

## YAPAY SİNİR AĞLARININ GAYRİMENKULLERİN TOPLU DEĞERLEMESİNDE UYGULANABİLİRLİĞİ: GÖLBAŞI İLÇESİ ÖRNEĞİ\*

Aslı Tuba İLHAN\*\*  
N. Semih ÖZ\*\*\*

### Öz

Gayrimenkul değerlemede kullanılan yöntemler, taşınmaz sayısı, zaman, maliyet ve değerlendirme amacına bağlı olarak tekil veya toplu olarak iki şekilde sınıflandırılmaktadır. Dünyada kısa sürede daha düşük maliyetler ile çok sayıda taşınmazın değer takdirine duyulan ihtiyaç nedeni ile başta vergilendirme olmak üzere kentsel dönüşüm, kamulaştırma, arsa/arazi düzenlemesi gibi işlemlerde toplu değerlendirme uygulamaları yapılmaktadır. Bu durum, regresyon analizi gibi istatistikî yöntemlerin yanı sıra teknolojik gelişmelere bağlı ortaya çıkan yapay zekâ tekniklerinin de bu alanda kullanılmaya başlanması sonucunu doğurmuştur. Bu makale konusu çalışmada, yapay zekâ tekniklerinin en yaygın kullanılanlarından Yapay Sinir Ağları (YSA) yönteminin gayrimenkullerin toplu değerlemesinde uygulanabilirliği, Ankara ili, Gölbaşı ilçesi için arsa fiyatı tahminine ilişkin gerçekleştirilen model yardımı ile ortaya konmuştur. YSA'nın tahmin başarısı hakkında karşılaştırma yapabilmek amacıyla, ayrıca Çoklu Regresyon Analizi de (ÇRA) kullanılmıştır. Analizler sonucunda, YSA modelinin, %94 R<sup>2</sup> ve %4.8 MAPE ile ÇRA'ya göre daha iyi tahmin yaptığı, buna karşın model parametrelerinin yorumlanmasında yetersiz olduğu görülmüştür. Başta emlak vergisine esas değerlerin belirlenmesi olmak üzere yapılacak toplu değerlendirme çalışmalarında, regresyon analizi varsayımlarının sağlanamadığı, analizin gerçekleştirilemediği veya örnek sayısının sınırlı olduğu durumlarda değer tahmininde YSA'nın tercih edilebileceği sonucuna ulaşılmıştır.

**Anahtar Kelimeler:** Toplu değerlendirme, taşınmaz değerlendirme, arsa değeri, yapay sinir ağları, taşınmaz değerlendirme sistemi.

**Jel Kodları:** C13, C45, E37

---

\* Bu makalede, Aslı Tuba İLHAN'ın Prof. Dr. N.Semih ÖZ danışmanlığında yürütülen ve Ankara Üniversitesi, Gayrimenkul Geliştirme ve Yönetimi Anabilim Dalında 14.10.2019 tarihinde kabul edilen "Yapay Sinir Ağları Yönteminin Gayrimenkullerin Toplu Değerlemesinde Uygulanabilirliğinin Araştırılması: Gölbaşı İlçesi Örneği" isimli yüksek lisans tezinden faydalanılmıştır.

\*\* Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Gayrimenkul Geliştirme ve Yönetimi Anabilim Dalı, Yüksek Lisans mezunu, [tuba\\_ilhan@hotmail.com](mailto:tuba_ilhan@hotmail.com)

\*\*\* Prof. Dr., Ankara Üniversitesi, Siyasal Bilgiler Fakültesi, Maliye Bölümü, [semih.oz@politics.ankara.edu.tr](mailto:semih.oz@politics.ankara.edu.tr)

*Makale gönderim tarihi:* 06.05.2020

*Makale kabul tarihi:* 09.07.2020

## **Applicability of Artificial Neural Networks on Mass Valuation of Real Estates: The Case of Gölbaşı District**

### **Abstract**

Real estate valuation methods can be classified as single or collective based on parameters such as, number of real estates, time, cost, and purpose of the valuation. Due to the global need of rapid and cost-effective appraisals for a myriad of real estates, mass appraisal applications are carried out in urban conversion, expropriation, land arrangement and in particular for the determination of the tax value. This situation has lead to the use of artificial intelligence techniques that emerged due to technological developments in addition to more traditional statistical methods such as regression analysis. In this study, we evaluated the applicability of Artificial Neural Networks (ANN), on mass valuation of real estates by developing a price estimation model for Gölbaşı districts in Ankara. Additionally, we compared the performance of ANNs to the multiple regression analysis (MRA) method. This analysis showed that ANN model with 94 %  $R^2$  and 4.8% MRA predicted the land prices more accurately than the MRA. However, ANN model was inadequate for the interpretation of the model parameters. In conclusion, ANN models can be a preferable method when the regression analysis assumption cannot be fulfilled the MRA cannot be performed or sample number is limited, in mass valuation studies that especially focus on estimation of real estate pricing and tax.

**Keywords:** Mass valuation, real estate valuation, land value, artificial neural networks, real estate valuation system.

**Jel Codes:** C13, C45, E37

## **1. Giriş**

Gayrimenkul değerlendirme çalışmalarında, çoğunlukla Uluslararası Değerleme Standartları'nda (UDS) yer alan pazar, gelir ve maliyet olmak üzere üç kategoriye ayrılan geleneksel değerlendirme yaklaşımları kullanılmaktadır. Bununla birlikte son yıllarda bilgisayar teknolojilerinde yaşanan gelişmelere paralel olarak ortaya çıkan ve birçok alanda uygulanan yapay zekâ teknikleri, gayrimenkul değerlemede de kullanım alanı bulmuştur. Yapay zekâ tekniklerinden en yaygın kullanılanı YSA, klasik istatistiksel yöntemlere alternatif olarak gösterilmekte olup özellikle belirli bir bölgedeki birden fazla taşınmaza değer biçilmesi gerektiği durumlarda uygulama kolaylığı, doğrusal olmama, eksik bilgi ile çalışabilme, karmaşık problemleri çözebilme yeteneği gibi avantajları, YSA'yı regresyon analizlerine göre tercih edilebilir hale getirmiştir.

Bu tekniklerin, Lisanslı Değerleme Uzmanları Kraliyet Kurumu (Royal Institution of Chartered Surveyors-RICS) tarafından yayımlanan standartlarda, otomatik değerlendirme metodları arasında da sayılmakta olduğu, genellikle regresyon analizinin Dünya'da vergilendirme başta olmak üzere toplu değerlendirme çalışmaları kapsamında kullanıldığı görülmektedir.

Türkiye'de ise yapılan satışların gerçek değer üzerinden gösterilmesini zorunlu kılmak ve adil bir emlak vergisi ile değerli konut vergisi sisteminin kurulmasını sağlamak amacıyla Çevre ve Şehircilik Bakanlığı tarafından yürütülmekte olan Taşınmaz Değerleme Sistemi projesinin uygulamaya geçmesi halinde bu yöntemin yaygınlaşacağı beklenmektedir. Ayrıca bu tekniklerin Tapu ve Kadastro Genel Müdürlüğü (TKGM) coğrafi bilgi sistemi üzerinden sağlanan veri paylaşımının çeşitlenmesine ve gelişmesine paralel olarak ilerleyen dönemlerde belirli bir bölgede toplanmış olan taşınmazların birçoğuna veya tümüne ilişkin kentsel dönüşüm, özelleştirme ve kamulaştırma gibi amaçlarla değer tespit yapılması gerektiği durumlarda da kullanılacağı tahmin edilmektedir.

Bu çalışmada YSA modeli, örnek olay çerçevesinde Ankara ili, Gölbaşı ilçesinde 2017 yılında satışı gerçekleştirilmiş mülkiyeti Hazineye ait arsa vasıflı taşınmazlar üzerine kullanılmıştır. Çalışmanın kapsamı, veri setine alınan taşınmazların değerini etkileyen faktörlerin belirlenerek arsa birim fiyatlarının tahmin edilmesinde YSA'nın kullanımı ve analiz sonuçlarının değerlendirilmesi için klasik istatistiksel yöntemlerden ÇRA ile karşılaştırma yapılmasına dayanmaktadır. Çalışmada aynı gayrimenkullerin YSA ve ÇRA kullanılarak

değer tahmini yapılmaya çalışılmıştır. Uygulanan modellerde bağımlı değişken 2017 yılı arsa satış birim fiyatı olarak tanımlanmış olup arsa fiyatını etkileyen 13 adet bağımsız değişken kullanılmıştır. Modellerin belirleme katsayısı ve hata oranları karşılaştırılarak performansları değerlendirilmiştir.

## 2. Literatür Özeti

Gayrimenkul değerlendirme, değer kavramını ekonomik bir anlayışa dönüştürmekte olup özellikle pazar değerinin tahmin edilmesi açısından önemli bir işleve sahiptir (Mooya 2016). Yapay sinir ağlarının, gayrimenkul değerlemesinde kullanımına ilişkin bilinen ilk çalışmalar 1990'lı yılların başlarına dayanmaktadır. Çalışmalar genel olarak konut fiyatlarının tahminlemesine yönelik yapılmış olup Borst (1991) tarafından yapılan ilk çalışmayı, Tay ve Ho (1992), Evans vd. (1993), Worzala vd. (1995) ve McCluskey vd. 'nin (1996) temel çalışmaları takip etmiştir. Gayrimenkul fiyatlarını tahmin etmeye yönelik olarak sinir ağları ve regresyon (çoklu regresyon, hedonik regresyon) yöntemlerinin her ikisinin de uygulandığı çalışmalar tablo 1'de özetlenmiş olup çoğunluğu sinir ağlarının daha iyi performans sergilediğini göstermektedir. Bununla birlikte bu çalışmalardan bazılarında tam tersi görüşler bulunmakta ve sinir ağlarının regresyona göre mutlak üstünlüğü olduğunun söylenemeyeceği belirtilmektedir. Diğer yandan bazı çalışmaların sonuçlarından regresyon ve sinir ağları yöntemlerinin model performans göstergelerinden biri olan  $R^2$  değerleri arasındaki farkın %10'dan daha az olduğu görülmektedir.

