere denk geldiği gözlemlenmektedir. Ayrıca 12 mahallede (Anıttepe, Yücestepe, Remzi Oğuz Arık, Güvenevler, Aziziye, Güzelstepe, Barbaros, Çankaya, Gaziosmanpaşa, Kazım Özalp, Büyük Esat ve Karataş mahalleleri) yüksek-düşük kümeleme ile yüksek konut alım-satım noktalarının etrafında düşük alım-satımların yer aldığı söylenebilir.

2024 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, Yüksek-Yüksek kümelemenin ise 11 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Beytepe, Alacaatlı ve Söğütözü mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Bu yıl içinde düşük-düşük kümelemelerin ise 60 mahallede meydana geldiği bu mahallelerin de çoğunlukla Çankaya ilçesinin merkezine ve kuzeydoğusunda yer alan mahallelere denk geldiği gözlemlenmektedir. Ayrıca 13 mahallede (Yücestepe, Remzi Oğuz Arık, Güvenevler, Aziziye, Çankaya, Güzelstepe, Barbaros, Yıldızevler, Gaziosmanpaşa, Büyükesat, Esatoğlu, Kazım Özalp ve Karataş mahalleleri) yüksek-düşük kümeleme ile yüksek konut alım-satım noktalarının etrafında düşük alım-satımların bunun yanında 1 mahallede (Yakupabdal Mahallesi) de düşük-yüksek kümeleme ile düşük konut alım-satım noktalarının etrafında yüksek alım-satımların yer aldığı söylenebilir.

Elde edilen çıktılar incelendiğinde yüksek-yüksek kümeleme alanlarının yıllar içinde pek çok yerde benzer olduğunu bunun yanında düşük-düşük kümelemelerinin de çokça yerde aynı mahallelere düştüğünü göstermiştir. Bunun yanında düşük-yüksek kümeleme alanlarının ise yıllar içinde yalnızca 2022 ve 2024 yıllarında gözlemlendiği tespit edilmiştir.

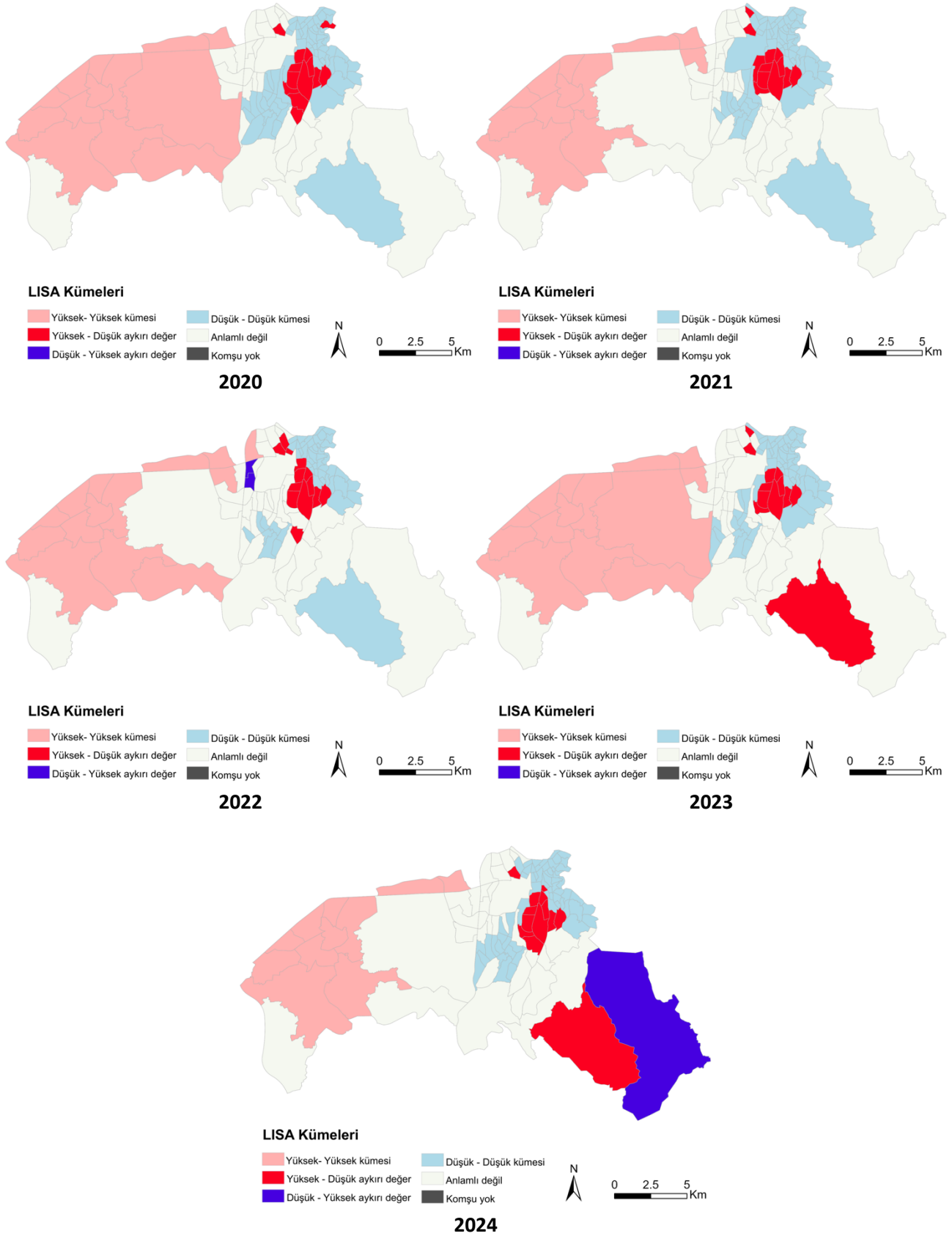
4.4. Konumsal Kümeleme Analiz Sonuçları (Getis-Ord Gi*)

