

Türkiye’de Özel Etiketli Markalar için Premium Konseptli Mağaza Yayılımı: File Market Örneği ve Makine Öğrenmesi Yaklaşımı

The Expansion of Private Label Brands into the Premium Market in Turkey: The Case of File Market

Oğuzhan AYDIN  ^a

^a Pamukkale Üniversitesi, Uygulamalı Bilimler Fakültesi, Uluslararası Ticaret ve Lojistik, Denizli, Türkiye. oguzhana@pau.edu.tr

MAKALE BİLGİSİ	ÖZET
Anahtar Kelimeler: İndirimli Marketler Özel Etiketli Markalar Premium Perakendecilik Karar Destek Sistemleri Makine Öğrenmesi Modelleri Veri Bilimi	Amaç – Bu çalışmada Türkiye’nin önde gelen indirim market zincirlerinden BİM ve onun premium konseptli markası File Market ele alınmıştır. Bu çalışma, özel etiketli markaların premium perakendecilik bağlamında potansiyel mağaza açma stratejilerini sosyoekonomik veriler ve makine öğrenmesi yöntemleri aracılığıyla analiz etmeyi amaçlamaktadır. Araştırmada, henüz File Market bulunmayan iller için potansiyel mağaza sayıları, veri temelli yaklaşımla tahmin edilmesi ve bu süreçte en uygun modellerin belirlenmesi amaçlanmıştır. Yöntem – Araştırmada 81 il için nüfus, gelir, enerji tüketimi, okur yazarlık, emlak fiyatı ve araç sahipliği gibi sosyoekonomik göstergeler toplanmış; mevcut BİM ve File Market şube sayılarıyla birlikte veri setine dâhil edilmiştir. Tahminleme sürecinde Gradient Boosting, Doğrusal Regresyon, Random Forest, Destek Vektör Makineleri, k-En Yakın Komşu ve Sinir Ağı modelleri Orange Data Mining yazılımı aracılığıyla karşılaştırılmıştır. Model performansları MSE, RMSE, MAE, MAPE ve R ² metrikleriyle değerlendirilmiştir. Bulgular – Araştırmanın temel amacına uygun olarak, bu çalışma kapsamında henüz File Market bulunmayan iller için potansiyel mağaza sayıları, veri temelli yaklaşımla tahmin edilmiştir. Analiz sonuçları, özellikle Gradient Boosting ve Doğrusal Regresyon modellerinin diğer yöntemlere kıyasla daha yüksek doğruluk ve tutarlılık sergilediğini göstermektedir. Doğrusal Regresyon modeli yüksek açıklayıcılık (R ² =0,971) sağlarken; Gradient Boosting, negatif veya anlamsız tahminler üretmemesi ve doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi yakalamasıyla öne çıkmıştır. Her iki model de potansiyel lokasyon sayılarının tahmininde stratejik karar desteği sağlayabilecek güçlü araçlar olarak belirlenmiştir. Tartışma – Elde edilen bulgular, perakende sektöründe potansiyel mağaza sayısının sosyoekonomik veriler ve makine öğrenmesi tabanlı modeller aracılığıyla belirlenmesinin hem operasyonel hem de pazarlama stratejilerinin etkinliğini artırabileceğini göstermektedir. File Market örneği, premium konumlandırma stratejisiyle farklı gelir segmentlerine ulaşma ve marka imajını güçlendirme potansiyelini göstermektedir. Bu yaklaşım, doğru müşteri profili ile ideal lokasyon sayısını eşleştirerek perakendecilere rekabet avantajı sağlamaktadır ve sürdürülebilir büyümeye katkıda bulunmaktadır.
Gönderilme Tarihi 31 Ağustos 2025 Revizyon Tarihi 5 Haziran 2026 Kabul Tarihi 15 Haziran 2026	
Makale Kategorisi: Araştırma Makalesi	
ARTICLE INFO	ABSTRACT
Keywords: Discount Retailers Private Labels Premium Retailing Decision Support Systems Machine Learning Models Data Science	Purpose – This study focuses on BİM, one of Türkiye’s leading discount retail chains, and its premium-concept brand, File Market. The study aims to analyse the potential store expansion strategies of private label brands within the context of premium retailing by utilizing socioeconomic data and machine learning methods. In this context, the study seeks to estimate the potential number of stores for provinces where File Market is not yet present using a data-driven approach, and to identify the most suitable predictive models for this process. Design/methodology/approach – In the study, socioeconomic indicators such as population, income, energy consumption, literacy, real estate prices, and vehicle ownership were collected for all 81 provinces and incorporated into the dataset along with the existing number of BİM and File Market branches. During the prediction process, Gradient Boosting, Linear Regression, Random Forest, Support Vector Machines, k-Nearest Neighbours, and Neural Network models were compared using the Orange Data Mining software. The performance of the models was evaluated based on MSE, RMSE, MAE, MAPE, and R ² metrics. Results – In line with the main objective of the study, the potential number of stores for provinces where File Market is not yet present was estimated using a data-driven approach. The analysis results indicate that Gradient Boosting and Linear Regression models exhibit higher accuracy and consistency compared to other methods. While the Linear Regression model provides strong explanatory power (R ² =0.971), Gradient Boosting stands out for avoiding negative or meaningless predictions and for better capturing
Received 31 August 2025 Revised 5 June 2026 Accepted 15 June 2026	

ETİK ONAY: Bu çalışmada ikincil veriler kullanılmış olup etik kurul onayı gerektirmemektedir.

Önerilen Atf/ Suggested Citation

Aydın, O. (2026). Türkiye’de Özel Etiketli Markalar için Premium Konseptli Mağaza Yayılımı: File Market Örneği ve Makine Öğrenmesi Yaklaşımı. İşletme Araştırmaları Dergisi, 18 (2), 1627-1644.

Article Classification:
Research Article

non-linear relationships. Both models have been identified as robust tools capable of providing strategic decision support in forecasting potential location numbers.

Discussion – The findings indicate that determining the potential number of stores in the retail sector through socioeconomic data and machine learning-based models can enhance the effectiveness of both operational and marketing strategies. The File Market case illustrates the potential of a premium positioning strategy to reach different income segments and strengthen brand image. This approach provides retailers with a competitive advantage by aligning the right customer profile with the ideal number of locations and contributes to sustainable growth.

1. Giriş

Perakende sektörü günümüzde pandemi sonrası hızlanan dijitalleşme, tüketici alışkanlıklarındaki köklü değişim, tedarik zincirindeki kırılabilirlikler ve yoğun rekabet ortamı gibi dinamiklerle yeniden şekillenmiştir. Bu gelişmeler, perakende sektöründe rekabetin yeniden şekillenmesine yol açmıştır. Bu çerçevede, perakendecilerin farklı rekabet araçlarına yönelmesi ve alternatif stratejiler geliştirmesi daha da önem kazanmıştır. Bu stratejiler arasında özel markaların (private labels) giderek daha belirleyici bir rol üstlendiği görülmektedir. Gielens vd. (2023)'e göre özel markalar pazarda kalıcı bir konum edinmiş ve büyüme eğilimini sürdürmektedir. Bununla birlikte bu büyümenin gelecekteki potansiyeline ilişkin belirsizlikler hem ulusal marka üreticileri hem de perakendeciler açısından önemli bir zorluk oluşturmaktadır. Bu bağlamda Maesen (2025), ulusal marka çeşitliliğinin azaltılmasının özel markaların pazar payını artırdığını ancak bu artışın çoğu zaman daha küçük bir pazardan elde edilen görece bir kazançtan ibaret kaldığını vurgulamaktadır. Dolayısıyla perakendeciler açısından temel mesele yalnızca pazar payını artırmak değil aynı zamanda toplam pazar büyüklüğünü koruyarak sürdürülebilir bir genişleme sağlamaktır. Tüketici davranışı perspektifinden ele alındığında ise Xancó-Grau vd. (2025), özel markalara yönelik sadakat arttıkça tüketicilerin daha fazla ürün kategorisinde alışveriş yaptığını ve ürün kalitesine daha fazla önem verdiğini ortaya koymaktadır. Bu doğrultuda literatürde özel markaların yalnızca fiyat odaklı bir alternatif olmaktan çıkarak kanal yapısı, mağaza imajı ve kategori stratejileri bağlamında daha kapsamlı bir değer önerisi sunduğu görülmektedir (Verstraeten vd., 2023; Kobuszewski-Volles vd., 2023; Gielens vd., 2023). Öte yandan, perakende literatüründe metodolojik açıdan da önemli bir dönüşüm yaşanmakta, özellikle mağaza yayılımı ve lokasyon kararlarında makine öğrenmesi temelli yaklaşımların giderek daha fazla kullanıldığı dikkat çekmektedir (Lu vd., 2024; Zhang vd., 2025).

Hökeleki vd. (2017), Avrupa'daki perakende sektöründe Lidl ve Aldi gibi sert indirimli market formatlarının oluşturduğu yoğun rekabetin artık sektörün yerleşik bir özelliği hâline geldiğini ifade etmektedir. Son derece rekabetçi bu ortamda, perakendecilerin özel etiket katmanları (ekonomi, standart ve premium) üzerinden yeniden konumlanma çabası dikkat çekmektedir. Bu bağlamda özel markaların sunduğu değer önerisinin farklılaşması, indirim marketleri ile geleneksel perakendeciler arasındaki rekabetin yeni bir boyut kazandığını göstermektedir. Tüketicilerin kaliteye, fiyata ve alışveriş deneyimine atfettiği önemin artması, özel markaların hem ürün hem de mağaza stratejilerini yeniden yapılandırmasını zorunlu kılmıştır. Bu doğrultuda özel markalı ürünler (private labels), sadece düşük fiyatlı alternatifler olmaktan çıkmış; mağaza imajını güçlendiren, müşteri sadakatini artıran ve farklılaşmayı mümkün kılan stratejik bir pazarlama aracına dönüşmüştür.

Türkiye'de BİM gibi yüksek penetrasyonlu indirim marketlerinin yanı sıra aynı gruba bağlı premium segmentte konumlanan File Market gibi örnekler, özel markaların değer yaratma stratejisinde önemli bir rol üstlenmektedir. Öte yandan fiziksel perakendecilikte doğru lokasyon seçimi, erişilebilirlik ve olumlu mağaza imajı gibi unsurlar, özel markalar için rekabet avantajı yaratmada kritik rol oynamaktadır. Lokasyon, yalnızca operasyonel başarıyı değil; aynı zamanda tüketiciye sunulan değer önerisinin algılanmasını da doğrudan etkilemektedir. Lokasyon ile marka konumlandırması arasında karşılıklı bir etkileşim söz konusudur. Prestijli bir lokasyonda yer alan özel marka, tüketici nezdinde daha yüksek kalite ve güven algısı yaratabilmektedir. Bu bağlamda mağaza sayısı yalnızca operasyonel bir karar değil aynı zamanda hedef pazarın büyüklüğü ve premium konumlandırmaya uygunluk düzeyinin bir göstergesi olarak değerlendirilmektedir.