**Tablo 1:** Gayrimenkul değerlemede, regresyon ve sinir ağları çalışmalarının karşılaştırılması

Yazar/Yıl	Ülke	Araştırma Konusu	Örnek Sayısı	Ölçüt	Regresyon	Sinir Ağları
Worzala vd. (1997)	ABD	Konut fiyatları	288	$R^2$	%82	%85
Rossini (1997)	Avustralya	Konut fiyatları	334	$R^2$	%90	%78
Gallejo vd. (2004)	İspanya	Konut fiyatları	100	$R^2$	%86	%92
Limsombunchai vd. (2004)	Yeni Zelanda	Konut fiyatları	200	$R^2$	%78	%95
Wilkowski & Budzynski (2006)	Polonya	Arazi değeri	114	AD	8.62	11.55
Özkan vd. (2007)	Türkiye	Konut fiyatları	170	$R^2$	%83	%85

Selim&Demirbilek (2009)	Türkiye	Konut kira değerleri	7514	MSE	%70	%25
Peddy Piying (2011)	Çin	Konut fiyatları	2471	R <sup>2</sup>	%69	%76
Bulut Nas (2011)	Türkiye	Konut fiyatları	205	R <sup>2</sup>	%33	%34
Mimis vd. (2013)	Yunanistan	Konut fiyatları	3150	R <sup>2</sup>	%76	%87
Ecer (2014)	Türkiye	Konut fiyatları	610	RMSE	2.29	0.52
Khamis & Kamarudin (2014)	Malezya	Konut fiyatları	1047	R <sup>2</sup>	%65	%82
Sampathkumar vd. (2015)	Hindistan	Arazi fiyatları	204	r	%96	%98
Güneş & Yıldız (2015)	Türkiye	Konut fiyatları	2447	N <sub>p</sub>	%84	%89
Abraham (2016)	Yeni Zelanda	Konut fiyatları	-	R <sup>2</sup>	-	%87
Nunez Tabales vd. (2016)	İspanya	Ticari gayrimenkul fiyatları	202	R <sup>2</sup>	%72	%87
Hayrulloğlu vd. (2017)	Türkiye	Konut fiyatları	163	RMSE	138.564	387.153
Yazgan vd. (2017)	Türkiye	Konut fiyatları	2586	MSE RMSE MAE	1.34 1.16 1.34	0.25 0.43 0.31

R<sup>2</sup>: Belirleme Katsayısı, r: Korelasyon, RMSE: Hata kareleri ortalaması karekökü, MSE: Hata kareleri ortalaması, AD: Ortalama sapma, N<sub>p</sub>: Ortalama tahmin başarı oranı

Bu çalışmalardan bazılarının ilişkin daha detaylı açıklamalar aşağıdaki gibidir:

Worzala vd. (1997), Colorado eyaletinde konut fiyatlarının analizinde, YSA yöntemini kullanmış ve model tahmininde konum, tip, toplam alan, arsa alanı, taban alanı, banyo sayısı ve garaj kapasitesi olmak üzere 7 adet parametre kullanmışlardır. 288 örneklemin yer aldığı veri setinde tüm verilerin kullanarak yaptıkları uygulamada, YSA ile %84,5 ÇRA ile ise %81,9 doğruluk oranına ulaşmışlardır.

Gallego ve Esperanza (2004), çalışmalarında Madrid'de konut fiyatlarını, ilçe büyüklüğü, ilçe içindeki konum, şehir merkezine uzaklık, yol, yapı sınıfı, alan, bina yaşı, teras, konut iç dizaynı, eklentisinin olup olmaması ve bulunduğu kat olmak üzere 12 parametre kullanarak analiz etmişlerdir. Analiz sonucunda, YSA'nın doğruluk oranı %92, ÇRA'nın ise %86 olarak gerçekleştiği, bu nedenle YSA'nın daha başarılı olduğu sonucuna varılmıştır.

Wilkowski ve Budzynski (2006), Polonya'nın Otwock şehrindeki müstakil konut alanı olarak planlanmış ve yapılaşmamış arazilerden oluşturdukları ve 2000-2001 yılları arasındaki 114

örneklem yer aldığı veri seti ile yaptıkları çalışmada 76 veri eğitim, 38 veri ise test setine alınmış olup 3 gizli katmanlı YSA ile ÇRA'ya göre daha doğru sonuçlar elde edilmiştir.

Liu ve Jiao (2012), mevcut arazi değerlendirme yöntemleri ile temel arazi fiyatı değerlemede yapay sinir ağının uygulanmasını incelemiş ve temel arazi değer tahmini için yapay sinir ağları ile iki farklı model geliştirmiştir. Algoritma olarak geri yayımlı model, veri setindeki örneklem ise Wuhan şehrinden seçilmiştir. Çalışma neticesinde arazi değerlemede uygulanan YSA modellerinin objektif ve doğru olduğu sonuçlarına ulaşılmıştır.

Khamis ve Kamarudin (2014), konut fiyatlarının tahmininde istatistiksel ve yapay sinir ağları modellerinin karşılaştırılmasına ilişkin uygulamalarında, veri setini New York'taki rastgele seçtikleri 1047 konut fiyatından oluşturmuşlar ve faktörleri yaşam alanı, oda sayısı, banyo sayısı, alan ve konut yaşı olarak belirlemişlerdir. Analizler sonucunda R değeri, ÇRA için %65, YSA için %82 olarak gerçekleşmiş olup çalışmada YSA'nın konut fiyat tahmininde ÇRA'ya tercih edilebilecek alternatif bir yöntem olduğuna vurgu yapılmıştır.

Nunez Tabales vd. (2016), İspanya'nın Cordova şehrindeki 202 adet ticari mülkün aylık kira değerlerinden yola çıkarak ve 17 bağımsız değişken kullanılarak hedonik regresyon ve YSA yöntemleri ile fiyat tahminlemesi yapmıştır. Analizler sonucunda doğruluk oranı, 6 gizli katmanlı YSA modeli ile %87, hedonik regresyon ile %72 seviyesinde gerçekleşmiştir.

Türkiye'de ise gayrimenkul değerlemede yapay sinir ağları yaklaşımının uygulanmasına ilişkin yapılan akademik çalışma sayısı sınırlı kalmış olup yapılan çalışmaların büyük çoğunluğu ise konut fiyatları üzerine bir model geliştirmeye yöneliktir.

Özkan vd. (2007), Konya ili, Selçuklu ilçesinde konut satış fiyatlarının tahmin edilmesine yönelik olarak 8 parametrenin kullanıldığı, YSA ve ÇRA yöntemleri ile matematiksel model geliştirmiştir. Analiz sonucunda ÇRA ile %83, YSA ile %84,5 doğruluk oranı elde edilmiştir.

Selim ve Demirbilek (2009), Türkiye'deki konut kira değerini belirleyen faktörleri 2004 Hanehalkı Bütçe Anketi kullanarak analiz etmişler ve ele alınan modelin doğrusal olmaması nedeni ile YSA'yı alternatif bir yaklaşım olarak kullanmışlardır. Çalışmalarında hedonik regresyon ile YSA modellerinin tahmin performanslarını karşılaştırmışlar ve tahminlemede YSA'nın daha iyi alternatif bir yöntem olduğunu belirlemişlerdir.

Ecer (2014), Türkiye'de konut fiyatı tahmininde, yapay sinir ağları ve hedonik regresyon yöntemlerini kullanmıştır. İzmir'de 2013 yılında satılan konutlardan 610 tanesi rastgele seçilerek örneklem oluşturulmuştur. Yapay sinir ağları yönteminde logfiyat bağımlı değişken, konuta ilişkin 81 özellik ise bağımsız değişken olarak modelde yer almış olup bir gizli katman

ve her katmanda 3 nöron bulunacak şekilde model oluşturulmuştur. İki modelin doğrulukları karşılaştırmış ve yapay sinir ağlarının hedonik regresyona göre daha iyi tahmin yaptığı sonucuna ulaşmıştır.

Güneş ve Yıldız (2015), Tapu kadastro modernizasyon projesi kapsamında, toplu değerlendirme yöntemleri pilot olarak seçilen iki ilçede (Mamak ve Fatih) uygulanmış ve sonuçları değerlendirilmiştir. Yöntem olarak ÇRA, YSA ve Karar Ağaçları yöntemleri kullanılmıştır. Veri seti Fatih ilçesinde 2702 adet konut verisi ile oluşturulmuştur. Çalışmada, YSA'nın daha başarılı bir yöntem olduğu, buna karşın bu yöntemin yüksek uzmanlık ve donanım gerektirdiği, ÇRA'nın modellemede ve analiz sonuçlarını tartışmada basit bir yöntem olduğu bu nedenle daha tercih edilebilir olduğu vurgulanmıştır.

Hayrulloğlu vd. (2017), konut piyasaları için hedonik değerlendirme modeli geliştirilmesi için yaptıkları çalışmalarında, Ankara ili, Çankaya ilçesi, Çukurambar bölgesindeki üç mahalledeki satılık konut fiyatlarını çevrimiçi emlak sitesinden temin etmişler, seçtikleri 163 örneklem ve belirledikleri 8 parametre (alan, oda sayısı, bulunduğu kat, cephe, site, bina yaşı, metro istasyonuna uzaklık, Konya yoluna uzaklık) ile sınırlı doğrusal regresyon modeli (CLLS), adım adım regresyon (SR) ve YSA yöntemleri ile üç farklı model geliştirmişlerdir. Analizler sonucunda, en üstün performans gösteren modelin SR olduğu sonucuna ulaşmışlardır.

Yazgan vd. (2017), çalışmalarında TR52 bölgesinde bulunan konutların satış fiyatlarının belirlenmesinde hedonik model ve YSA yöntemlerini kullanmışlardır. Analizde, 2015 yılı Ocak-Aralık 2015 döneminde emlakçıların portföylerindeki satılmış 2586 konut ile veri seti oluşturulmuş, 58 parametre belirlenmiştir. Uygulamalar sonucunda, her iki modelin performans kriterleri (MSE, RMSE, MAE) karşılaştırılmış ve YSA'nın hedonik modele göre daha etkin bir yöntem olduğu sonucuna ulaşılmıştır.

### **3. Toplu Değerleme**

Değerleme çalışmalarının, kapsadığı alan veya varlık bakımından tekil ve küme değerlemesi olmak üzere iki şekilde sınıflandırılması mümkündür. Genel olarak tek parsel, yapı ve işletme ölçeğinde yapılan, alım-satım, yatırım, kredi amaçlı ve para ve sermaye piyasası işlemlerine yönelik değerlendirme çalışmalarının tekil değerlendirme kapsamında değerlendirilmektedir. Tekil değerlendirme, yöntem olarak genelde geleneksel değerlendirme yöntemlerinden piyasa, gelir ve maliyet yaklaşımları kullanılmaktadır (Tanrıvermiş 2018). Nispeten kısa sürede, daha düşük

masraf ile çok sayıda taşınmaza değer takdir edilmesi gerektiği durumlarda tekil değerlendirme yerine toplu değerlendirme yöntemleri tercih edilmektedir.

Toplu değerlendirme, birden fazla gayrimenkule eş zamanlı olarak değer biçilmesi gerektiğinde, seçilen bir örneklem kümesi üzerinden istatistiksel yöntemler kullanılarak kurulan ve test edilen modeller aracılığı ile gerçekleştirilen değerlendirme sürecidir (Tanrıvermiş 2018). Toplu değerlendirme, vergilendirme, fiyat endekslerinin oluşturulması ve pazar dinamiklerinin analiz edilmesi bakımından önemlidir (Jahanshiri vd. 2011). Bir başka tanıma göre ise klasik gayrimenkul değerlendirme teorisi ve modeline dayanarak, bir grup gayrimenkulün sistematik bir değerlendirmesi olan ve piyasa değerini elde eden matematiksel modelin, matematiksel istatistik, bilgisayar ve coğrafi bilgi teknolojileri ile ortaya konmasıdır (Zhou vd. 2018). Uluslararası Değerleme Çalışanları Birliği (International Association of Assessing Officers-IAAO), toplu değerlemeyi, “Bir grup taşınmazın, belirli bir tarihteki ortak verilerin, standart metodların ve istatistiksel testlerin kullanıldığı değerlendirme süreci” olarak tanımlamıştır. UDS’nin 2006 yılında yayımlanan versiyonunda ise toplu değerlendirme, “İstatistiki inceleme ve sonuçların analizinin yapılmasına olanak veren değerlendirme metodlarının ve tekniklerinin sistematik ve düzenli bir şekilde uygulanması ile belli bir tarihte birden fazla mülkün değerlemesinin yapılması”, toplu değerlendirme süreci ise “Toplu değerlendirme işlerinde, ölçümlere ve/veya endekslere ulaşmada kullanılan süreçler” şeklinde tanımlanmış olup 13 numaralı kılavuz notu, toplu değerlendirme ile ilgili tanımlar, veri kaynakları, oran çalışmaları hakkında bilgi vermektedir. Standartların 2017 yılında yayımlanan versiyonunda ise toplu değerlemeye yer verilmemiştir.