Çalışmanın bu aşamasında, kümeleme eğilimi gösteren veriler kullanılarak yıl yıl (2020-2024) konut satış fiyatlarına bağlı olarak analiz için, Getis-Ord Gi* (Sıcak nokta analizi) istatistiği ele alınmış ve yöntemde komşuluk ilişkileri ilkesinde ters mesafe yöntemi kullanılmıştır (Şekil 5). Sonuçlar %90, %95 ve %99 güven aralıklarında sunulmuştur. Diğer yöntem ile kıyaslamak içinse sonuçlardan %99 güven aralığı dikkate alınarak her yıl ayrı ayrı değerlendirme yapılmıştır. Dolayısıyla kırmızı olarak tespit edilen alanların konut satışlarında fiyat değişimin en fazla olduğu alanları gösterirken mavi olan noktaların ise daha az olduğu noktalar olduğu söylenebilir.

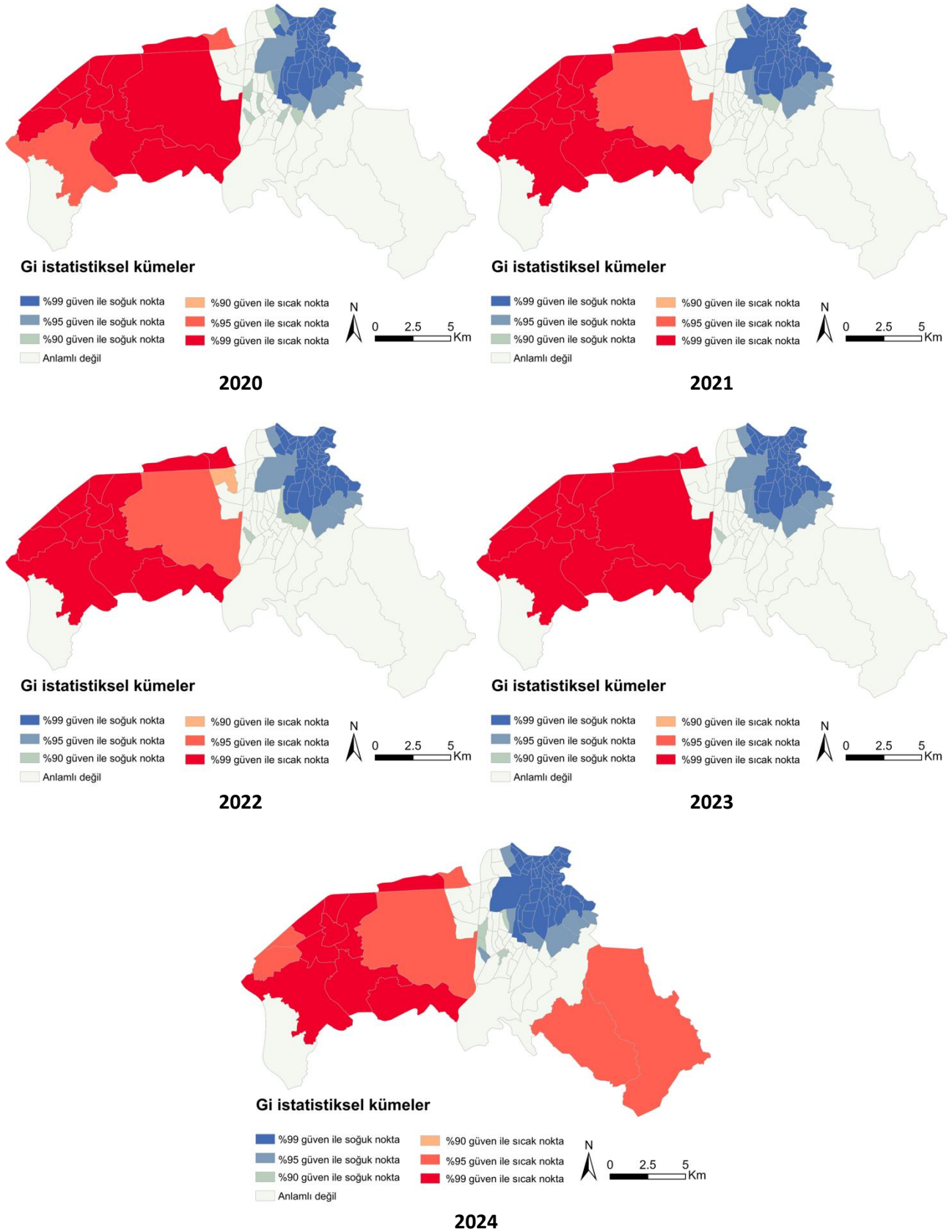
2020 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, konut piyasasındaki fiyat değişiminin en fazla kırmızı renkle gözüken 11 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Üniversiteler, Ahlatlıbel, Beytepe mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Buna karşılık en az yoğun olan noktaların mavi renkle gösterilmiş olan 54 mahallede yer aldığı, bu noktaların ise çalışma alanının genellikle kuzeydoğusunda yer alan mahallelere denk geldiği gözükmektedir.

2021 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, konut piyasasındaki fiyat değişiminin en fazla kırmızı renkle gözüken 12 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Ahlatlıbel, Beytepe, Söğütözü ve Alacaatlı mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Buna karşılık en az yoğun olan noktaların mavi renkle gösterilmiş olan 56 mahallede yer aldığı, bu noktaların ise yine çalışma alanının genellikle kuzeydoğusundaki mahallelere denk geldiği gözükmektedir.