Literatürde lokasyon tahminleme modelleri genellikle teknik bir perspektiften ele alınmaktadır. Bu çalışma ise söz konusu yaklaşımı pazarlama odaklı bir çerçevede yeniden ele almaktadır. Literatür incelendiğinde Türkiye bağlamında premium konseptli özel etiketli perakende formatlarının il bazında yayılımını ele alan çalışmaların oldukça sınırlı olduğu görülmektedir. Bununla birlikte il düzeyi sosyoekonomik göstergeler ile

mağaza ağı genişleme kararları arasındaki ilişkinin ampirik olarak yeterince test edilmediği anlaşılmaktadır. Ayrıca söz konusu yayılım kararlarının pazarlama stratejileri, hedef pazar seçimi ve değer konumlandırma perspektifinden bütüncül bir şekilde ele alınmadığı dikkat çekmektedir. Bu doğrultuda, mevcut boşlukları gidermek amacıyla bu çalışmada premium özel markalı mağaza sayısına yönelik stratejiler makine öğrenmesi modelleri aracılığıyla uygulamalı olarak incelenmiş böylece pazarlama ve analitik karar destek sistemlerinin entegrasyonu hedeflenmiştir.

2. Kavramsal Çerçeve

2.1. Özel Marka

Mağaza markaları (store brands) ve özel (private label) markalar, perakende sektöründe zaman içerisinde giderek daha fazla önem kazanmıştır (Baltas vd., 1997; Semeijn vd., 2004; Ailawadi vd., 2008; Steenkamp vd., 2010; McNeill ve Wyeth, 2011; Pepe, 2012; Verstraeten vd., 2023). Dhar ve Hoch (1997)'e göre özel markalar, perakendecinin ürün geliştirme, tedarik, depolama, mağaza içi konumlandırma ve pazarlama gibi tüm sorumlulukları üstlendiği tek marka türüdür. Sutton-Brady vd. (2017)'ne göre özel markalar süpermarketlerin daha verimli olması ve kârlı hâle gelmesine önemli katkılar sağlamaktadır. McNeill ve Wyeth (2011), özel markalı ürünlerin ekonomik bir seçenek olmanın ötesine geçerek süpermarket raflarında yüksek marka değerine sahip ürünlerle rekabet edebilen güçlü alternatifler hâline geldiğini öne sürmektedir. Bu doğrultuda Nencyz-Thiel ve Romaniuk (2012), özel markalı ürünlerin farklı fiyat-kalite segmentlerinde çeşitlenerek giderek daha sofistike hâle geldiğini vurgulamaktadır. Ancak Semeijn vd. (2004) perakendecilerin ürün kategorilerini yeni mağaza markalarına eklerken oluşabilecek çeşitli risklere dikkat çekmektedir. Steenkamp vd. (2010) de özel markaların artan satışlarının, dünya genelinde ulusal markalar (national brand) için önemli zorluklar yarattığını belirtmektedir. Burton vd. (1998)'ne göre özel markalı ürünlerin yarattığı rekabet, ulusal marka üreticileri üzerinde endişe yaratmaktadır.

2.1.1. Özel Markalı Ürünlerde Kalite

Bao vd. (2011)'ne göre kalite algısı, mağaza markalarına olan talebin temel belirleyicisidir. González-Benito vd. (2015)'ne göre perakendeciler, mağaza markalarının düşük kaliteli alternatifler olduğu algısını büyük ölçüde aşmış olsalar da en yüksek kalite düzeyinde rekabet edebilecek premium marka sunma konusunda hâlâ zorluk yaşamaktadır. Mendez vd. (2008) mağaza markalarının kalite açısından yerel ve ulusal markalar arasında konumlandığını ve özel markaların zamanla kalite açısından kayda değer bir ilerleme gösterdiğini savunmaktadır. Batra ve Sinha (2000), tüketicilerin ulusal markalardan özel markalara yönelirken yaşadıkları endişelerin, özel markaların kalitesine yönelik belirsizlikten kaynaklandığını ifade etmektedir. Buna karşılık Richardson (1997), tüketicilerin özel markaları kalite açısından diğer perakendeci markalarla benzer gördüklerini savunmaktadır. Burt (2000) özel markaların, tüketiciler nezdinde sadece düşük fiyatlı alternatifler olarak değil, aynı zamanda kalite, güven ve değer sunan güçlü markalar olarak algılandığını ifade etmektedir. Vahie ve Paswan (2006), mağaza atmosferi ve kalitesinin özel marka ürünlerin kalite algısı üzerinde olumlu bir etki yarattığını savunmaktadır. Nencyz-Thiel (2011) ise özel markaların pazarlama ve kaliteye yönelik artan yatırımları sayesinde, özel ile ulusal markalar arasındaki farkın zamanla belirsizleştiğini ifade etmektedir. Corstjens ve Lal (2000)'a göre özel markaların sunduğu kalitenin belirli bir eşik düzeyinin üzerinde olması, bu stratejinin kârlı bir fırsata dönüşebilmesi için gereklidir. Semeijn vd. (2004) ise bir ürün kategorisinde kalite değişkenliğinin yüksek olduğu durumlarda, tüketicilerin özel markalar yerine üretici markalı ürünleri tercih ederek finansal risk algısını azaltma eğiliminde olduklarını ileri sürmektedir. Steenkamp vd. (2010)'ne göre, özel markaların gelişim aşamasında olduğu ülkelerde, tüketiciler özel markalar ile ulusal markalar arasındaki kalite farkını daha belirgin şekilde algılamaktadır. Buna karşılık olgunluk aşamasındaki pazarlarda, bu markaların ulusal marka üreticileri tarafından üretildiğine dair inanç, algılanan kalite farkını azaltan bir unsur olarak öne çıkmaktadır.

Ailawadi ve Keller (2004)'e göre mağaza imajı, perakende marka değerinin inşasında belirleyici bir unsur olarak öne çıkmaktadır. Lee ve Hyman (2008)'a göre özel markalar, mağaza imajını etkileyen unsurlardan yalnızca biridir. Lakin imajı güçlü bir şekilde oluşmuş mağazalar için uyumsuz bir özel markanın tanıtılması, müşterilerde kafa karışıklığı yaratabilir. Nies ve Natter (2012) de özel marka kalitesinin hem mağazayı ziyaret etme kararını hem de mağaza imajı algısını olumlu yönde etkileyebileceğini saptamıştır. Bu durum, özel markalara yönelik olumlu bir değerlendirmenin mağaza tercihini etkileyebilecek kadar güçlü olabileceğini ortaya koymaktadır.

Mağaza imajı, özel markaya yönelik tutumun önemli bir belirleyicisidir (Collins-Dodd ve Lindley, 2003; Semeijn vd., 2004). Bao vd. (2011), farklı mağazalara ait özel markaların mağaza imajına göre farklı algılandığını ileri sürmektedir. Dolayısıyla özel markaların başarısı yalnızca ürün özelliklerine değil, aynı zamanda ait oldukları mağazanın algılanan imajına da sıkı sıkıya bağlıdır (Collins-Dodd ve Lindley, 2003; Lee ve Hyman, 2008; Bao vd., 2011). Bu doğrultuda güçlü özel markalar oluşturabilmek için perakende zincirlerinin öncelikle kendi marka konumlandırmalarını dikkate almaları gerekmektedir (Burt, 2000; Sutton-Brady vd., 2017). Choi ve Coughlan (2006)'a göre yüksek kaliteli bir özel marka daha güçlü olan ulusal markaya yakın konumlandırılmalıdır. Ulusal markalar birbirinden farklılaşmadığında ise özel marka, her iki ulusal markadan da farklılaşacak şekilde konumlandırılmalıdır. Nenycz-Thiel ve Romaniuk (2012), bir kategoride yalnızca tek bir premium özel marka sunulduğunda tüketicilerin bu markayı geleneksel özel markalarla eşdeğer gördüğünü belirtmektedir. Bu durum, pazarda en az iki farklı özel marka seviyesi sunmanın algıyı değiştirebileceğine işaret etmektedir. Genel olarak mağaza imajının mağaza markası imajını etkilediği düşünülse de araştırmalar, özel markalar ile mağaza imajı arasında çift yönlü ve eşzamanlı bir ilişki olduğunu göstermektedir (Collins-Dodd ve Lindley, 2003; Nenycz-Thiel ve Romaniuk, 2012; Nies ve Natter, 2012; Sutton-Brady vd., 2017). Bu doğrultuda imaj yalnızca mağazadan özel markaya aktarılmaz; aynı zamanda özel marka kalitesi mağaza imajı üzerinde de güçlü bir etki yaratmaktadır. Ürün kategorisi ile mağaza arasındaki uyum, özel markanın başarısında belirleyici bir rol oynamaktadır (Collins-Dodd ve Lindley, 2003; Vahie ve Paswan, 2006; Lee ve Hyman, 2008; Bao vd., 2011; Nenycz-Thiel ve Romaniuk, 2012). Vahie ve Paswan (2006)'a göre ulusal marka ile mağaza imajı arasındaki uyumun özel marka kalite algısını olumsuz etkilediğini göstermektedir. Karşılaştırmalı olarak mağaza kalitesi, mağaza erişilebilirliği, mağaza fiyat/değer algısı ve ulusal marka ile özel marka arasındaki uyum, özel marka imajının duygusal boyutunu olumlu yönde etkilemektedir.