### **3.1. Toplu Değerleme Standartları**

IAAO tarafından, toplu değerlendirme çalışmalarını içeren ilk standart, 1984 yılında “Toplu Değerleme Standartları” adı ile yayımlanmış, bu standartların yerini 2002 yılında “Gayrimenkullerin Toplu Değerlemesi” standartları almıştır. Standartlarda vurgu yapılan başlıca hususlar maddeler halinde açıklanmıştır:

- Hatasız bir değerlendirme için verilerin doğru, tam ve güncellenmiş olarak elde edilmesi bunun için de değerlendirme ofislerinin etkin ve sürdürülebilir bir veri toplama sistemini kurmaları gerekmektedir.



- Değerleme uzmanlarının öncelikle modeli yani değeri etkileyen arz ve talep faktörleri ile taşınmazın özelliklerini tanımlaması, sonrasında seçilen değişkenlerin değere katkısını en iyi temsil eden katsayıları belirlemesi gerekmektedir.
- Doğru bir değer tahmini yapacak modelin tanımlanması ve ölçümlenmesi için kapsamlı bir pazar analizi gereklidir.
- Toplu değerlendirme, modelleme yazılımı, model performansı ve doğruluğu hakkında geri bildirim sağlayan çeşitli istatistiksel ölçümler içerir. Bu kapsamda modellerin sadece değerlendirme anlamında değil aynı zamanda istatistiksel olarak da anlamlı olması sağlanmalıdır. Değerleme yapanların değerlendirme performanslarını doğru değerlendirebilmeleri ve gerekli düzeltmeleri yapabilmeleri için bu ölçümlere vakıf olması, bunları açıklayabilmesi ve savunabilmesi gereklidir.
- Toplu değerlendirme, yetişmiş personel ve teknik donanım gerektirir. Kadronun, genel yönetim, denetim, değerlendirme, haritalama ve veri işleme konusunda uzman kişilerden oluşması gerekir.
- Değerleme bürolarının ihtiyaç duyacakları bilgileri içeren kapsamlı bir kütüphaneye erişimi olmalıdır. Fiziksel veya dijital şekilde olacak bir kaynak kütüphanesi emlak vergisi kanunları ve yönetmeliklerini, IAAO standartlarını, tarihsel kaynakları, güncel yayınları ve kılavuzları içermelidir (IAAO 2017).

### **3.2. Toplu Değerleme Modelleri ve Uygulamaları**

Gayrimenkul değerlemesi, zamanla basit ampirik yargılardan otomatik değerlendirme modellerine dönüşmüş ve uygulamalar tek mülkten toplu değerlemeye doğru genişlemiştir (Clapp 2003). Geleneksel yöntemler insanların önyargı ve hatalarına karşı eğilimli olmanın yanı sıra çok sayıda taşınmazın değerlendirilmesi söz konusu olduğunda maliyetli ve zaman alıcıdır (Benjamin vd. 2004). Otomatik değerlendirme modelleri (Automated Valuation Models-AVM), bu tip problemleri çözmek için geliştirilmiştir. Bu modeller belirli bir bölgedeki taşınmazların değerlerini, karakteristik özelliklerini ve güncel işlemlerine ilişkin bir veri tabanı içermekle birlikte bu modellerde taşınmaz değerinin tahmininde istatistiksel yöntemler kullanılmakta ve model çıktılarının görselliği grafiksel ara yüzler ile sağlanmaktadır (Jahanshiri vd. 2011). AVM'ler RICS standartlarında (i) Çoklu Regresyon Analizi, (ii) İndeksleme, (iii) Satışların Karşılaştırılması Modelleri ve Otomatik Karşılaştırmalı Seçim, (iv) Yapay Sinir Ağları olmak üzere dört kategoride yer almıştır (Bradford vd. 2013). Toplu değerlendirme konusunda yapılan

incelemelerde birçok ülkede çoklu regresyon analizi yönteminin kullanıldığı, modern değerlendirme modelleri (yapay sinir ağları gibi) üzerine çalışmalar yapıldığı ve bazı ülkelerde ise Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS) tabanlı konumsal analizlerin kullanıldığı görülmüştür. Gayrimenkullerin toplu değerlemesi, Avrupa'da ve dünyanın diğer ülkelerinde en çok tartışılan konulardan biridir. Geliştirilen yaklaşımlar ülkelere göre çeşitlilik göstermekle birlikte bu yaklaşımlarda bazı ortak noktalar da bulunmaktadır. Örneğin Avrupa Birliği ülkelerinde genel olarak vergilendirmeye ilişkin bir değer sistemi hâkim olup modeller genellikle bilgisayar destekli toplu değerlendirme sistemlerini geliştirmek için birlikte çalışan ve çoklu regresyon analizine dayanan hedonik denklemleri kullanmaktadır. Bu yaklaşımlardaki esasların veya toplu değerlemeye ilişkin usullerin belirlenmesinde, IAAO gibi seminerler veya uluslararası konferansların sonuçlarından yararlanılmaktadır (Walacik vd. 2013, Baranska 2013). Toplu değerlemelerin uygulandığı birçok ülkede bu sürecin öncelikle vergilendirme amaçlı kullanıldığı ve yönetsel olarak farklı kurumların sorumluluk alanlarına girdiği görülmektedir. Toplu değerlemeye ilişkin yayımlanmış standartlar bulunmasına rağmen ülkelerde özellikle veri toplama ve veri kayıt sistemlerinin farklılaşmasından ötürü farklı modeller uygulanmaktadır. Türkiye'de ise toplu değerlendirme konusunda, akademik çalışmaların dışındaki ilk uygulama TKGM tarafından, Tapu Kadastro Modernizasyon Projesi (TKMP) kapsamında gerçekleştirilmiştir. Pilot olarak seçilen iki ilçede (İstanbul ili, Fatih ilçesi ve Ankara ili, Mamak ilçesi) yerel emlak vergisi sistemine esas olmak üzere arsaların, meskenlerin ve ticari taşınmazların toplu değerlendirme çalışmaları yapılmıştır. TKMP kapsamında yapılan bu çalışmalar, emlak vergisine esas değerlendirme sistemi konusunda fikir vermesi ve toplu değerlendirme uygulamalarına dikkat çekmesi bakımından önemlidir (Yıldız 2014). Diğer taraftan, 05.02.2019 tarihli ve 30677 sayılı Resmî Gazetede yayımlanan 30 numaralı Cumhurbaşkanlığı Kararnamesinde, taşınmazların toplu değerlendirme yöntemleri ile değerini belirlemek, değer bilgi bankasını kurmak, yönetmek ve değer haritalarının üretilmesi ile güncel tutulmasını sağlamak TKGM'nin görevleri arasına eklenmiştir.

#### **4. Yapay Sinir Ağları**

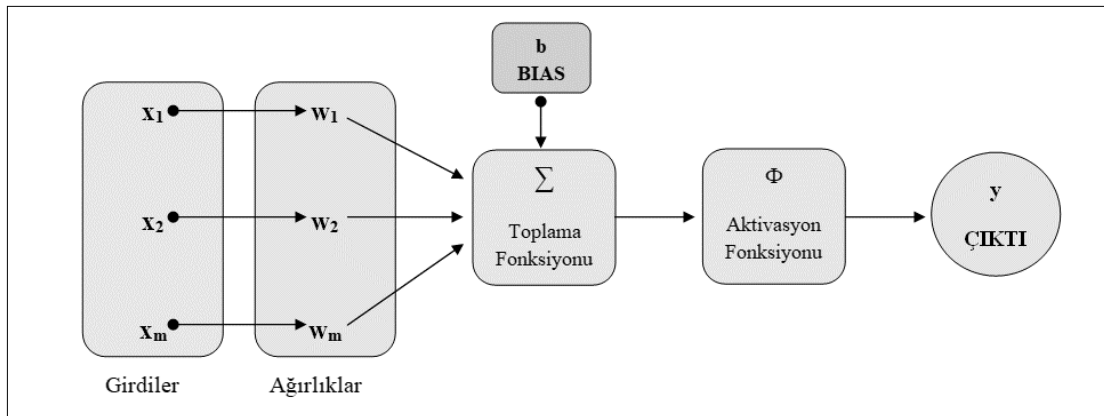
Yapay sinir ağları, kavramsal olarak insan beynin çalışma prensibinin bilgisayar sistemlerinde denenmesi fikri ile ortaya çıkmış olup 1900'lü yılların başına dayanan ilk araştırma ve çalışmalar geliştirilerek günümüzde birçok alanda uygulama imkânı bulmuştur. Yapay sinir

ağı metodolojisi, değişkenler arasındaki gizli doğrusal olmayan bağıntıların ortaya çıkmasını sağlayan fonksiyonel modelleri elde etmek için geliştirilmiştir (Chiarazzo vd. 2014). Bir yapay sinir ağı, nöronlar arasındaki bağlantının bir modeli, bağlantılardaki ağırlıkların hesaplanması ve transfer fonksiyonu ile tanımlanabilir. Yapay sinir ağları girdi-çıkı sinirlerinden (nöronlarından) oluşan ve sinirler arasındaki bağlantıların ağırlıkları öğrenme veya eğitilme yeteneği olduğu bir sistemdir. Böylelikle ağ bir girdi grubuna karşı etkili bir karşılık (çıkı) üretebilmektedir (Arıkan Kargı 2015). YSA'ların cazipliği, esas olarak doğrusal olmama, yüksek paralellik, hata ve gürültü toleransı ve öğrenme ve genelleme yetenekleri ile ilgili dikkate değer bilgi işleme özelliklerinden kaynaklanmaktadır (Basherr and Hajmeer 2000).

#### 4.1. Temel İşlem Elemanları ve Çalışma Prensibi

Biyolojik sistemde olduğu gibi yapay sinir ağlarında da sinir hücreleri nöronlar içerir ve bu nöronlar çeşitli biçimlerde birbirlerine bağlanarak ağ oluştururlar. Bu ağların öğrenme, hafızaya alma ve veriler arasındaki ilişkiyi ortaya çıkarma kapasiteleri bulunmaktadır (Pektaş 2013). Yapay sinir hücrelerinin temel elemanları Şekil 1'de gösterilmiş olup bunlar; girdiler, ağırlıklar, toplama fonksiyonu, aktivasyon fonksiyonu ve çıktılardır.