2022 yılına ait analiz sonuçları dikkate alındığında, konut piyasasındaki fiyat değişiminin en fazla kırmızı renkle gözüken 12 mahallede: Yaşamkent, Konutkent, Kuru, Ümit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., Çayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Ahlatlıbel, Beytepe, Söğütözü ve Alacaatlı mahallelerinde yüksek anlamlılık düzeylerinde olduğu tespit edilmektedir. Buna karşılık en az yoğun olan noktaların mavi renkle gösterilmiş olan 55 mahallede yer aldığı, bu noktaların ise çalışma alanının genellikle yine kuzeydoğusundaki mahallelere denk geldiği gözükmektedir.



řekil 4. Anselin Local Moran's I analiz sonuları



 ekil 5. Getis-Ord Gi* analiz sonu ları

2023 yılına ait analiz sonuları dikkate alındıđında, konut piyasasındaki fiyat deđiřiminin en fazla kırmızı renkle gzken 13 mahallede: Yařamkent, Konutkent, Kuru, mit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., ayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Ahlatlıbel, Beytepe, niversiteler, Sđtz ve Alacaatlı mahallelerinde yksek anlamlılık dzeylerinde olduđu tespit edilmektedir. Buna karřılık en az yođun olan noktaların mavi renkle gsterilmiř olan 55 mahallede yer aldıđı, bu noktaların ise alıřma alanının genellikle yine kuzeydođusundaki mahallelere denk geldiđi gzmektedir.