2.1.2. Özel Markalı Ürünlerde Fiyat

Mendez vd. (2008)'ne göre özel markaların en belirgin ayırt edici özelliği fiyattır. Bao vd. (2011)'ne göre, özel markalar düşük fiyat odaklı stratejileriyle fiyat hassasiyeti yüksek tüketicilere hitap etmektedir; ancak bu strateji, kaliteye önem veren tüketicileri uzaklaştırabilmektedir. Huang vd. (2012) ulusal markaların, özel markalara kıyasla daha yüksek fiyat esnekliğine sahip olduğunu saptamıştır. Bu durum yüksek gelir grubunun yoğun olduğu yerlerdeki mağazalar için de geçerlidir. Benzer şekilde, Steenkamp vd. (2010), özel markalar güç kazandıkça tüketicilerin ulusal markaları tercih etme eğilimlerinin azaldığını savunmaktadır. Nenycz-Thiel ve Romaniuk (2009), tüketicilerin fiyat hassasiyeti nedeniyle özel markaların ulusal markalara göre daha düşük fiyatlandırılması gerektiğini belirtmektedir. Bu bağlamda Mao vd. (2023), perakendecilerin özel markaları çoğunlukla en çok satan ulusal markaların yanına yerleştirerek fiyat karşılaştırmasını kolaylaştırdığını vurgulamaktadır. Cuneo vd. (2012)'ne göre özel markalar artık fiyat odaklı bir alternatif olmaktan çıkıp daha geniş bir değer önerisi sunan bir konuma sahiptir. Pauwels ve Srinivasan (2004), pazara giriş sonrasında birinci fiyat seviyesindeki yüksek fiyatlı markaların uzun vadede daha düşük fiyat hassasiyeti ve daha yüksek gelir elde ettiğini; buna karşın ikinci fiyat seviyesindeki ulusal markaların ise daha yüksek fiyat hassasiyeti ve daha düşük gelirle karşılaştığını ortaya koymuştur. Woodside ve Ozcan (2009)'a göre ulusal marka fiyatının özel marka fiyat seviyesine indirilmesi, tüketiciler açısından özel markayı cazip kılan temel motivasyon olan "para tasarrufu" etkisini ortadan kaldırmaktadır. Benzer şekilde özel marka fiyatının ulusal markaya yaklaştırılması da benzer bir etki yaratmaktadır. Mendez vd. (2008)'ne göre fiyat hassasiyeti açısından özel markalar, ulusal markalara kıyasla belirgin bir avantaja sahiptir. Kategoriye ait ortalama fiyatlar düştükçe özel markalara yönelik onay da artmaktadır. Diğer yandan özel ile ulusal marka arasındaki fiyat farklarının yüksek olması her zaman özel markanın pazar payını artırmamaktadır. Soberman ve Parker (2006) ise özel markaların her zaman fiyatları düşürmediğini; bazı durumlarda ürün kategorisindeki ortalama fiyat seviyesini yükseltebildiğini belirtmektedir. Bu durum, üretici ve perakendecilerin kârlarını artırmaya yönelik fiyatlandırma stratejilerini eşgüdümlü şekilde planlamalarından kaynaklanmaktadır. Diğer yandan, Huang vd. (2012), sosyoekonomik açıdan daha avantajlı bölgelerde yaşayan tüketicilerin, özellikle düşük gelir düzeyine sahip bölgelerdeki tüketicilere kıyasla ulusal markaların fiyat değişimlerine karşı daha az duyarlılık gösterdiğini aktarmaktadır.

2.2. Lokasyon Seçimi ve Rekabet

Yüksek ve uzun vadeli yatırımlar nedeniyle mağazacılıkta lokasyon seçimi kritik bir rol oynamaktadır (Kuo vd., 2002; Mendes ve Themido, 2004; Roig-Tierno vd., 2013; Baviera-Puig vd., 2016; Höke vd., 2021).

Hernandez ve Bennison (2000)'a göre perakendecilik sektöründe yarım asrı aşkın bir süredir konum analizi teknikleri mevcut olmasına rağmen çoğu perakendeci bu tekniklere başvurmak yerine genellikle deneyim ve sezgilerine güvenmeyi tercih etmektedir. Benzer şekilde Satman ve Altunbey (2014)'e göre perakende mağazalarının yer seçimi, araştırmacının istatistiksel veya yargısal tahminler kullanarak maksimum kârı hedeflediği bir tür karar verme problemidir. Mendes ve Themido (2004)'ya göre günümüz tüketicileri için kolaylık çok önemlidir, bu nedenle bir perakende mağazası sadece konumuna bağlı olarak başarılı ya da başarısız olabilmektedir. Höke vd. (2021)'ne göre yanlış bir lokasyon seçimini telafi etmek oldukça zordur. Doğru mağaza seçiminde bölgenin nüfus büyüklüğü önemli bir belirleyicidir. Bu kapsamda Morrison ve Abrahamse (1996) bir süpermarket perakendecisinin konumunu belirlemede tüketicilerin demografik özelliklerinin önemli bir rol oynadığını vurgulamaktadır. Kuo vd. (2002) ise yaptıkları çalışmada yer seçimi için yedi ana boyut belirlemektedir. Bunlar; rekabet, lokasyonun cazibesi, uygunluk, erişilebilirlik, mağaza özelliği, popülasyonun özelliği ve ekonomik istikrardır. Roig-Tierno vd. (2013), bir süpermarketin başarısını belirleyen temel unsurları potansiyel pazar büyüklüğü, alanın görünürlüğü, rekabet içerisindeki diğer perakendecilere olan mekânsal uzaklık ve ulaşım kolaylığı gibi faktörleri sıralamaktadır. Elde edilen ampirik kanıtlar, bu unsurların süpermarketin performansı üzerinde doğrudan ve anlamlı etkiler yarattığını ortaya koymaktadır. Reynolds ve Wood (2010), saha gözlemlerinin teknik analizlerin ötesine geçerek modelleme ve karar süreçlerini anlamlı biçimde zenginleştirdiğini belirtmektedir.

Lin vd. (2023), konum rekabetinin artmasıyla birlikte ortalama günlük satışların kademeli olarak düştüğünü ileri sürmektedir. Zhu ve Singh (2009), Wal-Mart, Kmart ve Target gibi zincir mağazaların, rakiplerine yakın konumlandıklarında rakip firmalar üzerinde belirgin bir rekabet baskısı oluşturduğunu ancak mağazalar arasındaki mesafe arttıkça bu etkinin azaldığını savunmaktadır. Bu bulgular, perakende sektöründe konum farklılaşmanın firmalar için önemli stratejik avantajlar sağlayabileceğine işaret etmektedir. Szumilas ve Pach (2021) ise ortaya koydukları analizde indirim mağazalarının sayısı ile konum avantajının, geleneksel perakende mağaza sayısındaki azalma üzerinde belirleyici bir etki yaratmadığını ortaya koymuştur. Collins-Dodd ve Lindley (2003), mağaza tercihi genellikle mağaza konumunun özel markaların yarattığı etkiden daha güçlü olduğunu savunmaktadır. Ancak konum avantajının azaldığı rekabetçi pazarlarda güçlü özel markalar, perakendeciler için destekleyici bir avantaj sağlayabilmektedir. Lin vd. (2023)'ne göre süpermarketlerin diğer işletmelerle aynı bölgede bulunması, yığılma etkisi sayesinde daha fazla müşteri çekmelerini ve satışlarını arttırmalarını sağlamaktadır.

Cuneo vd. (2012), üreticilerin uzun zamandır indirimli marketlerin gerçek bir rekabet tehdidi olup olmadığını sorguladığını ifade etmektedir. Fornari vd. (2020) indirimli marketlerin, hipermarket ve süpermarketlerin pazar payını alarak kendi payını artırdığını ileri sürmektedir. Hogarth-Scott ve Rice (1994)'a göre indirim marketlerinin yaygınlaşması ve büyük süpermarketlerin güçlü konumu, pazarda bir kutuplaşma eğilimini ortaya çıkarmaktadır. Hökelekli vd. (2017), indirimli zincir marketlerin en yüksek pazar payını, tüketiciler tarafından ekonomik olarak değerlendirilen süpermarketlerden elde ettiğini ifade etmektedir. Ayrıca Fornari vd. (2020) indirimli marketlerin yarattığı "rekabet tehdidi"nin hipermarketlere kıyasla süpermarketler için daha ciddi bir risk taşıdığını vurgulamaktadır. Üreticiler, karşılarında "gerçek marka değeri" taşıyan rakiplerle mücadele ettiklerinin farkında olmalıdır. Thompson vd. (2012), indirim marketlerin düşük fiyat yerine orta gelir gruplarına odaklanan değer temelli stratejilerle yeni büyüme fırsatları yakalayabileceğini belirtmektedir. Sutton-Brady vd. (2017) indirimli marketlere tedarik sağlamanın birçok üretici için kısa vadede faaliyetlerini sürdürebilme imkânı yarattığını ifade etmektedir. Ayrıca bu stratejinin, uzun vadede alternatif iş modelleri geliştirebilmek için gerekli sermaye birikimini sağlayan bir fırsat alanı oluşturduğu da vurgulanmaktadır. Lybeck vd. (2006), bazı perakende zincirlerinin üreticilere karşı güçlü bir konuma ulaştığını bu doğrultuda birçok ürün kategorisinde yalnızca kendi markalarına yer verip rakip markaları tamamen dışladıklarını belirtmiştir. Sutton-Brady vd. (2017), süpermarketlerin güçlenmesine karşı üreticilerin markalarını kullanarak pazarlık güçlerini korumaları gerektiğini vurgulamıştır. Mendez vd. (2008), özel markaların genelde yerel markalara göre avantajlı olduğunu ancak ulusal markalarla rekabette bu avantajın zayıfladığını belirtmektedir. Buna rağmen yıllar içinde özel markaların kalite farkını kapatarak önemli bir ilerleme kaydettiğini ileri sürmektedir. Sutton-Brady vd. (2017), özel markaların perakende market zincirlerinin daha verimli ve kârlı bir şekilde faaliyet göstermelerine katkı sağladığını belirtmektedir. Bu durum, özel markaların pazarlık masasında tedarikçiler üzerindeki güçlerini daha da artırmaktadır.

2.3. Perakende Genişleme

Barringer ve Greening (1998)' e göre küçük ve orta ölçekli işletmelerin büyüme hedeflerine ulaşmak için sıkça başvurduğu stratejilerden biri perakende/coğrafi genişlemedir. Vias (2004), perakende genişlemesinin bölgesel farklılıklar gösterdiğini ve bunun sosyoekonomik özelliklere bağlı olduğunu belirtmektedir. Benzer şekilde, Rice vd. (2016) perakende genişlemesinin nüfus yoğunluğu ve gelir düzeyi gibi sosyoekonomik özelliklere göre şekillenen stratejik bir süreç olduğunu vurgulamaktadır. Ayrıca aynı çalışmada, perakende genişlemesinin başlangıçta geniş dağıtım ağına sahip bölgelerde gerçekleştiği, ancak ilerleyen dönemlerde dağıtım merkezlerine yakınlığın stratejik olarak belirleyici olduğu ifade edilmektedir.

Kaufmann vd. (2007), yerel pazarlarda yanlış lokasyon seçiminin ciddi riskler doğurduğunu ve sermaye kısıtları olan küçük işletmelerin yeni mağaza açılışlarını geciktirebileceğini vurgulamaktadır. Wang vd. (2022), Çin'de yürüttükleri çalışmada mağazaya erişim kolaylığı ve nüfus yoğunluğunun satış hacmi üzerinde olumlu bir etki yarattığını ortaya koymuştur. Shriver vd. (2022), perakende genişlemesinin satın alma sıklığını ve kanal tercihlerini artırırken çevrimiçi satışları azalttığını ancak toplam satışlarda bir artış sağladığını belirtmektedir. Colla (2003) faaliyet gösterdikleri mevcut pazarlarda lider indirimli marketlerin, güçlü marka imajına sahip ürünler aracılığıyla, yüksek satın alma gücüne sahip yeni pazarlarda agresif şekilde genişlediğini ifade etmektedir.

