

Citation: Başkol, M., RFM ve Uyum Analizi Kullanılarak Müşteri Segmentasyonunun Belirlenmesi, BMIJ, (2020), 8(4): 902-928, doi: <http://dx.doi.org/10.15295/bmij.v8i4.1604>

RFM VE UYUM ANALİZİ KULLANILARAK MÜŞTERİ SEGMENTASYONUNUN BELİRLENMESİ

Melih BAŞKOL ¹

Received Date (Başvuru Tarihi): 26/08/2020

Accepted Date (Kabul Tarihi): 8/10/2020

Published Date (Yayın Tarihi): 10/12/2020

ÖZ

Anahtar Kelimeler:

Segmentasyon,
Müşteri Veri Analizi,
RFM,
Uyum Analizi
JEL Kodları:
M30, M15, M31

Bir şirketin en iyi müşterilerini ve onların gerçek ihtiyaçlarını ve beklentilerini belirlemek oldukça zorlu bir süreçtir. Bunun üstesinden gelebilmek için segmentasyon gerekir. RFM (güncellik, sıklık ve parasal değer) uzun süredir segmentasyon uygulamalarında analitik bir teknik olarak kullanılmaktadır. Perakendeciler ve pazarlamacılar, maliyet etkinliği ve basitliği nedeniyle RFM analizini tercih etmektedirler. Geleneksel segmentasyon yöntemleriyle karşılaştırıldığında, RFM analizi müşterileri, müşterilerin geçmiş satın alma davranışlarına göre segmentlere ayırır. Bu çalışmada ilk olarak segmentasyonun önemi açıklanmaya çalışılmıştır. Çalışmada kullanılan veriler yerel bir perakendecinin veri tabanından toplanmıştır. Bir yıllık zaman diliminde sadakat kartı kullanan 18975 müşterinin alışveriş kayıtları araştırmanın veri setini oluşturmaktadır. Python programlama dili aracılığı ile her bir müşterinin RFM değerleri belirlenmiştir. RFM değerlerine göre segmente edilen müşterilerin sürekli olarak satın aldıkları markalara tespit edilerek bu segmentlerin hangi markalarla daha fazla ilişkide olduklarını tespit etmek için uyum analizi SPSS programı ile uygulanmıştır.

Keywords: Segmentation Customer Data Analysis RFM Correspondence Analysis

JEL Codes: M30 M15 M31

¹ Dr. Öğr. Üyesi, Bartın Üniversitesi, mbaskol@bartin.edu.tr

<https://orcid.org/0000-0002-5257-9160>

EXTENDED ABSTRACT

DETERMINING CUSTOMER SEGMENTATION BY USING RFM AND CORRESPONDENCE ANALYSIS

1. INTRODUCTION

Segmentation is a strategy that includes dividing a more extensive market into small groups of consumers with distinct needs, characteristics or behaviours that may require different marketing programs, according to these characteristics and behavioural similarities. Segmentation helps companies learn more about consumer preferences and needs, so companies can adapt different policies for targeted segments to increase consumer satisfaction and company revenues. The development of market segmentation theory has been linked to the accessibility of marketing data, improvements in analytical techniques, and segmentation method advancement (Liu, Liao, Huang & Liao, 2019). In this respect, customer segmentation is used as a marketing differentiation tool that enables companies to understand their customers and create different strategies (Silva, Varela, Borrero López & Rojas Millán, 2019).

Target customer selection has been one of the most critical issues in customer-based marketing. Therefore, the key to finding profitable or potentially profitable customers is creating value via the customers' help. Today, the ability to identify profitable, loyal and long-term customers is the most crucial success factor for customer-oriented organizations. To arrive at winning strategies, business owners have to look for an appropriate approach to identify potential customers and attract them as much as possible (Zalaghi and Abbasnejad Varzi, 2014). In this respect, the most effective and easiest model for identifying valuable consumers is the RFM model (Tsao, Raj & Yu, 2019).

Several techniques are suggested in the literature for performing customer segmentation, among which clustering is the most commonly used method. However, the RFM model is effectively used to understand and analyze customer behaviour characteristics. Its simplicity and applicability are among the well-known and most widely used methods for customer analysis and segmentation (Peker, Kocyigit, & Eren, 2017).