2024 yılına ait analiz sonuları dikkate alındıđında, konut piyasasındaki fiyat deđiřiminin en fazla kırmızı renkle gzken 9 mahallede: Kuru, mit, Prof. Dr. Ahmet Taner Kışlalı Mah., ayyolu, Mutlukent, Mustafa Kemal, Ahlatlıbel, Beytepe ve Alacaatlı mahallelerinde yksek anlamlılık dzeylerinde olduđu tespit edilmektedir. Buna karřılık en az yođun olan noktaların mavi renkle gsterilmiř olan 57 mahallede yer aldıđı, bu noktaların ise alıřma alanının genellikle yine kuzeydođusundaki mahallelere denk geldiđi gzmektedir.

Elde edilen ıktılar incelendiđinde sıcak nokta alanlarının yıllar iinde genel olarak aynı noktalara denk geldiđini ancak son yıllarda sayısının mahalle bazında azaldıđı grlmektedir. zellikle 2024 yılında diđer yıllarda yksek konut fiyatlarının gzktđ Yařamkent ve Konutkent mahallerinde dřřn meydana geldiđi gzlemlenmektedir.

5. Sonular ve İrdeleme

Bu alıřma, literatrde sıcak nokta (hot spot) ve lokal otokorelasyon analizlerinin birlikte yrtlerek konut fiyatlarındaki lokal deđiřimlerin karřılařtırılmalđ biimde ortaya konulduđu alıřmaların azlıđından hareketle geliřtirilmiřtir. alıřmanın, Getis-Ord Gi* ve Anselin Local Moran's I yntemlerini n planda tutarak analiz ve ıktılar retmesi, Barreca vd. (2018), Aydınođlu vd. (2021), Souza vd. (2021), Iliopoulou ve Feloni (2022) ve Liu ve Strobl (2023) gibi alıřmalarda kullanılan yntemlerle benzerlik gstermektedir. Ancak sz konusu alıřmaların ođu Avrupa, in veya Gney Amerika kentlerine odaklanırken; bu arařtırma Ankara zelinde mahalle leđinde yrtlerek blgesel ve leksel aıdan farklılık ortaya koymaktadır. Bu ynyle, yntemsel benzerlikler tařısa da konunun Trkiye bađlamında ele alınması, literatre zgn bir katkı sunmaktadır.

Tablo 1'deki diđer arařtırmalar incelendiđinde, konut fiyatlarındaki meknsal deđiřimlerin tespitinde yalnızca konumsal kmeleme yntemlerinin deđil, aynı zamanda hedonik modeller (Basu & Thibodeau, 1998; Boza, 2015), cođrafı ađırlıklı regresyon (Bitter vd., 2007; Gen, 2021; Gneř & Apaydın, 2022), zamansal/meknsal modeller (Huang vd., 2010; Liu vd., 2020) ve makine đrenmesi tabanlı yntemlerin (İban, 2022; Alkan vd., 2023) de sıklıkla kullanıldıđı grlmektedir. Bu eřitlilik, konut fiyat analizlerinde yntemsel zenginliđi ve potansiyel arařtırma alanlarını ortaya koymaktadır. Dolayısıyla, bu alıřmada kullanılan sıcak nokta ve lokal otokorelasyon teknikleri, mevcut literatrdeki istatistiksel ve yapay zek tabanlı yntemlerin yanında tamamlayıcı bir yaklařım olarak deđerlendirilmelidir.

Diđer aıdan, bu alıřmada farklı meknsal istatistik teknikleri ile Ankara'nın en yksek nfusa sahip ankaya ilesine ait konut satıř fiyatları mahalle bazlı olarak arařtırılmıřtır. alıřma ilenin Ankara merkezine nispeten uzak olan batı kesimindeki konut kullanımının yođun olduđu mahallelerde konut satıř fiyatı bakımından tutarlı bir benzerlik olduđunu gstermektedir. Yıllara gre bu benzerlik farklılařsa da merkeze nispeten uzak ve hala konut retiminin yksek oranda aktif olduđu Yařamkent Mahallesi gibi alanlarda fiyat dalgalanmaları olduđu grlmřtir. Konumsal kmeleme analizi ile ortaya konulan bir bařka ıktı ise meknsal kořşuluk iliřkilerine gre merkez blgelerde konut fiyatlarında yksek-dřk sınıflarının hemen her yıl grlmesidir. Buna karřın merkeze nispeten uzak olan batı kesiminde yksek-yksek sınıfı grlmektedir. ankaya ilesinde ne ıkan bir diđer alan ise kuzeydođu blgesinde yer alan ve dřk-dřk fiyat ile kmelenen blgedir. Bu dřk fiyatlı blge Ankara'nın yksek fiyatlı merkez mahallelerini sarmaktadır.