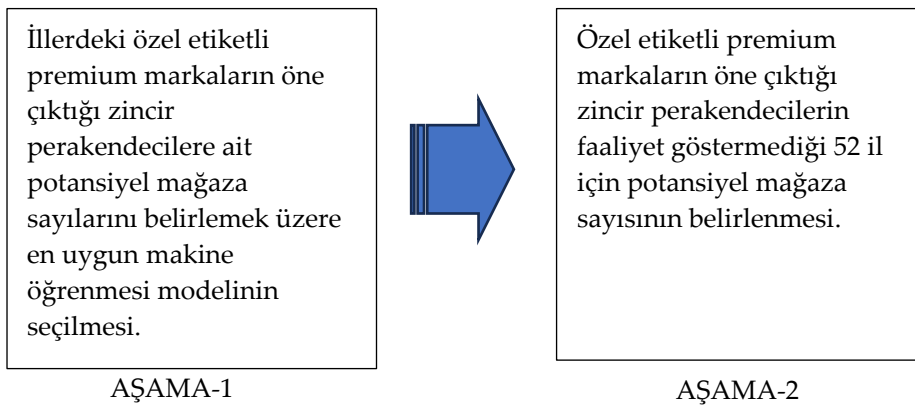
3. Yöntem

3.1. Amaç

Perakende zincirlerinin yeni satış noktalarını belirleme süreci oldukça karmaşık bir konudur (Roig-Tierno vd., 2013). Son yıllarda Coğrafi Bilgi Sistemleri (CBS)'nin ve çok kriterli karar modellerinin birlikte kullanıldığını görülmektedir (Roig-Tierno vd., 2013). Bu alandaki birçok çalışma en uygun konumu belirlemek için ileri düzey tekniklerden ve algoritmalarından yararlanmaktadır. Diğer taraftan yalnızca özel etiketli premium markaların öne çıktığı marketlerin konumunu belirlemek değil, aynı zamanda potansiyel mağaza sayısını öngörebilmek de son derece önemlidir. Bu çalışma, alışıl gelmiş bakış açılarından farklı olarak uygulamadaki mevcut durumu değerlendirmektedir. Literatürde öne çıkan temel değişkenleri dikkate alarak özel etiketli premium markaların öne çıktığı perakende yapısına yönelik potansiyel mağaza sayısını sade ve anlaşılır bir biçimde ortaya koymayı amaçlamaktadır. Bu doğrultuda Türkiye'nin en büyük indirimli market zincirlerinden biri olan BİM ile onun yüksek gelir grubuna yönelik premium konsepti File Market ele alınarak araştırmanın daha gerçekçi ve anlamlı sonuçlar üretmesi hedeflenmektedir. Bu kapsamda araştırmanın ana amacı sosyoekonomik açıdan illerdeki premium konseptli marketlerin potansiyel mağaza sayısını belirlemektir. Bu amaca ulaşmak için en uygun makine öğrenmesi modelleri belirlenmiştir.

3.2. Araştırma Tasarımı

Bu araştırma, iki aşamalı bir tasarımla gerçekleştirilmiştir.



Şekil.1 İki Aşamalı Araştırma Tasarımı

Şekil 1'de görüldüğü üzere ilk aşamada, illerde özel etiketli premium markaların öne çıktığı zincir perakendecilere ait potansiyel mağaza sayılarını belirlemek için en uygun makine öğrenmesi modelinin

saptanması amaçlanmıştır. İkinci aşamada ise söz konusu perakendecilerin henüz faaliyet göstermediği 52 il için potansiyel mağaza sayıları belirlenmiştir. Böylece potansiyel premium pazar alanları belirlenmiş ve bu mağazaların stratejik büyüme noktaları ortaya konmuştur. Sonuç olarak bu iki aşamalı tasarım hem mevcut durumun analizi hem de geleceğe yönelik stratejik öngörülerin geliştirilmesi açısından araştırmaya bütüncül bir yaklaşım kazandırmaktadır.

3.3. Evren ve Örneklem

Bu çalışma, özel etiketli markaların premium perakende açılımını makine öğrenmesine dayalı bir modelleme perspektifinden ele almaktadır. Türkiye’de bu stratejiyi uygulayan tek örnek konumundaki BİM ve File marketler araştırmanın odağına alınmıştır. Bu doğrultuda araştırmanın evreni, Türkiye Cumhuriyeti sınırları içindeki BİM ve File marketleri ile buldukları illerin sosyo-ekonomik verilerinden oluşmaktadır. Araştırma evrenine tam erişim imkânı bulunduğundan tam sayım yöntemine başvurulmuştur. Bu nedenle örnekleme yöntemlerine başvurulmasını gerektiren koşullar ortadan kalkmıştır.

3.4. Veri Seti

Araştırmanın birincil değişkeni illerdeki mevcut indirim market sayılarıdır. Ayrıca illerin sosyoekonomik göstergelerine ait değişkenler de araştırmanın veri setinde yer almaktadır. Toplam nüfus (Cahyono vd., 1998; Bonanno, 2010; Höke vd., 2021) ve kişi başına düşen gelir gibi sosyoekonomik göstergeler, perakende sektöründe mağaza açma ve kapatma kararlarını anlamlı şekilde etkilemekte olup bu değişkenler mağaza yayılımını öngörmede kritik bir rol oynamaktadır (Chow Kong Wing, 1994). Öte yandan emlak fiyatları ve yerel ekonomik dinamikler de perakende sektörüyle istatistiksel olarak anlamlı ilişkiler sergilemektedir (Cahyono vd., 1998). Perakendecilerin genişlemeleri planlarken çeşitli demografik faktörleri ve metropol alanların mekânsal özelliklerini dikkate aldığı görülmektedir. Kişi başına düşen enerji tüketimi, Avrupa Birliği’nde ekonomik büyümenin temel belirleyicisidir (Andrei vd., 2017). Eğitim (Liana vd., 2013) ve kültür (Cochran, 1960), işletmelerin inovasyon kapasitesini etkiler, bu durum da ekonomik kalkınma üzerinde belirleyici bir rol oynamaktadır (Zemlyak vd., 2023). Bu amaçla illere yönelik kullanılan değişkenler şunlardır:

- Yüz ölçümü (km²)
- Toplam nüfus
- Kişi başına düşen enerji tüketimi (kWh)
- Okuma yazma bilmeyen kişi sayısı
- Sinema salonu sayısı
- Emlak piyasasındaki metrekare satış fiyatı (TL)
- Yıllık motorlu kara taşıtı sayısı
- Kişi başına düşen gayri safi yurt içi hasıla (GSYH)

Bu çalışmada kullanılan tüm veriler kamuya açık ve erişilebilir kaynaklardan elde edilmiştir. Veri setinde yer alan sosyoekonomik değişkenler ise zaman uyumu gözetilerek aynı döneme ait verilerden oluşmaktadır. Bu çalışmada makine öğrenmesi yöntemiyle Türkiye’de il ölçeğinde kapsamlı bir tahmin modeli geliştirilmiştir. Modelde; BİM ve File Marketlerinin sayısı, şehrin yüz ölçümü (km²), toplam nüfusu, şehirde kişi başına düşen enerji tüketimi (kWh), şehirdeki okuma yazma bilmeyen kişi sayısı, sinema salonu sayısı, şehrin emlak piyasasındaki metrekare satış fiyatı (TL), şehirde trafiğe çıkan yıllık motorlu kara taşıtı sayısı ve kişi başına düşen GSYH gibi çeşitli değişkenler kullanılarak File Marketlerinin bulunmadığı illerde olması gereken market sayısı tahmin edilmiştir. Veri setini oluşturmak için Birleşik Mağazalar A.Ş. (BİM) ve File Market Mağazacılık A.Ş. marketlere ait resmî web sitelerinden faydalanılmıştır. Aynı zamanda ilin yüz ölçümü (km²), ilin toplam nüfusu, kişi başına düşen enerji miktarı (kWh), ildeki okuma yazma bilmeyen kişi sayısı, ildeki sinema salonu sayısı, ildeki yıllık motorlu kara taşıtları sayısı ve ildeki kişi başına düşen GSYH gibi veriler Türkiye İstatistik Kurumundan (TÜİK) elde edilmiştir. Son olarak illerdeki emlak piyasasının m² satış fiyatı hakkında Endeksa’nın resmî web sayfasından faydalanılmıştır. Bu şekilde toplam 81’e ait yukarıdaki parametrelerden oluşan bir veri seti elde edilmiştir.

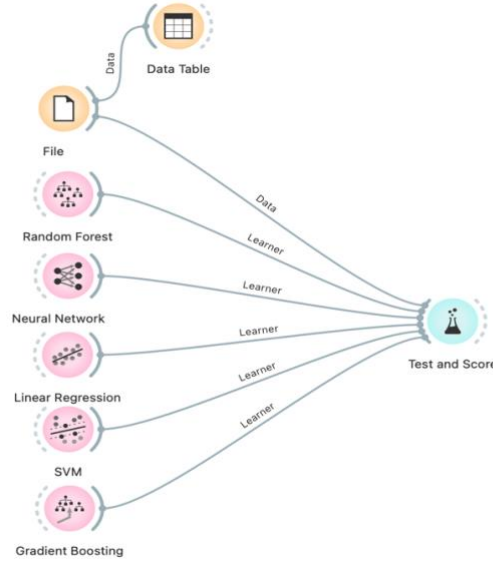
3.5. Veri Analiz Yöntemi

Bu çalışmada Python tabanlı makine öğrenimi ve veri madenciliği araştırmaları için Slovenya Ljubljana Üniversitesi ve açık kaynak topluluğu ile iş birliğinde (Demšar vd., 2013) geliştirilen Orange Data Mining yazılımından faydalanılmıştır. Veri örnekleme süreci çapraz doğrulama (cross-validation) aşamasındaki kat sayı, bu çalışmada 20 olarak belirlenmiştir. Analiz öncesinde veri setine normalizasyon işlemi uygulanmıştır. R^2 değeri, çapraz doğrulama süreci kapsamında ayrılan test veri seti üzerinde elde edilen tahminlerin gerçek değerlerle karşılaştırılması sonucu hesaplanmıştır.

4. Bulgular

4.1. Aşama-1:

Araştırmanın ilk aşamasında çalışma konusuna en uygun makine öğrenmesi modelini belirlemek üzere modeller arasında karşılaştırmalı analiz yapılmıştır. Bu doğrultuda Gradient Boosting, Sinir Ağı (Neural Network), Destek Vektör Makineleri (SVM), k-En Yakın Komşu (kNN), Rastgele Orman (Random Forest) ve Doğrusal Regresyon (Linear Regression) modelleri değerlendirmeye alınmıştır. Modellerin performansları MSE (Mean Squared Error), RMSE (Root Mean Squared Error), MAE (Mean Absolute Error), MAPE (Mean Absolute Percentage Error) ve R^2 metrikleri kullanılarak karşılaştırılmıştır. Orange Data Mining uygulamasında makine öğrenme modellerinin karşılaştırmasına ilişkin Canvas ekran görüntüsü Resim 1'de sunulmuştur.