The primary purpose of this study is to reveal that customer segmentation can be done better with the help of RFM analysis and how these customer segments relate to the products they purchase. In this direction, first of all, the concepts of segmentation, RFM and correspondence analysis, which are critical competitive tools in the retail sector, have been tried to be explained based on the literature. The study aimed to divide customers into segments with RFM analysis based on customer records and name each customer segment. It is also among the study's aims to show the retailers that they can examine the customer segments in more detail by visualizing the brand choices by determining which brands in a particular product group are closer to detailed customer segments.

2. RESEARCH METHODOLOGY

In the first part of the research, the store customers' loyalty dimensions were determined by RFM analysis. Past purchases of customers are highly effective in predicting future purchasing behaviour. Thus, companies can quickly determine with which customers they are worth contacting in the future through RFM (Mohammadian & Makhani, 2019). The data have been cleared in order to make the necessary arrangements for analysis. Later, the data were subjected to RFM analysis with Python programming language. In the last stage, the customer groups' pasta brand preferences determined according to loyalty dimensions by RFM analysis were analyzed dimensionally by using the SPSS package program.

3. FINDINGS

In determining the RFM scores, which is the first part of the research, 18975 customers were analyzed, and the RFM values of each customer were determined by using the Python programming language. Then, based on these values, the RFM scores of the customers were found. Based on these scores, customers are identified according to their scores as “platinum, gold, silver, bronze and risky.” For example, 555 represents the platinum customer group (the best customers), while customers with an RFM score of 111 represent the risky group. The best customers are the customers with the highest purchase frequency and volume. The last part of the analysis is the graphical representation of the relationship between customer segments and pasta brands, presented in Figure 1. In this chart, the correlation between customer segment category (row) and pasta brands (column) can be evaluated according to the proximity of the profile points on the chart. The shortness of distance between the pasta brand and customer segment shows the strength of the relationship.