Lokal konumsal otokorelasyonda "yksek-dřk" olarak tanımlanan mahalleler, kořşu mahallelere gre fiyatlarının yksek olduđu alanları temsil etmektedir. Bu durum, teoride baz alınan Tobler'in Birinci Cođrafya Yasası'na aykırı bir sonu ortaya koymaktadır. zellikle kent merkezine yakın mahallelerde grlen bu yksek-dřk alanlar; sosyal donatı alanlarına yakınlık, eriřilebilirlik gibi zelliklerle dođrudan aıklanabilir. Bazı yıllarda ortaya ıkan "yksek-dřk" tanımlı mahallelerdeki durum ise yeni kentsel dnřm projeleri ve altyapı yatırımları (ulařım, enerji, evre, sosyal ve kltrel) ile iliřkilendirilebilir. Gelecekte yapılacak alıřmalarda, yıllara gre deđiřim gsterebilen bu alan tanımlarının nedenselliđi bu kapsamlar erevesinde deđerlendirilecektir.

Bu alıřma konut fiyatlarını yıllık bazda inceleyerek konut fiyatlarındaki lokal deđiřimleri meknsal olarak ortaya koymaktadır. alıřma sonuları ankaya ilesinin batısındaki mahallelerin birođunda tutarlı bir fiyat hareketi grrken, merkez ve merkezi saran mahallelerde yıllar ierisinde fiyat aısından birbirinden ayrılařan mahalleler grlmektedir. Bu alıřma sonuları kullanılan veri ile dođrudan iliřkilidir. Bu nedenle veri kaynađındaki veri eksiklikleri alıřmanın limitlerinden biridir. Ayrıca kullanılan veri gerek konut alım fiyatlarını deđil konut iin talep edilen satıř fiyatlarını yansıtılmaktadır. Bu nedenle talep edilen konut fiyatları verisinde blgesel maniplasyonlar olabileceđi gz nnde bulundurulmalıdır. Bunlara ek olarak mahalle bazlı konut arz oranı bilinmemektedir. Bu da verideki yanlılıđın arařtırılmasının nne gemektedir. alıřma kentsel konut fiyat dinamiklerinin meknsal olarak anlařılması iin yntem ortaya koymaktadır.

Bu dinamiklerin anlaşılmaması konut fiyatlarının emsal yöntemi ile belirlenmesinde dikkat çekici bir girdi olarak kullanılabilir. Ayrıca konut fiyatlarının yıllara göre farklılaşması yatırımcıların risk alma seviyelerine göre tercihlerini yönlendirici bilgiler sunabilir.

Çalışmada kullanılan mahalle bazında birim metrekare fiyatları (TL/m²) Endeksa web sitesinden elde edilmiştir. Mahalle bazlı yapılan bu araştırma kapsamında konut tipi (mstakil, apartman), oda sayısı (1+1, 2+1, 3+1) gibi özellikler göz ardı edilmiştir. Bu tür bilgiler çođunlukla mahalle bazlı konut arzındaki talep yönelimini ölçmek açısından önemli katkılarda bulunabilir. Ayrıca yapılı çevrenin tasarımı, sosyal donatıların ve ulaşım hatlarının varlığı ve erişilebilirliği gibi bir çok özellik konut fiyatlarındaki bu farklılıkları açıklamak için önemli girdilerdir. Gelecek çalışmalarda konutun tipi, oda sayısı, yapılı çevre, sosyal donatı, ulaşım gibi özellikler göz önünde bulundurularak, konut fiyatlarındaki değışimlerin bu özelliklerle açıklanabilirliği sorgulanacaktır.