Resim 1. Aşama 1- Orange Data Mining Uygulaması Canvas Tasarımı

Tablo 1'de modellerin parametre değerleri karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Tablo 1'de yer alan sonuçlara göre özellikle Gradient Boosting ve Doğrusal Regresyon (Linear Regression) yöntemleri, diğer modellere kıyasla daha başarılı performans sergilemiştir. Bu durum, söz konusu modellerin elde edilen veri setine ve problem yapısına daha uygun olduğunu göstermektedir.

Tablo 1. Modellerin Parametre Değerleri

	MSE ¹	RMSE ²	MAE ³	MAPE ⁴	R ²
Gradient Boosting	2730,909	48,692	14,707	0,076	0,897
Neural Network	24100,284	155,243	89,567	0,730	-0,051
SVM	24365,248	156,094	72,624	0,767	-0,062
kNN	8387,038	91,581	41,366	0,423	0,634
Random Forest	6521,772	80,757	25,442	0,146	0,716
Linear Regression	671,157	25,907	15,187	0,237	0,971

Tablo 1 incelendiğinde Gradient Boosting modeli düşük MSE (2730,909) ve yüksek R² (0,897) değeri ile güçlü bir tahmin performansı göstermektedir. Doğrusal Regresyon (Linear Regression) modeli ise en düşük MSE (671,157) ve en yüksek R² (0,971) değerine sahiptir. Bu durum, verinin doğrusal bir yapıya sahip olduğunu ve basit modellerin de yüksek doğrulukla sonuç üretebildiğini ortaya koymaktadır. Pazarlama uygulamalarında düşük MAPE ve yüksek R² değerleri, modelin doğruluğunu ve güvenilirliğini artıran kritik göstergelerdir (Fildes vd., 2022; Witten vd., 2016). Bu bağlamda Linear Regression ve Gradient Boosting modelleri, veriye dayalı pazarlama karar destek sistemlerinde yüksek açıklayıcılık ve tutarlı performansları nedeniyle tercih edilebilir niteliktedir (Neslin vd., 2006; Hastie vd, 2017).

Araştırma kapsamında ayrıca, makine öğrenmesi modellerinin tahmin performansları karşılaştırmalı olarak analiz edilmiştir. Bu amaçla modeller, çapraz doğrulama (cross-validation) sonuçları üzerinden elde edilen Mean Absolute Percentage Error (MAPE) temelli performans göstergeleri kullanılarak değerlendirilmiştir. MAPE, tahmin edilen değerler ile gerçek değerler arasındaki göreceli hata düzeyini ölçen yaygın bir tahmin performans göstergesidir (Günel ve Haşiloğlu, 2024).

Tablo 2'de sunulan değerler, Orange veri madenciliği yazılımında gerçekleştirilen model karşılaştırma analizine dayanmaktadır. Karşılaştırmalar, çapraz doğrulama (cross-validation) tekrarlarında elde edilen MAPE değerlerinin modeller arasında göreceli olarak değerlendirilmesiyle gerçekleştirilmiştir. Tablodaki değerler doğrudan MAPE skorlarını değil, çapraz doğrulama (cross-validation) tekrarlarında modellerin birbirlerine kıyasla daha düşük hata üretme eğilimlerini göstermektedir. Bu yaklaşım sayesinde modellerin yalnızca ortalama hata düzeyleri değil, farklı doğrulama tekrarlarındaki göreceli performans tutarlılıkları da değerlendirilebilmektedir. Tablodaki her hücre, çapraz doğrulama (cross-validation) tekrarları boyunca satırda yer alan modelin sütunda yer alan modele kıyasla daha düşük MAPE üretme eğilimini yansıtmaktadır. Değer yükseldikçe ilgili modelin, karşılaştırılan modele göre daha düşük MAPE üretme durumunun daha sık gözlemlendiği görülmektedir.

Tablo 2. MAPE Tabanlı Model Karşılaştırma Sonuçları

	Linear Regression	Gradient Boosting	Random Forest	Neural Network	kNN	SVM
Linear Regression		0,983	0,965	0,000	0,001	0,000
Gradient Boosting	0,017		0,104	0,000	0,001	0,000
Random Forest	0,035	0,896		0,000	0,001	0,000
Neural Network	1,000	1,000	1,000		0,994	0,299
kNN⁵	0,999	0,999	0,999	0,006		0,018
SVM⁶	1,000	1,000	1,000	0,701	0,982	

¹ MSE: Mean Squared Error

² RMSE: Root Mean Squared Error

³ MAE: Mean Absolute Error

⁴ MAPE: Mean Absolute Percentage Error

⁵ kNN: K-Nearest Neighbors (K-en yakın komşu algoritması)

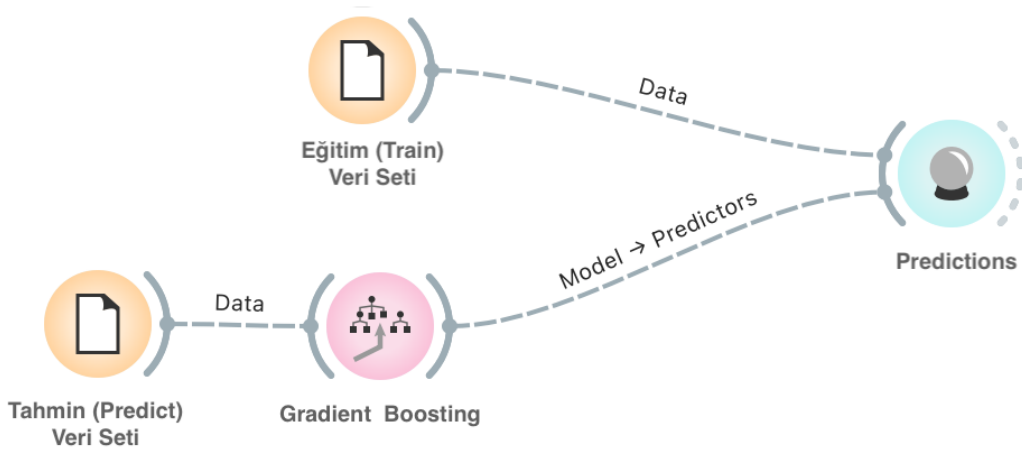
⁶ SVM: Support Vector Machine (Destek vektör makineleri)

Tablo 2 incelendiğinde, Doğrusal Regresyon modelinin Gradient Boosting modeline kıyasla çapraz doğrulama (cross-validation) tekrarlarının büyük bölümünde daha düşük MAPE değerleri ürettiği görülmektedir. Benzer şekilde Doğrusal Regresyon modeli, Random Forest modeline göre de daha düşük hata değerleri üretme eğilimi göstermiştir. Bununla birlikte, önceki analizlerde tartışıldığı üzere, Doğrusal Regresyon modeli bazı gözlemler için negatif veya gerçekçi olmayan aşırı tahminler üretebilmektedir. Bu nedenle model değerlendirmesi yalnızca hata metriği üzerinden değil, aynı zamanda tahminlerin yapısal geçerliliği ve yorumlanabilirliği açısından da ele alınmıştır.

Gradient Boosting modeli ise genel performans açısından güçlü ve dengeli sonuçlar üretmiştir. Özellikle uç değerler bakımından daha kontrollü tahminler üretmesi, modelin uygulama açısından daha güvenilir bir yapı sunduğunu göstermektedir. Her ne kadar bazı karşılaştırmalarda Doğrusal Regresyon modeline kıyasla daha yüksek hata değerleri üretse de tahminlerin gerçekçilik düzeyi dikkate alındığında daha tutarlı bir performans sunduğu değerlendirilmektedir. Random Forest modeli ise Doğrusal Regresyon ve Gradient Boosting modellerine kıyasla daha düşük performans göstermesine rağmen bazı model karşılaştırmalarında rekabetçi sonuçlar üretmiştir. Buna karşılık Neural Network, kNN ve SVM modelleri ilgili veri seti bağlamında görece daha zayıf tahmin performansı sergilemiştir. Sonuç olarak, hata temelli performans ölçümleri açısından Doğrusal Regresyon ve Gradient Boosting modelleri öne çıkmaktadır. Ancak tahminlerin uygulanabilirliği ve yapısal tutarlılığı birlikte değerlendirildiğinde, Gradient Boosting modelinin daha dengeli ve güvenilir sonuçlar sunduğu görülmektedir.

4.2. Aşama-2:

Araştırmanın ikinci aşamasında, analiz öncesinde Türkiye'de faaliyet gösteren BİM ve File Marketlerine ilişkin veriler kullanılmıştır. Bu veriler temelinde illere ait belirli sosyoekonomik ve demografik göstergelere dayanarak şube sayılarının tahminine yönelik analizler gerçekleştirilmiştir. Bu kapsamda Orange Data Mining uygulamasına ait Canvas tasarımı Resim 2'de sunulmuştur.



Resim 2. Aşama 2- Orange Data Mining Gradient Boosting Uygulaması Canvas Tasarımı

Bu doğrultuda veri seti iki gruba ayrılmıştır. Veri setinin ilk bölümü, hâlihazırda 29 ilde faaliyet gösteren File Marketlerin bulunduğu illeri kapsamaktadır ve bu data eğitim (train) veri seti olarak kullanılmıştır. İkinci bölümde ise File Marketlerin henüz faaliyet göstermediği 52 il yer almaktadır ve bu illerde potansiyel olarak kaç mağaza açılması gerektiği tahmin edilmiştir. Tahmin işlemi, Gradient Boosting ve Linear Regression yöntemleriyle gerçekleştirilmiştir.