Şekil 1: Yapay sinir ağı hücresi



- **Girdiler:** Yapay sinir hücresine dışarıdan bir başka deyişle çevreden veya başka bir sinir hücresinden gelen bilgilerdir.
- **Ağırlıklar:** Yapay sinir hücresine gelen bilgilerin hücre üzerindeki etkisini gösteren katsayılarıdır. Program tarafından oluşturulan bu katsayıların pozitif veya negatif olması

etkilerinin yönünü göstermekle birlikte büyüklükleri ise verilerin önemi hakkında bir bilgi vermez.

- *Toplama Fonksiyonu:* Bir hücreye gelen net girdiyi hesaplayan fonksiyondur. Bunun için değişik fonksiyonlar kullanılmaktadır. En yaygın olanı ise ağırlıklı toplamdır (e.1).

$$\text{Net} = \sum_{i=1}^m x_i w_i$$

(e.1)

Burada x girdileri, w ağırlıkları, m ise bir hücreye gelen toplam girdi sayısını göstermektedir.

- *Aktivasyon Fonksiyonu:* Bu fonksiyon hücreye gelen net girdiyi işleyerek hücrenin bu girdiye karşılık üreteceği çıktıyı belirler. Yapay sinir ağlarının “doğrusal olmama” özelliğinin temelini aktivasyon fonksiyonlarının doğrusal olmayışı oluşturmaktadır. En yaygın olarak kullanılan aktivasyon fonksiyonlarından biri sürekli türevi alınabilen, girdi değerlerinin her biri için 0 ve 1 arasında değer üreten Sigmoid fonksiyonudur (e.2).

$$F(\text{Net}) = \frac{1}{1 + e^{-\text{Net}}}$$

(e.2)

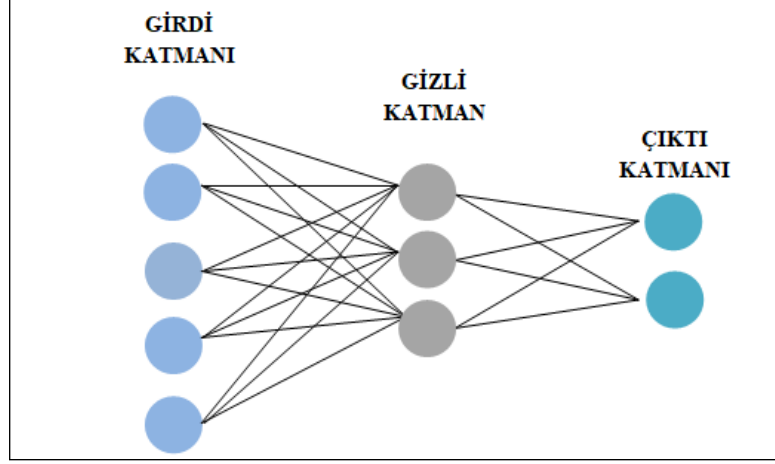
Burada Net, sinir hücresine (proses elemanına) gelen Net girdi değerini göstermekle birlikte bu değer toplama fonksiyonu kullanılarak belirlenmektedir. Bir diğeri ise -1 ve 1 arasında değer üreten hiperbolik tanjanttır (e.3).

$$F(\text{Net}) = \frac{e^{\text{Net}} - e^{-\text{Net}}}{e^{\text{Net}} + e^{-\text{Net}}}$$

(e.3)

- *Çıktı:* Aktivasyon fonksiyonu tarafından belirlenen çıktı değerleri dış dünyaya veya başka bir hücreye gönderilir. Her bir sinir hücresinin tek bir çıktı değeri vardır (Şengöz, 2017). Yapay sinir ağları, proses elemanlarının katmanlarından oluşmakta olup yapay sinir ağının ilk katmanı girdi katmanı, son katmanı ise çıktı katmanıdır ve bunlar istatistik literatüründe bağımsız değişkenler ve bağımlı değişkenlere karşılık gelirler (Pektaş 2013). Modeldeki diğer tüm elemanlar ise gizli (ara) katmanları oluşturan gizli elemanlardır (Şekil 2).

**Şekil 2:** Sinir ağı katmanları



Girdi katmanı, sinir hücrelerinin dış dünyadan aldıkları bilgileri gizli katmanlara transfer ettikleri katmandır. Gizli katmanlar, girdi katmanından gelen bilgileri toplama ve aktivasyon fonksiyonları ile işleyerek çıktı katmanına gönderirler. Gizli katmanlar, ağın temel işlevini gören katmanlardır ve gerek gizli katman sayısı gerekse katmanlardaki nöron sayısı ağ tasarımı sırasında kullanıcı tarafından belirlenir. Bu sayıların olması gerekenden az veya çok belirlenmesi ağın performansını doğrudan etkilemektedir. Çıktı katmanı, ara katmandan gelen bilgilerin işlenerek girdi seti için üretilmesi gereken çıktının üretilerek dış dünyaya iletiildiği katmandır.

Ağın kendisine gösterilen girdiler için doğru çıktıları üretebilmesi için eğitilmesi gereklidir. Ağın eğitilmesi, bir yapay sinir ağındaki katmanlar arasındaki sinirlerin yani işlem elemanlarının ağırlık katsayılarının belirlenmesi olarak tanımlanmaktadır. Başlangıçta bu değerler rastgele atanmakta sonrasında ise ağı örnek (girdi ve çıktı çiftlerinden oluşan eğitim kümesi) verildikçe değiştirilmekte olup bu işlem doğru çıktılar elde edilinceye kadar devam etmekte ve amaca ulaşıldığında hesaplanan son ağırlıklar sistem tarafından saklanmaktadır (Öztemel 2016).

#### **4.2. Yapay Sinir Ağları Modelleri ve Performans Ölçütleri**

Yapay sinir ağları, ilk geliştirilen ve sonrasında geliştirilen modellere temel oluşturan tek katmanlı algılayıcılar ve tahmin problemlerinde sıklıkla kullanılan çok katmanlı algılayıcılar olmak üzere iki şekilde sınıflandırılmaktadır.

Doğrusal olmayan problemlerin çözümü için geliştirilen çok katmanlı algılayıcılar, birçok öğrenme algoritması tarafından ağı eğitilmesi aşamasında kullanılabildikleri için modellemede yaygın olarak tercih edilmektedirler. Çok katmanlı algılayıcı modeli, bir girdi, bir veya daha fazla gizli (ara) katman ve bir de çıktı katmanından oluşmakta olup her bir katmanda bir veya daha fazla sayıda işlem elemanı bulunmaktadır. Bu ağlarda bilgi akışı ileriye doğru olup geri besleme söz konusu değildir. Girdi katmanında herhangi bir bilgi işleme olmayan bu ağ yapısında ara katman ve ara katmanlardaki işlemci (nöron) sayısı deneme yanılma yolu ile tespit edilmektedir (Ataseven 2013). Çok katmanlı algılayıcıların öğrenme kuralı En Küçük Kareler prensibine dayanan geri yayılım algoritması veya diğer adı ile delta öğrenme kuralıdır (Arı ve Berberler, 2017).

YSA'nın performansını değerlendirmek için bilinen en yaygın ölçütler, Mutlak Hata Oranları Ortalaması (MAPE), Hata Kareleri Ortalaması (MSE) ve Hata Kareleri Ortalamasının Karekökü (RMSE) olup eşitlikler sırasıyla (e.4), (e.5) ve (e.6)'te verilmiştir:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right| \times 100$$

(e.4)

$$MSE = \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}$$

(e.5)

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{n}}$$

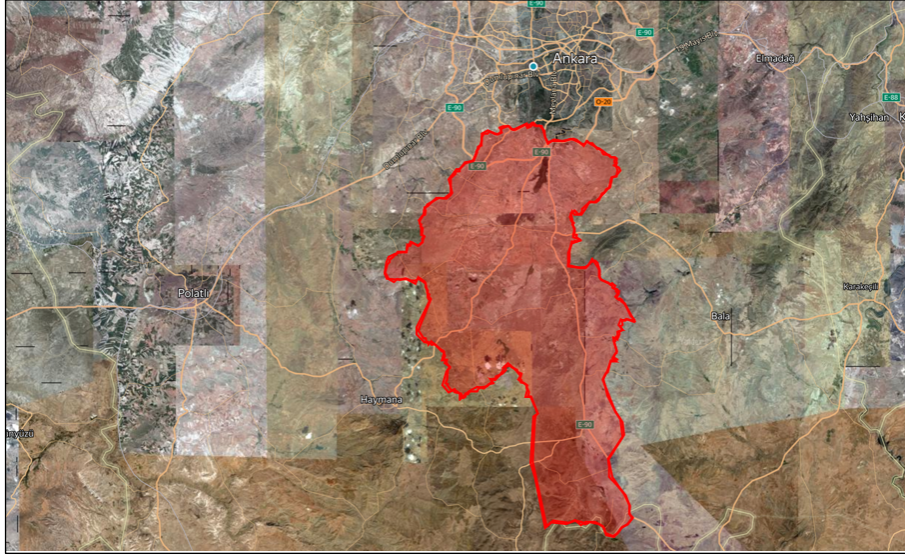
(e.6)

Bu eşitliklerde  $y_i$  ölçüm değerlerini,  $\hat{y}_i$  tahmin değerlerini,  $n$  örnek sayısını ifade eder. RMSE, ölçüm değerleri ile tahmin değerleri arasındaki hatanın belirlenmesi için kullanılır. Bu değer in sıfıra yaklaşması modelin tahmin gücünün arttığını gösterir. MSE ise RMSE'nin karesine eşit olan EKK yönteminin temel prensibine dayanan ve kestirimlerin başarılarını ölçmekte kullanılan diğer bir kriterdir. Karelerinin ortalaması ne kadar küçük ise model gerçek veriye o kadar yakındır. MAPE, tahmin hatalarını yüzdesel olarak veren bir başka ölçüttür. Diğer yandan yukarıda tanımlanan eşitlikler dışında ağı doğruluk oranına, belirleme katsayısı  $R^2$  veya değişkenler arasındaki korelasyonu ifade eden  $R$  değerleri ile karar verilmektedir.

## 5. Gölbaşı İlçesi Örneği

Çalışma alanı olarak Ankara ilinin son yıllarda yapılaşmanın yoğun olarak arttığı ve özellikle yüksek gelir grubuna hitap eden konut projelerinin geliştirildiği bir çekim merkezi haline gelen Gölbaşı ilçesi belirlenmiştir (Şekil 3).

Şekil 3: Gölbaşı ilçesinin konumunu gösteren uydu görüntüsü



Gölbaşı, 1983 yılında ilçe olmuş, 1990 yılında ise 2872 sayılı Çevre Kanunu'nun 9'uncu maddesi kapsamında "*Gölbaşı İlçesi Özel Çevre Koruma Bölgesi*" olarak ilan edilmiştir. İlçede, 47 mahalle bulunmakta olup son dönemlerde kuzeybatı kesiminin hızla geliştiği görülmektedir. Bu bölge genelinde konut veya ticari amaçlı kullanılan 1-3 katlı müstakil yapılar veya prestijli konut projeleri göze çarpmaktadır. Bölgenin geneli yüksek gelir grubu tarafından tercih edilmektedir. İlçenin kısmen güneyinde kalan diğer yerleşim yerleri ise henüz aynı hızda gelişim göstermemektedir.