Kaynaklar

- Alkan, T., Dokuz, Y., Ecemiş, A., Bozdađ, A., & Durduran, S. S. (2023). Using machine learning algorithms for predicting real estate values in tourism centers. *Soft Computing*, 27(5), 2601–2613. <https://doi.org/10.1007/s00500-022-07579-7>
- Anselin, L. (1995). Local Indicators of Spatial Association—LISA. *Geographical Analysis*, 27(2), 93–115. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00338.x>
- Aydinođlu, A. Ç., Şişman, S., & Yılmaz, Y. (2021). Taşınmaz Yönetiminde Arsa Rayi Deđerindeki Zamansal Deđişimin Konumsal Analiz Teknikleri ile İncelenmesi. *Afyon Kocatepe University Journal of Sciences and Engineering*, 21(3), 606–619. <https://doi.org/10.35414/akufemubid.892510>
- Bagheri, B., & Shaykh-Baygloo, R. (2021). Spatial analysis of urban smart growth and its effects on housing price: The case of Isfahan, Iran. *Sustainable Cities and Society*, 68, Article 102769. <https://doi.org/10.1016/j.scs.2021.102769>
- Barreca, A., Curto, R., & Rolando, D. (2018). Housing vulnerability and property prices: Spatial analyses in the turin real estate market. *Sustainability*, 10(9), Article 30368. <https://doi.org/10.3390/su10093068>
- Basu, S., & Thibodeau, T. G. (1998). Analysis of Spatial Autocorrelation in House Prices. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 17(1), 61–85. <https://doi.org/10.1023/A:1007703229507>
- Bitter, C., Mulligan, G. F., & Dall’erba, S. (2007). Incorporating spatial variation in housing attribute prices: A comparison of geographically weighted regression and the spatial expansion method. *Journal of Geographical Systems*, 9(1), 7–27. <https://doi.org/10.1007/s10109-006-0028-7>
- Boza, E. (2015). *Investigation of housing valuation models based on spatial and non-spatial techniques* [PhD thesis, Middle East Technical University]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Cao, K., Diao, M., & Wu, B. (2019). A Big Data–Based Geographically Weighted Regression Model for Public Housing Prices: A Case Study in Singapore. *Annals of the American Association of Geographers*, 109(1), 173–186. <https://doi.org/10.1080/24694452.2018.1470925>
- Cellmer, R., Belej, M., & Konowalcuk, J. (2019). Impact of a vicinity of airport on the prices of single-family houses with the use of geospatial analysis. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(11), Article 471. <https://doi.org/10.3390/ijgi8110471>
- de Bruyne, K., & van Hove, J. (2013). Explaining the spatial variation in housing prices: An economic geography approach. *Applied Economics*, 45(13), 1673–1689. <https://doi.org/10.1080/00036846.2011.636021>
- Eđdemir, F. G. (2001). *İstanbul’da konut fiyatlarının mekansal analizi* [Doktora tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Endeksa. (2025). *Ankara ili Çankaya ilçesi konut satış fiyatları*. 17 Ocak 2025’te <https://www.endeksa.com/tr/> adresinden alındı.
- Eretin, C. (2022). Konut sorununa geçmişten bir bakış: yerel yönetimler ve konut sunumu. *İDEALKENT*, 13(37), 1410–1429. <https://doi.org/10.31198/idealkent.1177401>
- ESRI. (2025a). *How Spatial Autocorrelation (Global Moran's I) works*. 11 Nisan 2025’te <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-spatial-autocorrelation-moran-s-i-spatial-st.htm> adresinden alındı.
- ESRI. (2025b). *How Cluster and Outlier Analysis (Anselin Local Moran's I) works*. 11 Nisan 2025’te <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-cluster-and-outlier-analysis-anselin-local-m.htm> adresinden alındı.
- ESRI. (2025c). *How Hot Spot Analysis (Getis-Ord Gi*) works*. 11 Nisan 2025’te <https://pro.arcgis.com/en/pro-app/latest/tool-reference/spatial-statistics/h-how-hot-spot-analysis-getis-ord-gi-spatial-stati.htm> adresinden alındı.