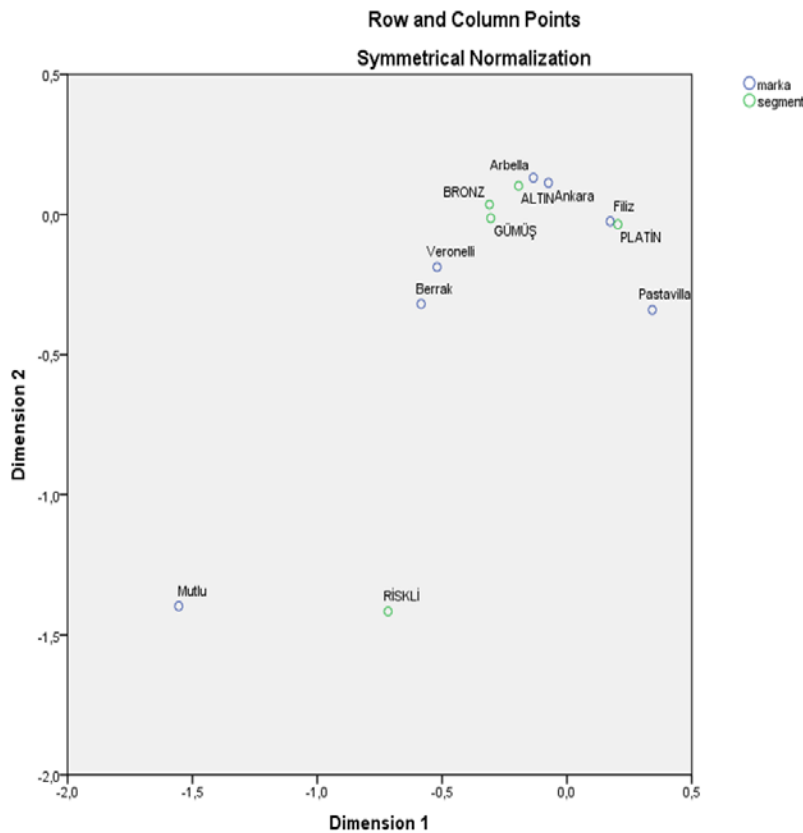


Figure 1. Two-Dimensional Chart of Brand Preferences of Customer Segments

4. CONCLUSION

Competition is increasing in today’s retail industry. The way retailers can survive and increase their profitability in this competitive environment is to know their customer base well. Identifying customer groups can be achieved by applying the right segmentation strategies, but customer segmentation based on demographic factors alone is not enough today. Therefore, retail businesses need techniques such as RFM analysis that they can easily apply. Considering that statistical modelling can be more expensive than the RFM method due to the need for well-trained experts and software costs, RFM can be considered an economical and generally trustworthy tool (Zabkowski, 2016). Using the data in customer databases owned by retail businesses in their segmentation efforts and making them meaningful with RFM analysis techniques will enable a clearer and healthier customer segmentation.

Thanks to RFM analysis, customers can be segmented by looking at how often they buy, when they last visited the store, how much they spent, and how appropriate names can be given to these segments. In this way, the promotion efforts to be applied to customers will be more effective. However, segmenting customers into specific groups will not be sufficient. In this way, the promotion efforts to be applied to customers will be more effective. However, segmenting customers into specific groups will not be sufficient. Answering the question of which products and which brands of these products are preferred by these segments is essential for retail businesses, especially in deciding on product diversity. Therefore, as in our study, the combination of RFM and correspondence analysis can enable an effective customer-product and brand match. This study shows how customer segmentation can be done for retail companies by analyzing sales data using two different analysis types. The data used in the study include customer loyalty cards. The study also contributes to the fact that customer segmentation decisions based solely on customer loyalty cards may cause wrong results, and it also shows that customer segmentation based on scientific analysis can provide more detailed information to company managers.



1. GİRİŞ

Yüksek maliyet ve yoğun rekabet ortamlarında şirketlerin mevcut müşterilerinden tam olarak yararlanmaları ve toplam satışların boyutlarını arttırmaları büyük önem kazanmaktadır. Ayrıca, müşteriler ve şirket arasındaki ilişkinin gelecekteki olası süresi risk altında olduğunda, şirkete sadakatlerini azaltan müşterilerin tespit edilmesi önemlidir. Bu tip durumlarda, müşteriye elde tutma ve onları yeniden canlandırmaya yönelik kampanyalar uygulanır. Çoğu satış müdürü ve pazarlamacı, başarılı satış ve ticaret pazarlama kampanyalarına katılacak doğru müşterileri belirlemede zorluk çekmektedir (Mohammadian ve Makhani, 2019). Son derece heterojen ihtiyaçları ve beklentileri nedeniyle mevcut tüm müşterilere hitap eden ürünler sunmanın imkansız olduğu günümüz pazarlarında, şirketler önceden belirlenmiş değişkenlere bağlı olarak, piyasaları homojen özelliklere sahip tüketici gruplarına ayırmaya çalışırlar (Paker ve Vural, 2016). Müşteri tercihlerindeki farklılıklar; kişisel farklılıklar, değişen yaşam deneyimleri; ürün için benzersiz işlevsel ihtiyaçlar, belirgin öz kimlikler ve ikna temelli faaliyetler gibi çok çeşitli faktörlerden kaynaklanmaktadır. Bu farklı kaynaklar, müşteri tercihlerinde önemli farklılıklar yaratmak için birlikte çalışır (Palmatier ve Sridhar, 2017: 10-11). Ürünlerin, müşteri ihtiyaçlarını dikkate almadan ve bu ihtiyaçların heterojenliğini fark etmeden üretilmesi ve satılması neredeyse olanaksızdır. Üretim süreçleri daha esnek hale gelmesi ve tüketici refahının artması talebin çeşitlenmesine yol açmıştır (Wedel ve Kamakura, 2000: 3). Pazarlama karması ile ilgili kararları (fiyatlandırma, ürün, tanıtım, yer) alan yöneticilerin karşılaştığı en temel sorunlardan birisi tüm müşterilerin farklı özelliklere sahip olmasıdır. Müşteriler ister gerçek ister potansiyel müşteriler olsun, ihtiyaç ve tercihlerinde büyük farklılıklar gösterirler öyle ki arzuları, tuz ve şişelenmiş su gibi temel emtia ürünleri için bile değişir. Müşterilerin çeşitlilik arzusu, her bir müşterinin tercihine uygun olarak ürün sunma çabaları, özellikle büyük çaplı marketlerde on binlerce ürün bulundurma zorunluluğuna neden olmaktadır (Palmatier ve Sridhar, 2017:10-11). Bu doğrultuda, müşteri gruplarının özel ihtiyaçlarını belirleyebilen şirketler bir veya daha fazla alt pazar grupları için doğru ürün sunumları geliştirerek rekabet avantajı elde etmektedirler. Pazar odaklı düşüncenin şirketler içinde gelişmesiyle, segmentasyon kavramı ortaya çıkmıştır