### 5.1. Veri Setinin Hazırlanması, Değişken Seçimi ve Tanımlayıcı İstatistikler

Çalışmanın verisini, Özelleştirme İdaresi Başkanlığı, Ankara Defterdarlığı ve Gölbaşı Belediyesi tarafından Gölbaşı ilçesinde 2017 yılında satışı gerçekleştirilmiş Hazineye ait "arsa" vasıflı taşınmazların satış fiyatları oluşturmaktadır. Bu yıla ait toplam satış sayısı 241 adettir. Bu veriden tekrar eden, kayıp veriye sahip olanlar çıkartılmış ve geriye kalan 230 adedi çalışmaya dahil edilmiştir. Çalışmaya konu olan arsalar, mülkiyet yapısı itibariyle Hazineye

ait olmakla birlikte kullanım fonksiyonu ve lejantı açısından özel mülkiyete konu arsalar ile aynı özellikleri göstermektedir. Bağımsız değişken seçimi yapılırken; kendi aralarında (örneğin merkeze, göle ve lokomotif yerleşim yerine uzaklık ile bölge, parsel genişliği alan ile, KAKS hmax ile) yüksek korelasyon gösterdiği tespit edilenler belirlenmiş, yapılan denemeler ile model varsayımlarını bozmayanlar dikkate alınarak nitelik azaltma yoluna gidilmiştir. Sonuç olarak; bölge (konum), KAKS, plan işlevi, parsel şekli, parsel alanı, manzara, altyapı, ÖÇK (Özel Çevre Koruma sınırında olma), mülkiyet durumu (tam/hisseli), eğim, yol cephe, köşe parsel olma, satış şekli (satışın gerçekleştirildiği ilgili mevzuat) olmak üzere toplam 13 parametre belirlenmiştir. Bağımlı değişken yani çıkış değeri ise arsa birim fiyatı tahmin değeridir. Bağımlı değişken değerleri, 2017 yılı içerisinde farklı aylardaki satışlardan oluştuğu için bu değerlerin tamamı ÜFE değerleri ile güncellenerek verilerin 2017 yılı Aralık ayına toplanması sağlanmıştır. Bağımsız değişkenlerden, sınıflama ölçme düzeyinde başka bir ifade ile nitel olanların bağımlı değişken üzerindeki etkilerini ölçmek için sayısallaştırma işlemi yapılmış ve bu değişkenler analize uygun hale getirilmiştir. Gerek çoklu regresyon gerekse yapay sinir ağları analizinde, IBM tarafından geliştirilmiş Statistical Package for the Social Sciences (SPSS) Statistics 23 sürümü kullanılmıştır. Bu yazılım tanımlayıcı istatistikler, regresyon ve gelişmiş istatistikler gibi birçok işlevi bütünlük tek bir arabirimde çalıştırabilmesi ve kullanım kolaylığı sağlaması nedeni ile tercih edilmiştir.

Veri setindeki taşınmazların, 100'ü 1'inci bölgede (Kuzeybatı bölümü- İncek, Kızılcasaz, Ballıkpınar, Hacılar, Karşıyaka Mahalleleri), 50'si 2'nci bölgede (Kuzeydoğu bölümü- Bahçelievler, Gerder, Karaoğlan, Oğulbey, Virancık Mahalleleri), 79'u ise 3'üncü bölgede (Güney bölümü-Karagedik, Karaoğlan, Kötek, Bağıcı, Topaklı, Oyaca, Soğulcak Mahalleleri) yer almaktadır. Parsellerin inşaat haklarına ilişkin KAKS değerlerinin; %27'si 0.30, %14'ü 0.20, %13'ü 0.50, %12'si 0.15, %12'si 0.90, %11'i 1.00 ve %9'u ise 0.60 şeklinde dağılmıştır. Parsellerin 1/1000 ölçekli uygulama imar planındaki fonksiyonlarına bakıldığında, 39 tanesinin Gelişme Konut Alanı (GKA), 185 tanesinin yerleşik konut alanı şeklinde, 6 tanesinin ise ticari kullanımlara yönelik olduğu görülmüştür. Yerleşik konut alanlarının mahallelerin kırsal kesimleri, gelişme konut alanlarının ise birinci ve ikinci konut tercihlerinin iç içe geçtiği bölgeler olduğu gözlemlenmiştir. Taşınmazların 53'ünün 15-30 m genişliğindeki yollara cephesi bulunurken 30 m ve üzeri genişliğe sahip yola cephesi olan parsel sayısı 12'dir. Diğerlerinin ise 7,10 veya 12 m 'lik yola cepheleri bulunmaktadır.

Parsellerin %83'ünün geometrik şekli düzgün dörtgen formda olup diğerleri ise yamuk veya



çokgen şeklindedir. Parsellerin %33'ünün hafif eğimli, %40'ının orta eğimli, %26'sının ise eğimli olduğu belirlenmiştir. Taşınmazların %85'inin Mogan gölü manzarasına sahip olma potansiyeli yoktur. Özellikle yapılaşmanın seyrek olduğu bölgelerde bazı parsellerin mevcut durumda manzara potansiyeli bulunsa bile hafif veya orta eğime sahip olanların yakın gelecekte çevredeki yapı yoğunluğunun artması ile bu potansiyellerinin de ortadan kalkacağı aşikârdır. Veri seti içerisindeki altyapı hizmetlerine ve sosyal donatı alanlarına yakın olan parsellerin oranı %43'tür. Parsellerin 92 tanesi ÖÇK sınırları içerisinde olup ÖÇK sınırları içerisinde olan parsellerde imar planları, Özel Çevre Koruma Kurulu tarafından onaylanmakta ve parsellerin yapılaşma hakkı sınırlı tutulmaktadır. Parsellerin 130 tanesinin mülkiyeti tam, 100 tanesinin ise hisseli olup bunların %38'sinin satışı, Özelleştirme İdaresi Başkanlığı tarafından 4046 sayılı Özelleştirme Uygulamaları Hakkında Kanun, %37'sinin ise Milli Emlak Müdürlüklerince 4706 sayılı Hazineye Ait Taşınmaz Malların Değerlendirilmesi ve KDV Kanununda Değişiklik Yapılması Hakkında Kanun kapsamında yapılmıştır. Veri setindeki diğer satış şekilleri ise 3194 sayılı İmar Kanunu veya 2886 sayılı Devlet İhale Kanunu kapsamında gerçekleştirilenlerle ilgilidir. Veri setindeki taşınmazların ortalama birim satış fiyatı 365.25 TL/m<sup>2</sup> olarak gerçekleşmiş olmakla birlikte 1. bölgenin birim fiyat ortalaması 554.78 TL/m<sup>2</sup>; 2. bölgenin 472.35 TL/m<sup>2</sup>; 3. bölgenin ise 56.21 TL/m<sup>2</sup>'dir.

## **5.2. Çoklu Regresyon Modeli**

Çoklu doğrusal regresyon modelinin temelini oluşturan regresyon analizi, belirli aralarında sebep-sonuç bağlantısı bulunan bağımlı ve bağımsız değişkenler arasındaki ilişkinin belirli varsayımların sağlanması ile matematiksel modelini oluşturmada ve bu model aracılığı ile gelecekle ilgili tahminler yapılmasına imkân tanımaktadır. Çoklu doğrusal regresyon modeli,  $Y = b_0 + b_1X_1 + \dots + b_nX_n + \epsilon_i$  ( $n=1,2,\dots,n$ ) biçimindedir. Modelde Y bağımlı değişken (fiyat);  $X_i$ , bağımsız değişkenler olmak üzere  $b_0$ , regresyon eğrisinin y eksenini kesim noktası,  $b_i$  bağımsız değişkenlerin regresyon katsayıları,  $\epsilon_i$  ise ortalaması sıfır, varyansı  $\sigma^2$  olan normal dağılıma sahip hata değişkenidir. Regresyon problemlerinde model varsayımlarının sağlanmasının yanında düzeltilmiş belirlenme katsayısının olabildiğince büyük ve bağımsız değişken sayısının küçük olması istenir. Fazla sayıda bağımsız değişken kümesine sahipken bu değişkenlerin tümüne modelde yer verilmesi model varsayımlarının bozulmasına neden olabilir (Gamgam ve Altunkaynak 2017). Bu bağlamda değişken seçme yöntemi olarak

adımsal (stepwise) seçeneği tercih edilmiştir. Adımsal seçeneğinde amaç, bağımlı değişkeni etkileyebilecek bağımsız değişkenlerin neler olduğunun teorik olarak belirlenmesinden sonra, bunlar arasından birbiriyle ilişkileri olmayan ve bağımlı değişkeni en çok etkileyen değişkenlerin seçilmesidir. Bu yöntemin en önemli avantajı, çoklu doğrusal bağlantı sorununa çözüm üretmesidir (Işık 2006). ÇRA modelinin R<sup>2</sup> değerini gösteren model özet tablosu ile varyans analizi sonuçları Tablo 2’de gösterilmiştir.

**Tablo 2:** ÇRA modeli özet tablosu

Tahmin Ediciler	X1 <sub>2</sub> , X3 <sub>1</sub> , X3 <sub>2</sub> , X4, X9, X10, X12, X13 <sub>1</sub> , X13 <sub>2</sub>
R	.94
R <sup>2</sup>	.89
Düzeltilmiş R <sup>2</sup>	.89
Standart Hata	.18
Durbin-Watson	1.52
F değeri	201.02
P değeri	.00

Regresyon modelinin R<sup>2</sup>’si .89 olarak elde edilmiş olup F testi sonucuna göre model anlamlı bulunmuştur (p=.00). Durbin-Watson test istatistiği (1.52) hata terimlerinin otokorele olmadığını göstermektedir. Model katsayıları ve bu katsayıların anlamlılığına ilişkin yapılan t testi sonuçları ile Varyans Şişme Değerleri (VIF) Tablo 3’te gösterilmiştir. Varyans şişme değerlerinin 10’dan küçük olması nedeni ile bağımsız değişkenler arasında çoklu doğrusal bağlantı olmadığı değerlendirilmiştir.