- Genç, N. (2021). *Konut taşınmazların değerini etkileyen faktörlerin coğrafi ağırlıklandırılmış regresyon analizi ile CBS tabanlı irdelenmesi* [Yüksek lisans tezi, Karadeniz Teknik Üniversitesi]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Getis, A., & Ord, J. K. (1992). The Analysis of Spatial Association by Use of Distance Statistics. *Geographical Analysis*, 24(3), 189–206. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1992.tb00261.x>
- Güneş, T., & Apaydın, A. (2022). Spatial Heterogeneity in Housing Market: Ankara Metropolitan Area. *Erciyes Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 63, 9–15. <https://doi.org/10.18070/erciyesiibd.1122568>
- Habash, A. Al, & Unanoğlu, M. (2022). Factors Influencing Prices of Residential Real Estate in Turkey. *Florya Chronicles of Political Economy*, 8(2), 153–172. https://doi.org/10.17932/iau.fcpe.2015.010/fcpe_v08i2002
- Hanink, D. M., Cromley, R. G., & Ebenstein, A. Y. (2012). Spatial Variation in the Determinants of House Prices and Apartment Rents in China. *Journal of Real Estate Finance and Economics*, 45(2), 347–363. <https://doi.org/10.1007/s11146-010-9262-3>
- Hazer, A., Bozdağ, A., & Atasever, Ü. H. (2024). Hiper-optimize edilmiş makine öğrenim teknikleri ile taşınmaz değerlemesi, Yozgat Kenti örneği. *Geomatik*, 9(3), 299–312 <https://doi.org/10.29128/geomatik.1454915>
- Hu, S., Yang, S., Li, W., Zhang, C., & Xu, F. (2016). Spatially non-stationary relationships between urban residential land price and impact factors in Wuhan city, China. *Applied Geography*, 68, 48–56. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2016.01.006>
- Huang, B., Wu, B., & Barry, M. (2010). Geographically and temporally weighted regression for modeling spatio-temporal variation in house prices. *International Journal of Geographical Information Science*, 24(3), 383–401. <https://doi.org/10.1080/13658810802672469>
- Iban, M. C. (2022). An explainable model for the mass appraisal of residences: The application of tree-based Machine Learning algorithms and interpretation of value determinants. *Habitat International*, 128, Article 102660. <https://doi.org/10.1016/j.habitatint.2022.102660>
- Iliopoulou, P., & Feloni, E. (2022). Spatial Modelling and Geovisualization of House Prices in the Greater Athens Region, Greece. *Geographies*, 2(1), 111–131. <https://doi.org/10.3390/geographies2010008>
- Kok, S. H., Ismail, N. W., & Lee, C. (2018). The sources of house price changes in Malaysia. *International Journal of Housing Markets and Analysis*, 11(2), 335–355. <https://doi.org/10.1108/IJHMA-04-2017-0039>
- Kutsal, S., & Polatoğlu, Ç. (2023). Türkiye’de artan konut ihtiyacı ve konut sorununun dinamikleri. *Topkapı Sosyal Bilimler Dergisi*, 2(1), 133–158.
- Li, S., Ye, X., Lee, J., Gong, J., & Qin, C. (2017). Spatiotemporal Analysis of Housing Prices in China: A Big Data Perspective. *Applied Spatial Analysis and Policy*, 10(3), 421–433. <https://doi.org/10.1007/s12061-016-9185-3>
- Liu, F., Min, M., Zhao, K., & Hu, W. (2020). Spatial-Temporal variation in the impacts of urban infrastructure on housing prices in Wuhan, China. *Sustainability*, 12(3), Article 1281. <https://doi.org/10.3390/su12031281>
- Liu, N., & Strobl, J. (2023). Impact of neighborhood features on housing resale prices in Zhuhai (China) based on an (M)GWR model. *Big Earth Data*, 7(1), 146–169. <https://doi.org/10.1080/20964471.2022.2031543>
- Manganelli, B., Pontrandolfi, P., Azzato, A., & Murgante, B. (2014). Using geographically weighted regression for housing market segmentation. *International Journal of Business Intelligence and Data Mining*, 9(2), 161–177. <https://doi.org/10.1504/IJBIDM.2014.065100>
- Memiş, S. (2019). Tüketicilerin Konut Tercihini Etkileyen Faktörlerin AHP İle Ölçülmesi: Giresun İli Örneği. *Avrasya Uluslararası Araştırmalar Dergisi*, 7(16), 783–796. <https://doi.org/10.33692/avrsyad.543867>
- Moran, P. A. (1950). Notes on continuous stochastic phenomena. *Biometrika*, 37(1–2), 17–23. <https://doi.org/10.1093/biomet/37.1-2.17>
- Ord, J. K., & Getis, A. (1995). Local Spatial Autocorrelation Statistics: Distributional Issues and an Application. *Geographical Analysis*, 27(4), 286–306. <https://doi.org/10.1111/j.1538-4632.1995.tb00912.x>
- Raifer, M. (2025). *Overpass API*. 11 Nisan 2025’te <https://overpass-turbo.eu/index.html> adresinden alındı.
- Sadaa, D. A. (2024). *Developing a GIS tool to analyze housing price variability in urban regions case study: Ankara* [Master thesis, Middle East Technical University]. YÖK Ulusal Tez Merkezi. <https://tez.yok.gov.tr/UlusalTezMerkezi>
- Sarkar, A., & Jana, A. (2023). Interpreting the energy choices and environmental satisfaction determinants in low-income housing typologies: Cases from slums and slum rehabilitation housing of Mumbai, India. *Cities*, 143, Article 104576. <https://doi.org/10.1016/j.cities.2023.104576>
- Şişman, S., & Aydınöğlu, A. C. (2022). Improving performance of mass real estate valuation through application of the dataset optimization and Spatially Constrained Multivariate Clustering Analysis. *Land Use Policy*, 119, Article 106167. <https://doi.org/10.1016/j.landusepol.2022.106167>
- Souza, T. G. D., Fonseca, F. D. R., Fernandes, V. D. O., & Pedrassoli, J. C. (2021). Exploratory spatial analysis of housing prices obtained from web scraping technique. *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences - ISPRS Archives*, 43(B4-2021), 135–140. <https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B4-2021-135-2021>