(Wedel ve Kamakura, 2000:3). Her şirket kendi kapasitesi dahilinde ve müşteri ile aralarında kurmuş oldukları samimiyet düzeyi oranında müşterilerine odaklanmak istemektedir. Bunun nedeni ise mevcut pazarın, farklı ihtiyaç ve isteklere sahip tüketici gruplarından oluşmasıdır. Piyasayı homojen bir gruba bölme stratejisi, segmentasyon olarak bilinir. Kitlese pazarlama odaklı olan şirketler bile günümüzde bu yeni pazarlama dünyası stratejisini, yani segmentasyonu benimsemektedir. Segmentasyonun amacı, kullanılan pazarlama enerjisi ve pazarı alt gruplara bölme gücünün rekabet avantajı elde etmeye odaklanmasıdır (Goyat, 2011). İş dünyası arasındaki yüksek rekabet ortamı nedeniyle, müşteri merkezli şirketlerin yöneticileri daha fazla müşteri çekmeye ve kârlı müşterilerle kalıcı ilişkiler geliştirmeye çalışmaktadır. Yöneticilerin değerli ya da potansiyeli yüksek müşterileri tanımalarına yardımcı olmak için bir sistem geliştirilmesi şarttır (Khalili-Damghani, Abdi ve Abolmakarem, 2018).

Segmentlere ait bilgilere göre, şirketler çeşitli müşteri ihtiyaçlarına uygun yeni ürün türleri geliştirebilir veya en potansiyel segment için bir ürün üretmek adına kaynakları etkin bir şekilde dağıtabilirler. Bu nedenle piyasaların segmente edilmesi, şirketlerin daha fazla piyasa başarı fırsatları elde etmelerine ve zorlu piyasa mücadeleleri altında rekabet gücünü artırmalarına olanak tanır (Wang, Miao, Zhao, Jin ve Chen, 2016).

Müşteri segmentasyon çalışmalarında çeşitli veri türlerinden biri veya daha fazlası kullanılmaktadır: (a) Demografik veriler, ör. cinsiyet, yaş, medeni hal, hane halkı büyüklüğü vb.; (b) Coğrafi veriler, ör. ikamet alanı veya iş alanı vb.; (c) Psikografik veriler, ör. sosyal sınıf, yaşam tarzı ve kişilik özellikler vb.; (d) Tutum verileri, yani alışveriş yapanların davranışlarını anlamak ve yorumlamak için yapılan anketlerden elde edilen veriler; (e) Alışveriş davranışlarını gösteren satış verileri, ör. satış hacmi, ziyaret sayısı, ziyaret sıklığı, parasal hacim, satın alma süresi, ziyaret yeniliği vb. ve müşterilerin satın alma kategorilerinin karışımına göre müşteri ihtiyaç ve tercihleri; (f) Davranışsal veriler, yani alışveriş dışındaki davranışları gösteren verilerdir (Griva, Bardaki, Pramatarı ve Papakiriakopoulos, 2018).

Segmentasyon, büyük bir pazarın, farklı pazarlama politikaları gerektirebilecek farklı ihtiyaçlara, özelliklere veya davranışlara sahip tüketicilerin bu özellik ve

davranış benzerliklerine göre gruplara bölünmesini içeren bir stratejidir. Segmentasyon, şirketlerin tüketici tercihleri ve ihtiyaçları hakkında daha fazla bilgi sahibi olmalarına yardımcı olur ve böylelikle şirketler hem tüketici memnuniyetini artırmak ve hem de kendi gelirlerini artırmak için hedeflenen segmentler için farklı politikalar uyarlayabilir. Pazar segmentasyon teorisinin gelişimi, pazarlama verilerinin kullanılabilirliği, analitik tekniklerdeki ilerlemeler ve segmentasyon metodolojisinin ilerlemesine bağlı olmuştur (Liu, Liao, Huang ve Liao, 2019). Bu yönüyle müşteri segmentasyonu, şirketlerin müşterilerini anlamalarını ve farklı stratejiler oluşturmalarını sağlayan bir pazarlama farklılaştırma aracı olarak kullanılır (Silva, Varela, Borrero López ve Rojas Millán, 2019).