**Tablo 3:** ÇRA modeli katsayılar tablosu

	Standartlaştırılmamış Katsayılar		Standart Katsayılar	t	Sig.	VIF	
	B	Standart Hata	Beta				
sabit	2.29	.06		39.61	.00		
X1 <sub>2</sub>	Bölge 3	-1.14	.03	-1.01	-33.40	.00	1.86
X3 <sub>1</sub>	İşlev (GKA)	.23	.03	.17	6.72	.00	1.26
X3 <sub>2</sub>	İşlev (Diğer)	.30	.09	.09	3.55	.00	1.32
X4	KAKS	.48	.05	.28	10.55	.00	1.42
X9	Yolcephe	.11	.02	.12	4.77	.00	1.23

X10	Altyapı	.12	.03	.11	4.51	.00	1.23
X12	ÖÇK	-.35	.03	-.32	-10.99	.00	1.74
X13 <sub>1</sub>	Satış (4706)	-.06	.03	-.06	-2.16	.03	1.38
X13 <sub>2</sub>	Satış (Diğer)	-.28	.03	-.23	-8.48	.00	1.49

Analiz sonuçlarına göre ÇRA modelinde, bölge 3'te (güney) yer alma, toplam inşaat hakkını gösteren katsayı<sup>17</sup> (KAKS), plan işlevi (gelişme konut alanı veya ticari kullanımların olduğu fonksiyonlardan biri), altyapı hizmetlerine ve sosyal donatı alanlarına yakın olma, yol cephe sınıfı, ÖÇK bölge sınırları içinde olma ile satış şekli (4706 sayılı Kanun veya diğer mevzuat) değişkenleri yer almıştır. Yarı logaritmik model;

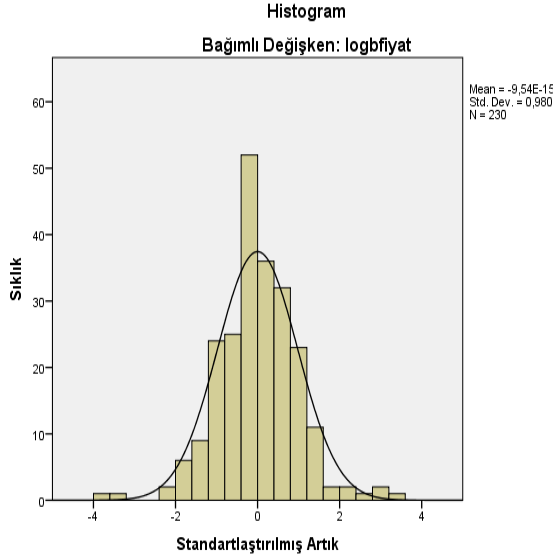
$$\text{"log}(y) = 2.29 - 1.14X_{12} + 0.23X_{31} + 0.30X_{32} + 0.48X_4 + 0.11X_9 + 0.12X_{10} - 0.35X_{12} - 0.06X_{13_1} - 0.28X_{13_2} \text{"}$$

*(bölge3) (işlev-GKA) (işlev-diğer) (KAKS) (yolcephe) (altyapı) (ÖÇK) (satış-4706)*  
*(satış-diğer)*

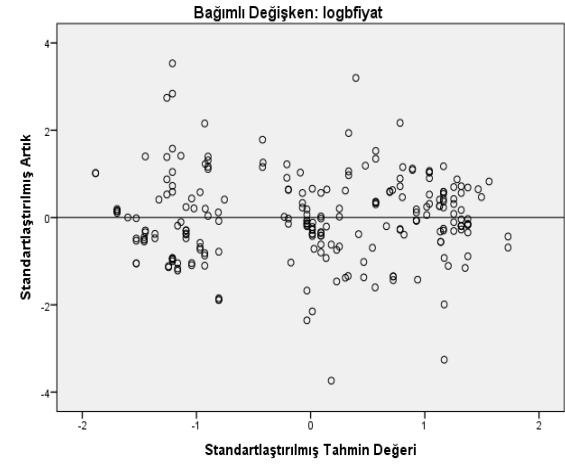
şeklinde oluşturulmuştur.

Hata terimlerinin normal dağıldıkları, Şekil 4'te yer alan hata terimlerinin histogramından anlaşılmaktadır. Ayrıca standartlaştırılmış tahmin değerlerine göre artıkların grafiğinde, noktaların kabaca eğimleri sıfır olan iki doğru arasında kaldıkları görülmüş ve veri için doğrusal modelin uygun model olduğu değerlendirilmiştir (Şekil 5).

**Şekil 4:** Hata terimlerinin dağılımına ilişkin histogram



**Şekil 5:** Artıkların serpilme



Kullanılan yarı logaritmik modelde hem nitel hem nicel veriler bulunduğu için nitel verilerin yarı logaritmik modele etkilerinin yüzdesel olarak anlaşılabilmesini teminen  $(10^{\beta}-1)*100$  formülü kullanılarak  $\beta$  katsayıları yorumlanmıştır. Tahmin edilen ÇRA model sonuçlarına göre, aynı parsel üzerinde KAKS'ın 0.90'dan 1.00'e yükselmesi birim değeri %11.56 artırmakta, aynı parselin gelişme konut alanı fonksiyonuna sahip olması durumunda birim değer %67.88, ticari kullanım olması halinde ise yaklaşık 2 kat yükseldiği, parselin 30 m ve üzeri yola cepheli olması durumunda %28.23, altyapı ve sosyal donatı alanlarına yakın olması halinde %31.83 daha fazla değere sahip olduğu model üzerinde yapılan denemeler sonucu ortaya konmuştur. Diğer yandan ÖÇK bölge sınırları içerisinde olmanın birim değeri %55.33, ilçenin güneyinde merkeze ortalama 25 km uzaklıkta olan 3. bölgede konumlanmanın ise %92.67 azalttığı anlaşılmıştır. Hazineye ait taşınmazların farklı mevzuatlar çerçevesinde satılmasının değere olan etkisi incelenmiş olup diğer faktörlerin etkisi sabit tutulduğunda aynı parselin 4046 sayılı Kanununa kıyasla, 4706 sayılı Kanun kapsamında satılması halinde birim değer %13.30, 3194 ve 2886 Kanunlar kapsamında satılması halinde ise %47.76 azaldığı gözlemlenmiştir.

### **5.3. Yapay Sinir Ağları Modeli**

Yapay Sinir Ağları yöntemi ile analiz yapabilmek için ilk olarak Excel sayfasında yer alan 230 adet veri SPSS programına aktarılmıştır. Program kategorik değişkenleri birim matrisine çevirmek sureti ile işlemleri gerçekleştirmektedir (IBM SPSS Neural Networks 22, 2013:6). Bu nedenle kategorik değişkenler 1'den başlanarak sıralı olarak düzey sayısı kadar kodlanmış, regresyon analizinde olduğu gibi gösterge değişken kullanılmamıştır. Fiyat değişkeni regresyon analizindeki gibi doğal logaritması alınmak suretiyle yeniden düzenlenmiştir. Kategorik değişkenler "Factor" sekmesine, sayısal değişkenler ise "Covariate" sekmesine alınmıştır. Verilerin %70'i eğitim, %30'u test verisi olarak rastgele bölünmüştür. Analizde, tahmin problemlerinde daha iyi sonuç verdiği bilinen çok katmanlı algılayıcı modelin kullanılması tercih edilmiş ve modelde girdi katmanında 13 parametre (düzey sayısına bağlı 29 nöron) çıkış katmanında ise 1 nöron yer almıştır. Girdi katmanındaki nöronlar bağımsız değişkenleri, çıkış katmanındaki nöron ise bağımlı değişkeni yani fiyatı göstermektedir. Ağın gizli katmanı ve bu katmandaki nöron sayısı belli değildir. Bunları profesyonel olarak belirlenmesine yönelik henüz geliştirilmiş bir algoritma bulunmamakla birlikte deneme yanılma yolu ile en iyi sonuca ulaşılmaya çalışılmıştır.

Modelde gizli katman sayısı bir tane alınmıştır. Gizli katman ve gizli hücre sayılarının artırılması, ağın hata toleransını, bunun yanı sıra işlem karmaşıklığını ve eğitim süresini de artırmaktadır (Öğücü 2006). Gizli katmanda kaç tane nöron olacağını belirleyebilmek için bu katmana 1'den 15'e kadar nöron sayısı tanımlanmış ve her bir model 10 kez çalıştırılarak bir anlamda 150 deneme yapılarak en iyi model belirlenmeye çalışılmıştır. Modelde, katmanlar arasında transfer fonksiyonu olarak hiperbolik tanjant fonksiyonu, hızlı öğrenme ve sınıflama işlemi için türevinin daha dik olması dolayısı ile daha çok değer alabilmesinden dolayı tercih edilmiştir ([www.towardsdatascience.com](http://www.towardsdatascience.com)). Veri kümeleri ağa verilmeden önce program tarafından standartlaştırma işlemi yapılmıştır.

SPSS, YSA modülünde öğrenme tipi olarak batch, online veya mini-batch yöntemlerinden birini kullanmaktadır. Çalışmada, girdi sayısının çok olduğu durumlarda tercih edilen "Online" öğrenme yöntemi kullanılmıştır (IBM SPSS Neural Networks 22, 2013:9). Bu tip öğrenmede, sinaptik ağırlıklar her bir öğrenme verisi için güncellenmekte, başka bir deyişle bir veriden bir defa yararlanılmaktadır. Ağırlıkların güncelleme işlemi durma kıstaslarından biri sağlanana kadar devam etmektedir (Pektaş 2013). Yöntemin optimizasyon algoritması ise

“Dereceli Azalma (Gradient Descent)” dır. Gradyan iniş olarak da ifade edilen bu algoritma geri yayımlımlı ağlarda hata fonksiyonunun en küçüklemesini, kısmi türev kullanarak zincir kuralına göre gerçekleştirmekte olup delta kuralının geliştirilmiş halidir. Başka bir ifade ile ağıın çıktılarının hata kareleri toplamının minimizasyonudur (Fausett 1994, Demir ve Ülengin 2008).

Ağ parametrelerinden momentum katsayısı ( $\alpha$ ) ve öğrenme oranının ( $\lambda$ ) belirlenmesi deneme yanılma yolu ile yapılmaktadır. SPSS bu değerleri  $\alpha=0.9$  ve  $\lambda=0.4$  olarak almaktadır. Farklı yazılımlarda bu değerlerin başlangıçta farklı alındığı yapılan araştırmalarda görülmüştür. Hız faktörü (momentum) bir lokal minimumda takılmayı ve yavaş yakınsamayı önlemek amacıyla kullanılır ve en çok kullanılan değer 0.5’tir (Kutlu ve Badur 2009). Momentum değerinin küçük olması yerel çözümlerden kurtulmayı zorlaştırırken, çok büyük değerler ise tek bir değere ulaşmada sorunlar yaratabilmektedir. Bu kapsamda başlangıçta bu değerler  $\alpha=0.5$  ve  $\lambda=0.5$  alınarak analizler yapılmış sonrasında ise farklı momentum ve öğrenme katsayılarına karşı modelin performans ölçütlerinin duyarlılığı test edilerek karar verme sürecine gidilmiştir. Parametrelere uygun model kurulduktan ve eğitim süreci tamamlandıktan sonra en iyi model, yapılan 150 denemedeki hata performansı olarak bilinen MSE ölçütlerinin karşılaştırılması ile belirlenmiştir. Yapılan denemelerde en iyi sonuca, en küçük MSE değerini (.0173) veren 6 nöronlu modelde ulaşılmış olup sonuçlar

Tablo 4’te gösterilmiştir.