- Soylu, A. T., & Kaynak, S. (2024). Konut Fiyatları ve De i kenli inin Modellenmesi: T rkiye  rne i. *Uluslararası Ekonomi ve Yenilik Dergisi*, 10(2), 195–214.
- Tobler, W. (2004). On the first law of geography: A reply. *Annals of the Association of American Geographers*, 94(2), 304–310. <https://doi.org/10.1111/j.1467-8306.2004.09402009.x>
- Toprak, M. F., & G ng r, O. (2023). Kayseri’de  oklu regresyon ve co rafi a ırlıklı regresyon y ntemleri ile konutların toplu de erlemesi. *Turkish Journal of Remote Sensing and GIS*, 4(1), 114–124.
- T rkiye İstatistik Kurumu. (2025a). *Adrese Dayalı N fus Kayıt Sistemi (ADNKS)*. 11 Nisan 2025’te <https://biruni.tuik.gov.tr/medas/?kn=95&locale=tr> adresinden alındı.
- T rkiye İstatistik Kurumu. (2025b). *Konut Satı  İstatistikleri*. 11 Nisan 2025’te <https://biruni.tuik.gov.tr/medas/?kn=95&locale=tr> adresinden alındı.
- Tuna, M. F., T rk, T., & Kitap ı, O. (2015, 25–28 Mart). *Lineer Regresyon ve Co rafi Bilgi Sistemleri Yardımıyla Ev Fiyatlarının Tahmin Edilmesi: Ankara  rne i* [Bildiri sunumu]. TMMOB Harita ve Kadastro M hendisleri Odası 15. T rkiye Harita Bilimsel ve Teknik Kurultayı, Ankara, T rkiye.
- UN-Habitat. (2009). *The Right to Adequate Housing. Fact Sheet No. 21/Rev.1*. Office of the United Nations High Commissioner for Human Rights (OHCHR). <https://unhabitat.org/the-right-to-adequate-housing-fact-sheet-no-21rev1>
- Ulucan, A. G., Bozda , A., Karakoyun, M., & Alkan, T. (2025). Forecasting pandemic-induced changes in real estate market values through machine learning approaches. *International Journal of Strategic Property Management*, 29(3), 196–214. <https://doi.org/10.3846/ijspm.2025.24063>
- United Nations. (1948, December 10). *Universal declaration of human rights, article 25*. <https://www.un.org/en/about-us/universal-declaration-of-human-rights>
- Vui, C. C. (2006). *Using geographical information system - multiple regression analysis - generated location value response surface approach to model locational factor in the prediction of residential property values* [Master thesis, Universiti Teknologi Malaysia]. Universiti Teknologi Malaysia Institutional Repository. <http://eprints.utm.my/5144/>
- Wang, W. C., Chang, Y. J., & Wang, H. C. (2019). An application of the spatial autocorrelation method on the change of real estate prices in Taitung city. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 8(6), Article 249. <https://doi.org/10.3390/ijgi8060249>
- Wang, L., Wang, G., Yu, H., & Wang, F. (2022). Prediction and analysis of residential house price using a flexible spatiotemporal model. *Journal of Applied Economics*, 25(1), 503–522. <https://doi.org/10.1080/15140326.2022.2045466>
- Yang, J., Bao, Y., Zhang, Y., Li, X., & Ge, Q. (2018). Impact of Accessibility on Housing Prices in Dalian City of China Based on a Geographically Weighted Regression Model. *Chinese Geographical Science*, 28(3), 505–515. <https://doi.org/10.1007/s11769-018-0954-6>