Hedef müşteri seçimi, müşteri tabanlı pazarlamada en önemli konulardan biri olmuştur. Bu nedenle, müşteriler aracılığıyla değer yaratmanın temeli, kârlı olan veya potansiyel olarak kârlı olabilecek müşterileri bulmaktır. Günümüzde, kârlı, sadık ve uzun vadeli müşterileri belirleme yeteneği, müşteri odaklı kuruluşlar için en önemli başarı unsurudur. Kazanan stratejilere ulaşmak için, işletme sahipleri potansiyel müşterileri tespit etmek ve mümkün olduğunca onları kendilerine çekmek için uygun bir yaklaşım aramak zorundadırlar (Zalaghi ve Abbasnejad Varzi, 2014).

Müşterilerin farklılıkları dikkate alındığında, bir şirket her müşteriyi tatmin etmeye çalışmamalıdır; pazarlamanın temel amacı kârlı müşterileri hedeflemektir. Bu açıdan, bir müşterinin değerini ele alırken, pazarlamacılar genellikle 80/20 kuralına başvurur: Kârların %80'i müşterilerin %20'si tarafından üretilir. Ancak sadece yüksek hacimli satın alım yapan müşterilerin kârlı müşteriler olacağı düşüncesi yanıltıcı da olabilmektedir. Bu açıdan, kârlı müşterileri tanımlamak için en güçlü ve en basit model RFM modelidir (Tsao, Raj ve Yu, 2019).

Müşteri segmentasyonunu gerçekleştirmek için, literatürde önerilen çeşitli teknikler vardır ve bunlar arasında kümelenme en sık kullanılan yöntemdir. Bununla birlikte, RFM modeli, müşteri davranış özelliklerini anlamak ve analiz etmek için etkili bir şekilde kullanılmaktadır. Basitliği ve uygulanabilirliği nedeniyle, iyi bilinen ve müşteri analizi ve segmentasyonu için en yaygın kullanılan yöntemlerden birisidir (Peker, Kocuyigit ve Eren, 2017). Şirketlerde müşteri odaklı davranışların gelişmesiyle birlikte, daha fazla kâr elde etmek için müşterilere ve onların ihtiyaçlarına daha fazla

özen gösterilmeye başlanmıştır. Müşteri ihtiyaçlarının anlaşılması için uygulanacak müşteri segmentasyonu çalışmalarında RFM modeli, yaygın olarak kullanılan bir analitik yöntemdir. Bu model, veritabanındaki mevcut verileri analiz eden ve daha sonra sonuçlara dayanan, gelecekteki müşteri davranış özelliklerini tahmin etmeye çalışan bir Davranışsal Modeldir (Hosseini ve Shabani, 2015). RFM analizi, kâr getiren müşterilerin tanımlanması, müşterilerin CRM açısından bölümlenmesi, yeni ürün veya hizmetlerin oluşturulması, finans, telekomünikasyon, elektronik, çevrimiçi seyahat ve diğer birçok alanda müşteri yaşam boyu değer alanlarının ölçülmesinde kullanılmaktadır (Dursun ve Caber, 2016).

Bu çalışmanın temel amacı RFM analizi yardımı ile müşteri segmentasyonunu daha iyi bir biçimde yapılabileceğini ve ortaya çıkan müşteri segmentlerinin satın aldıkları ürünlerle nasıl bir ilişki içerisinde olduklarını ortaya çıkarmaktır. Bu doğrultuda öncelikle, perakende sektöründe önemli bir rekabet aracı olan segmentasyon, RFM ve uyum analizi kavramları literatüre dayalı olarak açıklanmaya çalışılmıştır. Çalışma müşteri kayıtlarına dayalı olarak müşterilerin RFM analizi ile bölümlere ayrılmasını ve her bir müşteri bölümünün isimlendirilmesini amaçlamıştır. Detaylı bir hale getirilen müşteri segmentlerinin belirli bir ürün grubunda hangi markalara daha yakın olduklarını belirleyerek marka seçimlerini görselleştirerek perakendecilere daha ayrıntılı bir biçimde müşteri segmentlerini inceleyebileceklerini göstermek de çalışmanın amaçları arasında yer almaktadır.