Tablo 3. Gradient Boosting ve Linear Regression Yöntemlerine Göre Tahminlenen File Marketlerinin Sayısı

İl	File (Gradient Boosting)	File (Linear Regression)	İl	File (Gradient Boosting)	File (Linear Regression)
Adana	9	5	Karaman	1	0
Adıyaman	3	5	Kars	1	3
Aksaray	2	2	Kastamonu	2	4
Ardahan	1	0	Kırıkkale	2	0
Artvin	1	-1	Kırşehir	1	1
Ağrı	2	8	Kilis	1	1
Bartın	2	5	Malatya	2	3
Batman	3	9	Mardin	4	11
Bayburt	1	1	Mersin	8	3
Burdur	2	-1	Muş	2	4
Bingöl	1	4	Nevşehir	2	3
Bitlis	2	4	Niğde	2	2
Çankırı	2	1	Ordu	4	10
Çorum	2	3	Osmaniye	3	6
Diyarbakır	5	24	Rize	2	6
Elâzığ	2	3	Şanlıurfa	5	24
Erzurum	3	11	Siirt	3	6
Erzincan	2	1	Sinop	2	3
Gaziantep	6	2	Şırnak	3	6
Gümüşhane	1	3	Sivas	2	7
Giresun	3	5	Tokat	2	6
Hakkâri	1	2	Trabzon	3	8
Hatay	4	-3	Tunceli	1	0
Iğdır	1	2	Van	5	13
Kahramanmaraş	3	5	Yozgat	2	5
Karabük	2	8	Zonguldak	5	8

Tablo 3'te, Gradient Boosting ve Linear Regression yöntemleri kullanılarak iller bazında tahmin edilen File market sayıları karşılaştırmalı olarak sunulmaktadır. Görüldüğü üzere iki yöntem bazı illerde benzer sonuçlar üretirken özellikle nüfus yoğunluğu yüksek olan illerde farklılıklar ortaya çıkmaktadır. Bu farklılıklar, kullanılan yöntemlerin veri setine duyarlılığını ve öngörü gücünü yansıtmaktadır. Örneğin, Diyarbakır için Gradient Boosting 5 mağaza önerirken, Linear Regression bu sayıyı 24 olarak tahmin etmiştir. Benzer şekilde Şanlıurfa için de Linear Regression modeli çok yüksek bir sayı olan 24 mağaza önermiştir. Bu değer Gradient Boosting'in 5 mağaza için yaptığı tahmine kıyasla önemli bir sapmadır. Bu tür yüksek farklar, Linear Regression modelinin bazı illerde fazla tahmin (overestimation) eğiliminde olduğunu göstermektedir. Öte yandan, bazı illerde Linear Regression modelinin tahminleri negatif çıkmıştır (örneğin, Artvin ve Burdur illerinde = -1). Bu durum, Linear Regression modelinin belirli veri kalıplarında anlamsız veya fiziksel olarak geçersiz değerler üretebileceğini ortaya koymaktadır. Gradient Boosting modelinde ise negatif tahminler gözlenmemiştir, bu da onu daha güvenilir bir yöntem olarak öne çıkarmaktadır. Bu farklılıklar, Gradient Boosting modelinin doğrusal olmayan ilişkileri daha iyi modelleyebildiğini ve değişkenler arası karmaşık etkileşimleri daha başarılı bir şekilde yakalayabildiğini göstermektedir. Gradient Boosting modelinin tahminleri genel olarak daha temkinli ve tutarlı bir dağılım göstermektedir. Bu bağlamda tahminleme amacıyla kullanılacak model tercihi yapılırken sadece ortalama hata metrikleri değil, aynı zamanda modelin tutarlı ve geçerli değerler üretme yeteneği de dikkate alınmalıdır.

5. Sonuç ve Tartışma

5.1. Araştırma Bulgularının Tartışılması

Bu çalışma, perakende sektöründe özel markaların artan stratejik rolünü ve potansiyel mağaza sayısını belirlemede veri temelli karar destek sistemlerinin önemini bir araya getirerek hem kuramsal hem de

uygulamalı düzeyde önemli sonuçlar sunmaktadır. BİM ve premium konseptli File Market üzerinden gerçekleştirilen analiz, indirim mağazalarının premium markalar aracılığıyla farklı gelir gruplarına ulaşma potansiyeline sahip olduğunu göstermektedir. Elde edilen sonuçlar, doğru model seçiminin, potansiyel mağaza sayısını belirlemede ve pazarlama segmentlerinde hedeflenen büyüklüklere ulaşmada kritik bir rol oynayabileceğini göstermektedir. Araştırmada Gradient Boosting, Doğrusal Regresyon (Linear Regression), Random Forest, Destek Vektör Makineleri (SVM), k-En Yakın Komşu (kNN) ve Sinir Ağı (Neural Network) gibi farklı makine öğrenmesi modelleri karşılaştırılmıştır. Modellerin performansı, hata oranları ve tahmin gücü gibi metriklerle ölçülmüş; özellikle Gradient Boosting ve Doğrusal Regresyon (Linear Regression) modelleri diğer modellere kıyasla üstün bulunmuştur. Bu çalışmada elde edilen bulgular, Gradient Boosting ve Doğrusal Regresyon Modelleri üzerine literatürdeki önceki çalışmalarla da tutarlılık göstermektedir (Caruana ve Niculescu-Mizil, 2006; Natekin ve Knoll, 2013; Fernández-Delgado vd., 2014; Zhao vd., 2022; Zhang ve Li, 2024; Froud vd., 2021; Alkemade vd., 2022). Gradient Boosting ve Doğrusal Regresyon gibi makine öğrenmesi modelleri kullanılarak yapılan tahminlerde, özel markaların potansiyel taşıdığı bölgeler açıkça ortaya konmuştur. Çalışmada, Doğrusal Regresyon (Linear Regression) modeli yüksek açıklayıcılığa sahipken, Gradient Boosting modeli karmaşık ilişkileri daha gerçekçi biçimde yansıtarak tutarlı tahminler üretmiştir. Bu çalışma kapsamında elde edilen sonuçlar, literatürde Gradient Boosting üzerine yapılan çalışmalarla da uyumlu bulunmuştur (Caruana ve Niculescu-Mizil, 2006; Zhao vd., 2022; Zhang ve Li, 2024). Bu durum, makine öğrenmesi tabanlı öngörülerin pazarlama kararlarında nasıl stratejik bir araç olarak kullanılabilmesine dair değerli bir örnek sunmaktadır.

5.2. Sonuç

Bu çalışma, potansiyel mağaza sayısının belirlenmesinde sosyoekonomik verilerin pazarlama bakış açısıyla nasıl anlamlandırılabilceğini göstermektedir. Eğitim düzeyi, gelir seviyesi, araç sahipliği ve gayrimenkul değeri gibi göstergeler, yalnızca operasyonel değil; aynı zamanda tüketici profili ve tüketici davranışları açısından da güçlü öngörüler sunmaktadır. Sosyoekonomik değişkenler, perakende genişlemesini belirleyen temel faktörler olarak öne çıkmakta ve pazarlama araştırmalarında güçlü tahmin ediciler olarak rol oynamaktadır (Cahyono vd., 1998; Chow Kong Wing, 1994; Bonanno, 2010; Doi vd., 2021; Höke vd., 2021). Ayrıca, perakende genişlemesinde lokasyon seçimi kritik bir rol oynamakta olup (Burt, 2000; Kuo vd., 2002; Mendes ve Themido, 2004; Roig-Tierno vd., 2013; Baviera-Puig vd., 2016; Höke vd., 2021), deneyim ve sezgi kadar istatistiksel ve sosyoekonomik veriler de konum belirleme süreçlerinde belirleyici faktörler olarak öne çıkmaktadır (Bennison, 2000; Satman ve Altunbey, 2014; Morrison ve Abrahamse, 1996; Reynolds ve Wood, 2010). Bu tür verilerin modellenmesi, perakendecilere doğru müşteriyle doğru yerde buluşma şansı vermektedir. Çalışma bu yönüyle potansiyel mağaza sayısının belirlenmesinde veri temelli yaklaşımların yalnızca analitik bir araç değil, aynı zamanda stratejik büyüme kararlarını destekleyen bir mekanizma olduğunu ortaya koymaktadır. File Market örneği üzerinden elde edilen bulgular, premium perakendecilik bağlamında mağaza yayılım kararlarının sosyoekonomik göstergelerle anlamlı biçimde ilişkilendirilebileceğini göstermekte ve perakende genişleme stratejilerine uygulanabilir bir çerçeve sunmaktadır.

Özetle sosyoekonomik göstergeler, tüketici profillerinin ve pazar potansiyelinin analizinde temel bir referans noktası sunmaktadır. Makine öğrenmesi tabanlı tahmin modelleri ise bu verilerin sistematik analizine imkân tanıyarak heterojen sosyoekonomik yapılar da dahi potansiyel mağaza sayısının belirlenmesini mümkün kılmaktadır. Makine öğrenmesi modelleri, pazarlama analitiğinde giderek daha fazla önem kazanan yeni bir alan olarak karşımıza çıkmaktadır. Bu bağlamda, özel etiketli premium markaların öne çıktığı zincir marketler, premium pazarlarda uygulanan perakende genişleme stratejileri aracılığıyla (Barringer ve Greening, 1998; Colla, 2003; Vias, 2004; Kaufmann vd., 2007; Rice vd., 2016) rekabetçi üstünlüğün yeniden tanımlandığı bu yeni perakende ekosisteminde stratejik konumlanmanın merkezinde yer almaktadır.

5.3. Teorik Katkıları

Sonuç olarak bu çalışma yalnızca yeni mağaza açma tahminlerine değil; aynı zamanda özel markaların tüketici zihnindeki konumunu şekillendiren dinamiklere de ışık tutmaktadır. Önerilen yaklaşım, veri bilimi ve pazarlama alanlarının bütünleştiği disiplinler arası bir çerçevede yapılandırılmıştır. Bu çalışma, veri temelli olarak önerilen mağaza sayısını pazarlama literatürüyle ilişkilendirerek perakende genişleme kararlarını

stratejik ve tüketici odaklı bir çerçevede ele almaktadır. Bu yönüyle çalışma, makine öğrenmesi uygulamalarının pazarlama karar süreçlerine entegrasyonuna yönelik literatüre güncel bir katkı sunmaktadır.

5.4. Yönetimsel Katkılar

Bu yaklaşım, pazarlama yöneticilerine daha rasyonel, ölçeklenebilir ve stratejik kararlar alma olanağı sunmaktadır. Diğer yandan File Market örneği, özel markaların premium konumlandırma yoluyla tüketiciye daha fazla değer önerisi sunabileceğini ve pazarda farklılaşma yaratabileceğinin sinyalini vermektedir. Özel markaların başarısı yalnızca ürün kalitesine değil, aynı zamanda mağazanın imajı ve marka konumlandırmasına bağlıdır (Ailawadi ve Keller, 2004; Nenycz-Thiel ve Romaniuk, 2012; Steenkamp vd., 2010; Burton vd., 1998; Bao vd., 2011; Lee ve Hyman, 2008; Nies ve Natter, 2012; Collins-Dodd ve Lindley, 2003; Semeijn vd., 2004). Bu nedenle, güçlü özel markalar geliştirebilmek için perakende zincirlerinin öncelikle kendi marka konumlandırmalarını stratejik olarak göz önünde bulundurmaları gerekmektedir (Burt, 2000; Sutton-Brady vd., 2017). Bu yaklaşım pazarlamacılar için hem segmentasyon hem de marka konumlandırması açısından yeni stratejik olanaklar sunabilir. Uygulayıcılar açısından geliştirilen modelleme yaklaşımları yalnızca potansiyel mağaza sayısının belirlenmesinde değil; veri setinin genişletilmesiyle birlikte ürün gamı optimizasyonu, fiyatlandırma stratejileri, müşteri yaşam boyu değerinin analizi ve yerel pazarlama stratejilerinin belirlenmesi gibi karar alanlarında da kullanılabilir. Bu doğrultuda geliştirilen modelleme yaklaşımı, yöneticilere veri temelli olarak önerilen mağaza sayısını belirlemede sistematik ve ölçeklenebilir bir karar destek aracı sunarak, kaynakların daha etkin tahsisine ve daha isabetli genişleme stratejilerinin geliştirilmesine katkı sağlamaktadır.