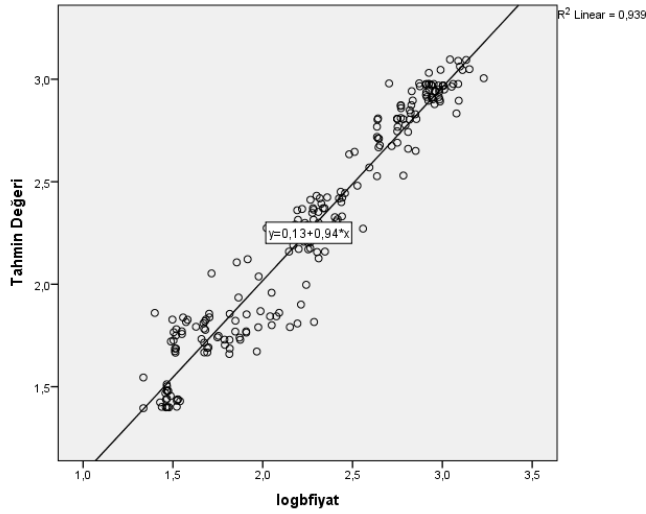
**Tablo 4:** YSA modeli deneme sonuçları

Nöron Sayısı	MSE	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup>	Nöron Sayısı	MSE	RMSE	MAPE (%)	R <sup>2</sup>
1	.0319	.1785	6.67	.888	9	.0189	.1376	4.60	.933
2	.0221	.1488	5.21	.922	10	.0215	.1468	4.86	.924
3	.0216	.1469	5.04	.924	11	.0204	.1428	4.94	.928
4	.0196	.1400	5.03	.931	12	.0187	.1367	4.77	.934
5	.0214	.1461	5.00	.925	13	.0188	.1373	4.79	.934
<b>6</b>	<b>.0173</b>	<b>.1317</b>	<b>4.81</b>	<b>.939</b>	14	.0213	.1459	5.19	.925
7	.0205	.1433	4.99	.928	15	.0217	.1472	4.90	.924
8	.0211	.1454	5.34	.926					

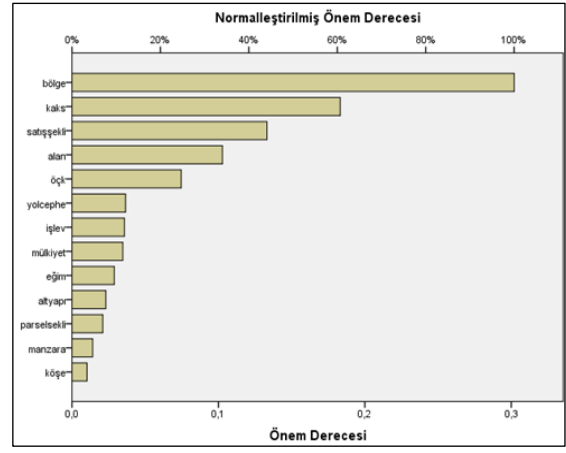
YSA modelinin eğitimi sonucunda sinir ağıının hata kareleri toplamı 1.36 iken test sonucu bu değer .76 olarak gerçekleşmiştir. Hata kareleri toplamındaki bu düşüş modelin geçmiş bilgilerle öğrenmeyi başardığının bir göstergesidir. Bu modelin R<sup>2</sup>’si ise .94 olarak gerçekleşmiştir (Şekil 6). Modelde yer alan bağımsız değişkenlerin Şekil 7’de yer alan

normalleştirilmiş önem sıralamalarına bakıldığında ise birim fiyatı etkileyen en önemli değişkenin bölge olduğu görülmektedir. KAKS, satış şekli, alan ve ÖÇK değişkenleri de sırasıyla en önemli değişkenler olarak ortaya çıkmıştır.

**Şekil 6:** YSA modeli tahminlerin değişkenlerin serpilme diyagramı



**Şekil 7:** YSA modeli bağımsız önemlilik sıralaması



ÇRA modelinde, model dışında bırakılan “alan” değişkeninin YSA ile oluşturulan modelde bağımlı değişkeni (birim fiyat) etkileyen en önemli 5 parametreden biri olduğu görülmektedir. Buna karşın altyapı hizmetleri ve sosyal donatı alanlarına yakınlık parametresinin, regresyon modelinde yer almasına karşın YSA modelinde önemli bir etkiye sahip olmadığı gözlemlenmiştir. Her iki yöntemle de oluşturulan modellerde manzara, eğim, parsel şekli, köşe parsel olma ve mülkiyet durumu değişkenleri bağımlı değişken üzerinde önemli bir etki yaratmamıştır.

Diğer yandan momentum ( $\alpha$ ) ve öğrenme oranına ( $\lambda$ ) ilişkin değerlerin değiştirilmesi ile yapılan denemelerde ise bu parametrelerin aldığı farklı değerlerin modelin performans ölçütlerini önemli derecede etkilemediği anlaşılmıştır (Tablo 5).

**Tablo 5:** YSA modeli farklı parametreler için performans sonuçları

Nöron	$\alpha$	$\lambda$	R <sup>2</sup>	MSE
6	0.2	0.5	.931	.0196
	0.3		.941	.0164

	0.4		.924	.0214
	0.5		.939	.0173
	0.6		.929	.0201
	0.8		.940	.0168
	0.5	0.2	.935	.0185
		0.3	.938	.0175
		0.4	.939	.0171
		0,5	.939	.0173
		0.6	.934	.0188
	0.8	.931	.0196	

#### 5.4. Modellerin Karşılaştırılması

Çalışma kapsamında ÇRA ve YSA ile iki farklı model geliştirilmiştir. ÇRA modelinin  $R^2$  'si .89 olarak gerçekleşmiş olup bu modele alınan bağımsız değişkenlerin bağımlı değişkeni (birim fiyat) %89 oranında açıklayabildiğini göstermektedir. YSA modelinin  $R^2$  değeri ise .94'tür. Söz konusu modellerin performanslarının karşılaştırılmasında ise MAPE, MSE ve RMSE olmak üzere üç ölçütten faydalanılmıştır. Bu ölçütlerden MAPE değeri %10'un altındaki modellerin yüksek doğruluk derecesinde oldukları ifade edilmektedir (Karahana 2015). Çoklu regresyon modelinin (ÇRA), MAPE'si %6.5 iken YSA'da bu değer %4.8 düzeyinde gerçekleşmiştir (Tablo 6).

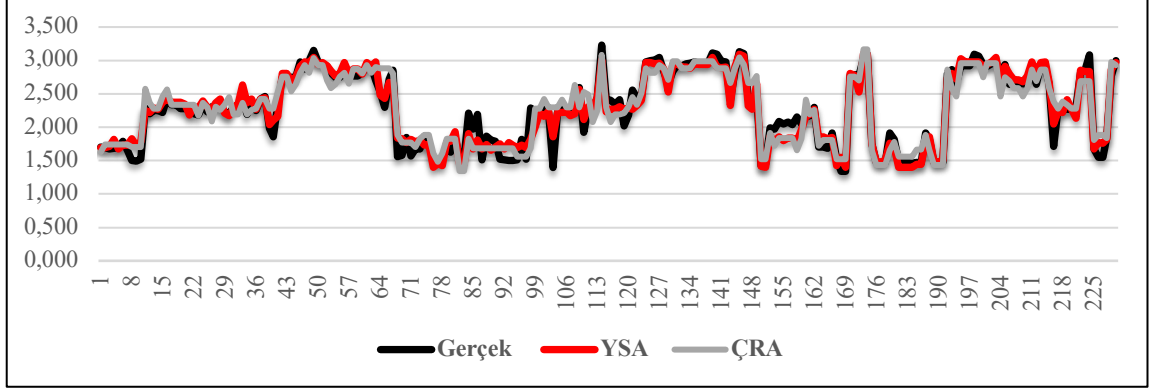
**Tablo 6:** YSA ve ÇRA modellerinin performanslarının karşılaştırılması

	$R^2$	MAPE	MSE	RMSE
<b>YSA</b>	.94	%4.8	.0173	.1317
<b>ÇRA</b>	.89	%6.5	.0345	.1860

Aynı veri seti ile yapılan modellemelerde, farklı tekniklerin farklı parametrelerle farklı sonuçlara ulaştığı görülmektedir. Bu bağlamda kullanılacak yöntemin araştırma amacına bağlı olarak belirlenmesi gerekmektedir. YSA'nın tahmin performansının ÇRA'ya göre daha başarılı olduğu analiz sonuçlarından anlaşılmış ve Şekil 8'de her iki yöntemin de tahmin değerlerini gösteren grafiğe yer verilmiştir.



Şekil 8: ÇRA ve YSA yöntemlerinin tahmin değerleri



Buna karşın araştırma konusunun, bağımlı değişkeni etkileyen faktörlerin ortaya konması olması halinde, ÇRA modelinde katsayılarının yorumlanabilmesi imkânının bulunması ÇRA'yı, YSA'ya göre üstün kılmaktadır ki YSA bu konuda yeterli düzeyde bilgi vermemektedir.

## 6. Sonuç ve Öneriler

Türkiye'de gayrimenkul alanında, son yıllarda yasal mevzuatta yapılan çeşitli düzenlemeler ile değerlendirme çalışmalarının daha etkin ve sistematik bir şekilde yürütülmesini sağlayacak standartların, veri tabanlarının oluşturulmasına, bu alanda uzman yetiştirilmesine ve dolaylı olarak mesleğin gelişimine yönelik adımlar atılmaktadır. Bu gelişmelerin en önemlilerinden biri "Taşınmaz Değerleme Sistemi" projesinin uygulamaya konmasına yönelik yürütülen çalışmalardır. Bu proje ile değer haritalarının üretilmesi başta olmak üzere satışların gerçek değer üzerinden gösterilmesinin zorunlu kılınması ve adil bir emlak vergi sistemi kurulması hedeflenmektedir. Ayrıca uygulaması 2021 yılına ertelenen değerli konut vergisi de aynı sisteme dayanacaktır. Bu gelişmelere bağlı olarak bugüne kadar akademik çalışmalar dışında uygulama alanı bulamamış olan toplu değerlendirme yöntemlerinin, önümüzdeki yıllarda emlak vergisi ile değerli konut vergisine esas değer belirlenmesi başta olmak üzere kamulaştırma, kentsel dönüşüm, arazi toplulaştırması gibi birçok alanda kullanımının yaygınlaşacağı beklenilmektedir.

Çalışmada, ÇRA ve YSA yöntemleri ile fiyata ilişkin yapılan model tahminlerinde YSA'nın daha başarılı olduğu sonucuna ulaşılmıştır. ÇRA'da ağırlıklar yorumlanabilmişken YSA ile sadece önem dereceleri bakımından bir sıralama yapılabilmektedir. Regresyon analizi

varsayımlarının sağlanamadığı ve analizin gerçekleştirilemediği veya örnek hacminin küçük olduğu durumlarda YSA'nın rahatlıkla tercih edilebileceği değerlendirilmektedir. Diğer yandan taşınmazların nitelik bilgilerinin yer aldığı mevcut bir veri tabanının olmayışı, Belediye e-imar uygulamasındaki veriler ile TKGM parsel sorgu sistemi verilerinin tutarsızlığı gibi nedenler analizleri zorlaştıran etkenler olarak ortaya çıkmıştır.

Araştırma sonucu elde edilen bulgularından bir diğeri ise Gölbaşı ilçesinde, kamu eliyle gerçekleştirilmiş satışların birim fiyatlarının, emlak vergisine esas rayiç birim değerlerin ortalama 12 katına denk gelmesidir. Dolayısı ile çalışma alanında yer alan taşınmazların vergi değerleri ile satış fiyatları arasında önemli derecede fark olduğu açıktır. Ancak özel sektör satışlarının piyasa fiyatı bilinmediğinden bu farkın düzeyi için kesin bir hükme varmak yanıltıcı olacaktır. Kurumların farklı mevzuatlar çerçevesindeki satışlarında, birim fiyatlarda meydana gelen farklılık regresyon modeli ile ortaya konmuştur. Modelde yer alan taşınmaz satış işleminin ilgili mevzuatını tanımlayan "satış şekli" değişkeni, özel mülkiyete haiz taşınmazlar için geçerli olmayabilir ancak çalışma alanında değeri etkileyen başlıca diğer faktörlerin girdi olarak kullanılması ile arsa değerinin tahmin edilmesinin mümkün olacağı değerlendirilmiştir.