5.5. Gelecek Çalışmalara Öneriler

Bu çalışmada elde edilen bulgular belirli bir perakende formatı ve veri seti ile sınırlıdır. Gelecek çalışmalarda farklı perakende türleri ve farklı coğrafi bölgeler üzerinde yapılacak analizler, sonuçların genellenebilirliğini artırabilir. Ayrıca, modele tüketici davranışlarına ilişkin değişkenlerin ve alternatif makine öğrenmesi yöntemlerinin dahil edilmesi, veri temelli olarak önerilen mağaza sayısının daha kapsamlı ve hassas biçimde tahmin edilmesine katkı sağlayabilir.

6. Kısıtlar

Bu çalışmanın bazı sınırlılıkları bulunmaktadır. Öncelikle analizde kullanılan veriler il düzeyindeki makro sosyoekonomik göstergelerle sınırlı olup tüketici davranışlarını mikro düzeyde yansıtmamaktadır. Önerilen lokasyonlar, doğrudan tüketici anketleri veya saha gözlemleri ile test edilmemiş, sadece sosyoekonomik verilerle tahmin edilmiştir. Ayrıca çalışma, yalnızca BİM ve File market zincirleri örneği üzerinden yürütüldüğü için bulguların farklı formattaki perakendecilere doğrudan uygulanabilirliği sınırlıdır. Bunlara ek olarak perakende yayılımını etkileyebilecek diğer önemli değişkenlerin de ilerideki çalışmalarda araştırmacılar tarafından modele dâhil edilmesi perakende genişlemesini daha anlamalı kılabilir. Kullanılan makine öğrenmesi modellerinin yalnızca File Market bulunan iller üzerinden eğitilmesi ve "0 mağaza" durumunu doğrudan içermemesi, bulguların yorumlanmasında göz önünde bulundurulması gereken bir husus olarak değerlendirilebilir.

Kaynaklar

- Ailawadi, K. L., & Keller, K. L. (2004). Understanding retail branding: conceptual insights and research priorities. *Journal of Retailing*, 80(4), 331-342. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2004.10.008>
- Ailawadi, K. L., Pauwels, K., & Steenkamp, J. B. E. (2008). Private-label use and store loyalty. *Journal of Marketing*, 72(6), 19-30. <https://doi.org/10.1509/jmkg.72.6.019>
- Alkemade, R. M., Boattini, E., Filion, L., & Smalenburg, F. (2022). Comparing machine learning techniques for predicting glassy dynamics. *The Journal of Chemical Physics*, 156(20), 204503. <https://doi.org/10.1063/5.0088581>
- Andrei, J. V., Mieila, M., & Panait, M. (2017). The impact and determinants of the energy paradigm on economic growth in European Union. *PLoS ONE*, 12(3), e0173282. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0173282>

- Baltas, G., Doyle, P., & Dyson, P. (1997). A model of consumer choice for national vs private label brands. *Journal of the Operational Research Society*, 48(10), 988-995. <https://doi.org/10.1057/palgrave.jors.2600454>
- Bao, Y., Bao, Y., & Sheng, S. (2011). Motivating purchase of private brands: Effects of store image, product signatureness, and quality variation. *Journal of Business Research*, 64(2), 220-226. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2010.02.007>
- Barringer, B. R., & Greening, D. W. (1998). Small business growth through geographic expansion: A comparative case study. *Journal of Business Venturing*, 13(6), 467-492. [https://doi.org/10.1016/S0883-9026\(97\)00038-4](https://doi.org/10.1016/S0883-9026(97)00038-4)
- Baviera-Puig, A., Buitrago-Vera, J., & Escriba-Perez, C. (2016). Geomarketing models in supermarket location strategies. *Journal of Business Economics and Management*, 17(6), 1205-1221. <https://doi.org/10.3846/16111699.2015.1113198>
- Birleşik Mağazalar A.Ş. (2024). *Kurumsal bilgiler*. <https://www.bim.com.tr> (Erişim tarihi: 12 Ocak 2025)
- Bonanno, A. (2010). An empirical investigation of Wal-Mart's expansion into food retailing. *Agribusiness*, 26(2), 220-242. <https://doi.org/10.1002/agr.20215>
- Burt, S. (2000). The strategic role of retail brands in British grocery retailing. *European Journal of Marketing*, 34(8), 875-890. <https://doi.org/10.1108/03090560010331351>
- Burton, S., Lichtenstein, D. R., Netemeyer, R. G., & Garretson, J. A. (1998). A scale for measuring attitude toward private label products and an examination of its psychological and behavioral correlates. *Journal of the Academy of Marketing Science*, 26, 293-306. <https://doi.org/10.1177/0092070398264003>
- Caruana, R., & Niculescu-Mizil, A. (2006, June). An empirical comparison of supervised learning algorithms. *In Proceedings of the 23rd International Conference on Machine Learning* (pp. 161-168). <https://doi.org/10.1145/1143844.1143865>
- Choi, S. C., & Coughlan, A. T. (2006). Private label positioning: Quality versus feature differentiation from the national brand. *Journal of Retailing*, 82(2), 79-93. <https://doi.org/10.1016/j.jretai.2006.02.005>
- Chow Kong Wing, C. (1994). Distribution reform and retail structure in China: An empirical analysis of entries and exits of enterprises. *Asia Pacific Journal of Marketing and Logistics*, 6(3), 3-25. <https://doi.org/10.1108/eb010258>
- Cochran, T. C. (1960). Cultural factors in economic growth. *The Journal of Economic History*, 20(4), 515-530. <https://doi.org/10.1017/S0022050700109787>
- Colla, E. (2003). International expansion and strategies of discount grocery retailers: the winning models. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 31(1), 55-66. <https://doi.org/10.1108/09590550310457845>
- Collins-Dodd, C., & Lindley, T. (2003). Store brands and retail differentiation: the influence of store image and store brand attitude on store own brand perceptions. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 10(6), 345-352. [https://doi.org/10.1016/S0969-6989\(02\)00054-1](https://doi.org/10.1016/S0969-6989(02)00054-1)
- Corstjens, M., & Lal, R. (2000). Building store loyalty through store brands. *Journal of Marketing Research*, 37(3), 281-291. <https://doi.org/10.1509/jmkr.37.3.281.18781>
- Cuneo, A., Lopez, P., & Jesus Yaguee, M. (2012). Measuring private labels brand equity: A consumer perspective. *European Journal of Marketing*, 46(7/8), 952-964. <https://doi.org/10.1108/03090561211230124>
- Demšar, J., Curk, T., Erjavec, A., Gorup, Č., Hočevár, T., Milutinovič, M., ... & Zupan, B. (2013). Orange: data mining toolbox in Python. *The Journal of Machine Learning Research*, 14(1), 2349-2353. <https://doi.org/10.5555/2070336.2070348>
- Dhar, S. K., & Hoch, S. J. (1997). Why store brand penetration varies by retailer. *Marketing Science*, 16(3), 208-227. <https://doi.org/10.1287/mksc.16.3.208>

- Doi, S., Mizuno, T., & Fujiwara, N. (2021). Estimation of socioeconomic attributes from location information. *Journal of Computational Social Science*, 4(1), 187-205. <https://doi.org/10.1007/s42001-020-00073-w>
- Endeksa (2024). *İl bazlı konut metrekare satış fiyatları*. <https://www.endeksa.com> (Erişim tarihi: 10 Ocak 2025)
- Fernández-Delgado, M., Cernadas, E., Barro, S., & Amorim, D. (2014). Do we need hundreds of classifiers to solve real world classification problems?. *The Journal of Machine Learning Research*, 15(1), 3133-3181. https://www.jmlr.org/papers/volume15/delgado14a/delgado14a.pdf?source=post_page
- Fildes, R., Ma, S., & Kolassa, S. (2022). Retail forecasting: Research and practice. *International Journal of Forecasting*, 38(4), 1283-1318. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2019.06.004>
- File Market Mağazacılık A.Ş. (2024). *Kurumsal bilgiler*. <https://www.file.com.tr> (Erişim tarihi: 12 Ocak 2025)
- Fornari, E., Grandi, S., Menegatti, M., & Fornari, D. (2020). Discounters versus supermarkets and hypermarkets: What drives store-switching?. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 30(5), 555-574. <https://doi.org/10.1080/09593969.2020.1773896>
- Froud, R., Hansen, S. H., Ruud, H. K., Foss, J., Ferguson, L., & Fredriksen, P. M. (2021). Relative performance of machine learning and linear regression in predicting quality of life and academic performance of school children in Norway: data analysis of a quasi-experimental study. *Journal of Medical Internet Research*, 23(7), e22021. <https://doi.org/10.2196/22021>
- Gielens, K., Dekimpe, M. G., Mukherjee, A., & Tuli, K. (2023). The future of private-label markets: A global convergence approach. *International Journal of Research in Marketing*, 40(1), 248-267. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2022.07.006>
- Günel, K., & Haşiloğlu, S. B. (2024). Machine learning models for analysis of user credibility index in the e-marketplaces. In *2024 XXVII International Conference on Soft Computing and Measurements* (pp. 304-307). IEEE. <https://doi.org/10.1109/SCM62608.2024.10554248>
- Hastie, T., Tibshirani, R., & Friedman, J. H. (2009). *The elements of statistical learning: data mining, inference, and prediction* (2nd ed.). Springer. <https://doi.org/10.1007/978-0-387-21606-5>
- Hernandez, T., & Bennison, D. (2000). The art and science of retail location decisions. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 28(8), 357-367. <https://doi.org/10.1108/09590550010337391>
- Hogarth-Scott, S., & Rice, S. P. (1994). The new food discounters: Are they a threat to the major multiples?. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 22(1), 20-28. <https://doi.org/10.1108/09590559410051377>
- Höke, B., Turgay, Z. Z., Ünsalan, C., & Küçükaydin, H. (2021). Determining and evaluating new store locations using remote sensing and machine learning. *Turkish Journal of Electrical Engineering and Computer Sciences*, 29(3), 1509-1523. <https://doi.org/10.3906/elk-2005-202>
- Hökelekli, G., Lamey, L., & Verboven, F. (2017). The battle of traditional retailers versus discounters: The role of PL tiers. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 39, 11-22. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2017.06.011>
- Huang, M. H., Jones, E., Hahn, D. E., & Leone, R. P. (2012). Assessing price elasticity for private labels and national brands by store locations. *Journal of Revenue and Pricing Management*, 11, 175-190. <https://doi.org/10.1057/rpm.2010.32>
- Kaufmann, P. J., Donthu, N., & Brooks, C. M. (2007). An illustrative application of multi-unit franchise expansion in a local retail market. *Journal of Marketing Channels*, 14(4), 85-106. https://doi.org/10.1300/J049v14n04_05
- Kobuszewski-Volles, B. K., Van Kerckhove, A., & Geuens, M. (2023). Triggering brand switching in online stores: The effectiveness of recommendations for private labels versus national brands. *Journal of Business Research*, 164, 114020. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114020>