Gayrimenkul alanında YSA ile yapılan çalışmaların birçoğunun konut fiyat tahminine yönelik olduğu bilinmekle birlikte arsa birim fiyatı tahmini, değeri etkileyen faktörlerin ortaya konulması, sınıflandırılması ve değişkenlerin aldıkları değerler aralıklarının geniş olmasından dolayı gerek regresyon analizi varsayımlarının sağlanması gerekse sinir ağlarının öğrenme süreci açısından konut analizlerine kıyasla daha karmaşıktır. Bununla birlikte YSA analizinde, örnekleme oluşturan imar parseli birim fiyatlarında logaritmik dönüşümlerin yapılması ile daha doğru tahminler elde edilmiştir.

YSA gibi modern yöntemlerin gayrimenkullerin toplu değerlemesinde uygulanabilmesi için gerçek verilere ulaşılması, toplu değerlendirme işlemlerinin standartlara göre yapılması, gayrimenkullere ilişkin veri tabanının oluşturulması ve bu çalışmaların üniversitelerin gayrimenkul geliştirme ve yönetimi alanında eğitim görmüş kişiler ve lisanslı değerlendirme uzmanlarınca yürütülmesi gerektiği değerlendirilmektedir. Buna ilave olarak gayrimenkul ve varlık değerlendirme işlemlerinin sistematik, uluslararası standartlara uygun, hesap verebilir ve yüksek kaliteli olarak yürütülebilmesi için, uluslararası gayrimenkul, değerlendirme ve muhasebe standartları örgütleri ve gayrimenkul meslek ve eğitim kurumları ile entegre olunması, değerlendirme uzmanlığının yasal ve kurumsal altyapısının güçlendirilmesi ve uluslararası

standartların ülke koşullarına uyarlanması ve son olarak kamu kesiminde değerlendirme sisteminin kurumsal yapısının yeniden düzenlenmesi zorunluluğunun olduğu da açıktır.

## **Kaynakça**

Abraham, M. (2016), "Determinants of Residential Property Value in New Zealand: A neural Network Approach", Department of Applied Business, New Zealand Government Institute of Technology, Auckland, 1-24.

Arı, A., Berberler, M.E. (2017), "Yapay Sinir Ağları ile Tahmin ve Sınıflandırma Problemlerinin Çözümü İçin Arayüz Tasarımı", *Acta Infologica*, 1(2), 55-73.

Arıkan Kargı, V.S. (2015), *Yapay Sinir Ağ Modelleri ve Bir Tekstil Firmasında Uygulama*, Ekin Basım Yayın Dağıtım: Bursa.

Ataseven, B. (2013), "Yapay Sinir Ağları ile Öngörü Modellemesi", *Öneri Dergisi*, 10 (39), 101-115.

Basheer I.A, Hajmeer M. (2000). "Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application", *Journal of Microbiological Methods*, 43(1), 3-31.

Benjamin, J.D. , Guttery, R.S. and Sirmans, C.F. (2004), "Mass Appraisal: An Introduction to Multiple Regression Analysis For Real Estate Valuation", *Journal of Real Estate Practice and Education*, 7 (1); 65-77.

Bradford, T. and Rispin, C. (2013), *Automated Valuation Models (AVMs) 1st Edition*, RICS Professional Information, UK.

Bulut Nas, B. (2011), *YSA ve DVM Yöntemleri İle Taşınmaz Değerlemesi İçin Bir Yaklaşım Geliştirme*, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Konya.

Chiarazzo, V., Caggiani, L., Marinelli, M. and Ottomanelli, M. (2014), "Neural Network Based Model For Real Estate Price Estimation Considering Environmental Quality Of Property Location", *Transportation Research Procedia*, 3 , 810-817.

Clapp, J. M. (2003), "A Semiparametric Method for Valuing Residential Locations: Application to Automated Valuation", *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, 303-320.

Comparison of Activation Functions for Deep Neural Networks, <https://www.towardsdatascience.com/comparison-of-activation-functions-for-deep-neural-networks-706ac4284c8a>, Erişim tarihi: 10.06.2019.

Demir, R. ve Ülengin, F. (2008), "Yapay Sinir Ağları Yardımı ile Şirket Birleşmelerinin Kestirimi", *İTÜ Dergisi*, 7 (6), 92-101.

Ecer, F. (2014), "Türkiye'deki Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Regresyon ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması", *International Conference on Eurasian Economies*, 1-10.

Fausett, L. (1994), *Fundamentals of Neural Networks*, Prentice-Hall, Inc., A Simon&Schuster Company: New Jersey.

Gallego, J. and Esperanza, M. (2004), *Artificial Intelligence Applied to Real Estate Valuation, An Example for The Appraisal of Madrid, Catastro*, 255-265.

Gamgam, H. ve Altunkaynak, B. (2017), *SPSS Uygulamalı Regresyon Analizi*, Seçkin Yayıncılık: Ankara.

Güneş, T. ve Yıldız, Ü. (2015), *Mass Valuation Techniques Used in Land Registry and A Cadastre Modernization Project of Republic of Turkey, FIG Working Week, From the Wisdom of the Ages to the Challenges of the Modern World*, Sofia, Bulgaria.

Hayrulloğlu, G., Aliefendioğlu, Y., Tanrıvermiş, H. ve Hayrulloğlu, A.C. (2017), *Konut Piyasalarında Hedonik Değerleme Modeli Tahmini:Ankara ili, Çankaya İlçesi, Çukurambar Bölgesi Örneği, Scientific Cooperation For The Future In Economics And Administrative Sciences Internatioal Conferance Proceedings Book*, Uşak University, 26-36.

IBM SPSS Neural Networks 22, [https://www.sussex.ac.uk/its/pdfs/SPSS\\_Neural\\_Network\\_22](https://www.sussex.ac.uk/its/pdfs/SPSS_Neural_Network_22), Erişim tarihi: 10.06.2019.

International Association of Assessing Officers (IAAO), (2017). *Standard on Mass Appraisal of Real Property*.

Işık, A. (2006), *Uygulamalı İstatistik-II*, Beta Yayınevi: İstanbul.

Jahanshiri, E., Buyong, T. and Mohd.Shariff, A.R. (2011), “A Review of Property Mass Valuation Model”, *Pertaika J. Sci. & Technol.*, 19 (S), 23-30.

Khamis, A.B. and Kamarudin, N.K. (2014), “Comparative Study on Estimate House Price Using Statistical and Neural Network Model”, *International Journal of Scientific and Technology Research*, 3(12), 126-131.

Kutlu, B. ve Badur, B. (2009), “Yapay Sinir Ağları ile Borsa Endeksi Tahmini”, *Boğaziçi Üniversitesi, Yönetim Dergisi*, 20 (63), 25-40.

Limsombunchai, V., Gan, C. and Lee, M. (2004), “House Price Prediction:Hedonic Price Model vs. Artificial Neural Network”, *American Journal of Applied Sciences*, 1 (3), 193-201.

Mimis, A., Rovolis, A. and Stamou, M. (2013), “Property Valuation with Artificial Neural Network: The Case of Athens”, *Journal of Property Research*, 30 (2), 128-143.

Mooya, M.M. 2016. *Real estate valuation theory- a critical appraisal*. Springer, 181, Berlin.

Nunes - Tabales, J.M. and Rey-Carmona, F. (2016), *Commercial Properties Prices Appraisal: Alternative Approach Based On Neural Networks*”, *International Journal of Artificial Intelligence*, 14 (1), 53-70.

Öğücü, M.O. (2006), *Yapay Sinir Ağları ile Sistem Tanıma*, Yüksek Lisans Tezi, İstanbul Teknik Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, İstanbul.

Özkan, G., Yalpir, Ş. ve Uygunol, O. (2007), “An Investigation on The Price Estimation of Residable

Real Estates by Using ANN and Regression Methods” The 12 th Applied Stochastic Models and Data Analysis International Conference (ASMDA), Chania, Crete, Greece.

Öztemel, E. (2016), *Yapay Sinir Ağları*, Papatya Yayıncılık Eğitim: İstanbul.

Peddy Pi-ying, L. (2011), “Analysis of The Mass Appraisal Model by Using Artificial Neural Network in Kaohsiung City”, *Journal of Modern Accounting and Auditing*, 7 (10),1080-1089.

Pektaş, A.O. (2013), *SPSS ile Veri Madenciliği*, Dikeyksen Yayıncılık: İstanbul.

Rossini, P. (1997), “Artificial Neural Networks Versus Multiple Regression In The Valuation of Residential Property”, *Australian Land Economics Review*, 3 (1), 1-12.

Sampathkumar, V., Santhi, M.H. and Vanjinathan, J. (2015), “Forecasting The Land Price Using Statistical and Neural Network Software”, *Procedia Computer Science*, (57), 112-121.

Selim, S. ve Demirbilek, A. (2009), “Türkiye’de Konutların Kira Değerinin Analizi: Hedonik Model ve Yapay Sinir Ağları Yaklaşımı”, *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*, 1 (1), 73-90. Sermaye Piyasası Kurulu. (2006), *Sermaye Piyasasında Uluslararası Değerleme Standartları Hakkında Tebliğ*, Seri: VIII, No: 45.

Sengöz, N. (2017). *Yapay Sinir Ağları*, <https://www.derinogrenme.com/2017/03/04/yapay-sinir-aglari/> Erişim tarihi: 02.07.2020.

Tanrıvermiş, H. (2018), *Gayrimenkul Değerleme Esasları*, Sermaye Piyasası Lisanslama, Sicil ve Eğitim Kuruluşu Yayınları: İstanbul.

Walacik, M., Cellmer, R. and Zrobek, S. (2013), “Mass Appraisal-International Background, Polish Solution and Proposal of New Methods Application”, *Geod list*, 4, 255-269.

Wilkowski, W. and Budzynski, T. (2006), “Application of Artificial Neural Networks for Real Estate Valuation”, *Shaping the Chanegge XXIII FIG Congress*, October 8-13, Munich, Germany.

Worzala E., Lenk, M. and Silva, A. (1995), *An Exploration of Neural Networks and Its Application to Real Estate Valuation*. *Journal of Real Estate Research*, 10 (2), 185-201.

Yazgan, A.E., Koçyiğit, N., Telli Üçler, Y. ve Cici Karaboğa, E.N. (2017), “Konut Fiyatlarının Tahmininde Hedonik Model ile Yapay Sinir Ağlarının Karşılaştırılması:TR52 Bölgesinde Amprik Bir Çalışma”, *Akademik Sosyal Araştırmalar Dergisi*, (59), 465-478.

Yıldız, Ü. (2014), *Gayrimenkul Bilimlerinde Kitlesel Değerleme Uygulamaları ve Türkiye için Model Önerisi*, Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Ankara.

Zhou, G., Ji, Y., Chen, X. and Zhang, F. (2018), “Artificial Neural Network and The Mass Appraisal of Real Estate”, *IJOE*, 14(3), 180-187.