- Kuo, R. J., Chi, S. C., & Kao, S. S. (2002). A decision support system for selecting convenience store location through integration of fuzzy AHP and artificial neural network. *Computers in Industry*, 47(2), 199-214. [https://doi.org/10.1016/S0166-3615\(01\)00147-6](https://doi.org/10.1016/S0166-3615(01)00147-6)
- Lee, D., & Hyman, M. R. (2008). Hedonic/functional congruity between stores and private label brands. *Journal of Marketing Theory and Practice*, 16(3), 219-232. <https://doi.org/10.2753/MTP1069-6679160303>
- Liana, S., NOJA, G. G., Ritivoiu, M., & Tolteanu, R. (2013). Education and economic growth: An empirical analysis of interdependencies and impacts based on panel data. *Timisoara Journal of Economics and Business*, 6(19), 39-54. https://tjeb.ro/index.php/tjeb/article/view/TJEB19_Aug2013_39to54
- Lin, P. C., Cheng, T. E., & Hsu, C. H. (2023). Retail location modeling of supermarket chains in Taipei city. *Applied Geography*, 161, 103126. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2023.103126>
- Lu, J., Zheng, X., Nervino, E., Li, Y., Xu, Z., & Xu, Y. (2024). Retail store location screening: A machine learning-based approach. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 77, 103620. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2023.103620>
- Lybeck, A., Holmlund-Rytkönen, M., & Sääksjärvi, M. (2006). Store brands vs. manufacturer brands: consumer perceptions and buying of chocolate bars in Finland. *Int. Rev. of Retail, Distribution and Consumer Research*, 16(4), 471-492. <https://doi.org/10.1080/09593960600844343>
- Maesen, S. (2025). Introducing specialist private labels: How reducing manufacturers' competing assortment size affects retailer performance. *International Journal of Research in Marketing*, 42(1), 192-211. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2024.08.002>
- Mao, Z., Duan, Y., & Liu, W. (2023). Consumers' choice of private label considering reference price and moderating effect. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 71, 103216. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2022.103216>
- McNeill, L., & Wyeth, E. (2011). The private label grocery choice: consumer drivers to purchase. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 21(1), 95-109. <https://doi.org/10.1080/09593969.2011.537822>
- Mendes, A. B., & Themido, I. H. (2004). Multi-outlet retail site location assessment. *International Transactions in Operational Research*, 11(1), 1-18. <https://doi.org/10.1111/j.1475-3995.2004.00436.x>
- Mendez, J. L., Oubina, J., & Rubio, N. (2008). Expert quality evaluation and price of store vs. manufacturer brands: An analysis of the Spanish mass market. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 15(3), 144-155. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2007.11.003>
- Morrison, P. A., & Abrahamse, A. F. (1996). Applying demographic analysis to store site selection. *Population Research and Policy Review*, 15, 479-489. <https://doi.org/10.1007/BF00125866>
- Natekin, A., & Knoll, A. (2013). Gradient boosting machines, a tutorial. *Frontiers in Neuroinformatics*, 7, 21. <https://doi.org/10.3389/fnbot.2013.00021>
- Nenycz-Thiel, M. (2011). Private labels in Australia: A case where retailer concentration does not predicate private labels share. *Journal of Brand Management*, 18, 624-633. <https://doi.org/10.1057/bm.2010.57>
- Nenycz-Thiel, M., & Romaniuk, J. (2012). Value-for-money perceptions of supermarket and private labels. *Australasian Marketing Journal*, 20(2), 171-177. <https://doi.org/10.1016/j.ausmj.2011.12.002>
- Nenycz-Thiel, M., & Romaniuk, J. (2009). Perceptual categorization of private labels and national brands. *Journal of Product & Brand Management*, 18(4), 251-261. <https://doi.org/10.1108/10610420910972774>
- Neslin, S. A., Gupta, S., Kamakura, W., Lu, J., & Mason, C. H. (2006). Defection detection: Measuring and understanding the predictive accuracy of customer churn models. *Journal of Marketing Research*, 43(2), 204-211. <https://doi.org/10.1509/jmkr.43.2.204>
- Nies, S., & Natter, M. (2012). Does private label quality influence consumers' decision on where to shop?. *Psychology & Marketing*, 29(4), 279-292. <https://doi.org/10.1002/mar.20521>

- Pauwels, K., & Srinivasan, S. (2004). Who benefits from store brand entry?. *Marketing Science*, 23(3), 364-390. <https://doi.org/10.1287/mksc.1030.0036>
- Pepe, M. (2012). The impact of private label sales penetration on category profitability. *Journal of Business & Economics Research*, 10(9), 513. <https://core.ac.uk/download/pdf/268112566.pdf>
- Reynolds, J., & Wood, S. (2010). Location decision making in retail firms: evolution and challenge. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 38(11/12), 828-845. <https://doi.org/10.1108/09590551011085939>
- Rice, M. D., Ostrander, A., & Tiwari, C. (2016). Decoding the development strategy of a major retailer: Wal-Mart's expansion in the United States. *The Professional Geographer*, 68(4), 640-649. <https://doi.org/10.1080/00330124.2016.1140494>
- Roig-Tierno, N., Baviera-Puig, A., Buitrago-Vera, J., & Mas-Verdu, F. (2013). The retail site location decision process using GIS and the analytical hierarchy process. *Applied Geography*, 40, 191-198. <https://doi.org/10.1016/j.apgeog.2013.03.005>
- Satman, M. H., & Altunbey, M. (2014). Selecting location of retail stores using artificial neural networks and google places api. *International Journal of Statistics and Probability*, 3(1), 67. <http://dx.doi.org/10.5539/ijsp.v3n1p67>
- Semeijn, J., Van Riel, A. C., & Ambrosini, A. B. (2004). Consumer evaluations of store brands: effects of store image and product attributes. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 11(4), 247-258. [https://doi.org/10.1016/S0969-6989\(03\)00051-1](https://doi.org/10.1016/S0969-6989(03)00051-1)
- Soberman, D. A., & Parker, P. M. (2006). The economics of quality-equivalent store brands. *International Journal of Research in Marketing*, 23(2), 125-139. <https://doi.org/10.1016/j.ijresmar.2005.09.008>
- Steenkamp, J. B. E., Van Heerde, H. J., & Geyskens, I. (2010). What makes consumers willing to pay a price premium for national brands over private labels? *Journal of Marketing Research*, 47(6), 1011-1024. <https://doi.org/10.1509/jmkr.47.6.1011>
- Sutton-Brady, C., Taylor, T., & Kamvounias, P. (2017). Private label brands: a relationship perspective. *Journal of Business & Industrial Marketing*, 32(8), 1051-1061. <https://doi.org/10.1108/JBIM-03-2015-0051>
- Szumilas, A., & Pach, P. (2021). Commercial Buildings in Town. The influence of discount shops on the trade structure of a small-town. *Buildings*, 11(12), 585. <https://doi.org/10.3390/buildings11120585>
- Thompson, C., Clarke, G., Clarke, M., & Stillwell, J. (2012). Modelling the future opportunities for deep discount food retailing in the UK. *The International Review of Retail, Distribution and Consumer Research*, 22(2), 143-170. <https://doi.org/10.1080/09593969.2011.652645>
- Türkiye İstatistik Kurumu (2024). İl bazlı sosyoekonomik göstergeler. <https://www.tuik.gov.tr> (Erişim tarihi: 01 Mart 2025)
- Vahie, A., & Paswan, A. (2006). Private label brand image: its relationship with store image and national brand. *International Journal of Retail & Distribution Management*, 34(1), 67-84. <https://doi.org/10.1108/09590550610642828>
- Verstraeten, J., Heeremans, E., Geuens, M., & Vermeir, I. (2023). How online grocery shopping drives private label food purchases. *Journal of Business Research*, 167, 114057. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2023.114057>
- Vias, A. C. (2004). Bigger stores, more stores, or no stores: paths of retail restructuring in rural America. *Journal of Rural Studies*, 20(3), 303-318. <https://doi.org/10.1016/j.jrurstud.2003.10.003>
- Wang, W., Wang, L., Wang, X., & Wang, Y. (2022). Geographical determinants of regional retail Sales: Evidence from 12,500 retail shops in Qiannan County, China. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 11(5), 302. <https://doi.org/10.3390/ijgi11050302>
- Witten, I. H., Frank, E., & Hall, M. A. (2005). Data mining: Practical machine learning tools and techniques (2nd ed.). Morgan Kaufmann.

- Woodside, A. G., & Ozcan, T. (2009). Customer choices of manufacturer versus retailer brands in alternative price and usage contexts. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 16(2), 100-108. <https://doi.org/10.1016/j.jretconser.2008.11.006>
- Xancó-Grau, S., Vizuete-Luciano, E., Aymerich-Martinez, J., & Alegret, A. (2025). Private labels and consumer decision-making in Spain. *British Food Journal*, 127(13), 719-736. <https://doi.org/10.1108/BFJ-11-2024-1154>
- Zemlyak, S., Gusarova, O., & Khromenkova, G. (2023). Entrepreneurial initiatives, education and culture: hubs for enterprise innovations and economic development. *Sustainability*, 15(5), 4016. <https://doi.org/10.3390/su15054016>
- Zhang, J., Song, J., & Zeng, J. (2025). Toward Resilience: Assessing Retail Location's Complex Impact Mechanism Using PLS-SEM Aided by Machine Learning. *Sustainability*, 17(16), 7461. <https://doi.org/10.3390/su17167461>
- Zhang, S., & Li, X. (2024). A comparative study of machine learning regression models for predicting construction duration. *Journal of Asian Architecture and Building Engineering*, 23(6), 1980-1996. <https://doi.org/10.1080/13467581.2023.2278887>
- Zhao, T., Liu, S., Xu, J., He, H., Wang, D., Horton, R., & Liu, G. (2022). Comparative analysis of seven machine learning algorithms and five empirical models to estimate soil thermal conductivity. *Agricultural and Forest Meteorology*, 323, 109080. <https://doi.org/10.1016/j.agrformet.2022.109080>
- Zhu, T., & Singh, V. (2009). Spatial competition with endogenous location choices: An application to discount retailing. *Quant Mark Econ*, 7, 1-35. <https://doi.org/10.1007/s11129-008-9048-6>