2. KAVRAMSAL ÇERÇEVE

2.1. Segmentasyon Kavramı

Tüketicinin bireysel tercihleri ve pazardaki seçim davranışları açısından bir ürün sınıfı veya markasını bireysel kullanımları veya bunlardan elde edecekleri faydalar, pazarlama faaliyetlerine gösterdikleri tepkilerde olduğu gibi farklıdır (Kara ve Kaynak, 1997). Bu farklılıklar pazardaki alıcıların isteklerine, kaynaklarına, konumlarına, satın alma tutumlarına ve satın alma uygulamalarına göre ortaya çıkmaktadır. Bundan dolayı genellikle, tek bir pazardaki tüm müşterileri tek bir pazarlama stratejisiyle tatmin etmenin neredeyse imkansız olması (Dibb, Stern, ve Wensley, 2002; Tsao et al., 2019) ve tüketicilere farklı şekillerde davranmanın aynı şekilde davranmaktan daha kârlı olduğu inancı, pazar bölümlendirme stratejilerinin

geliştirilmesine olan ihtiyacı ortaya koymaktadır (Bock ve Uncles, 2002). Bu nedenle firmalar farklı pazar segmentlerine çok sayıda ürün ve marka sunmaktadır. Bu şekilde firmalar kitlesel pazarlamadan, belirli bir müşteri grubuna odaklanan hedef bir pazarlama stratejisine doğru yönelmektedirler (Kara ve Kaynak, 1997). Segmentasyon kavramı literatürde ilk kez Smith (1956) tarafından kullanılmıştır. Smith'e göre segmentasyon, pazarın talep tarafındaki gelişmelere dayanır ve ürün ve pazarlama çabalarının tüketici veya kullanıcı ihtiyaçlarına göre rasyonel ve daha hassas bir şekilde ayarlanmasını temsil eder. Diğer yandan pazar segmentasyonu, heterojen bir pazarın pazar bölümleri arasındaki farklı ürün tercihlerine yanıt olarak daha küçük homojen pazarlar olarak görülmesini içerir. (Smith, 1956). Danneels (1996) benzer biçimde bir pazarlama aracı olarak segmentasyonu; pazarın homojen gruplara bölünmesini (segmentasyon), bir veya daha fazla segmentin seçilmesini (hedefleme) ve bir pazarlama programının hedef gruba göre uyarlanması (pazarlama karması geliştirme) olarak değerlendirmektedir. Özetle pazar segmentasyonu, toplam pazarın pazar bölümleri olarak adlandırılan daha küçük, daha homojen alt pazarlara bölünmesi sürecidir (Danneels, 1996). Hamka vd. (2014) Smith'in tanımından yola çıkarak, segmentasyonda yerine getirilmesi gereken üç temel kriter olduğunu belirtmektedirler: (1) homojenlik (yani grup içindeki ihtiyaçların ortak olması), (2) ayırım (yani gruplar arasındaki teklik) ve (3) reaksiyon (yani grup içindeki pazarlama stratejisi, ürün, teklif veya hizmetlere verilen yanıtın benzerliği) (Hamka, Bouwman, De Reuver ve Kroesen, 2014).

Pazar segmentasyonunun altında yatan temel mantık müşterilerin ürün tercihlerinde ve satın alma davranışlarında heterojenlik gösterdikleri varsayımına odaklanır. Bu değişkenlik genellikle ürün ve/veya kullanıcı özelliklerindeki farklılıklar ile açıklanmaktadır (Dibb, 1998). Pazar bölümlendirme kavramı, pazarlama kavramı ve iktisat teorisinin mantıklı bir sonucudur. Yararlanılan iktisat teorisi, bölümler arasında uygulanan fiyatlarda farklılık yaratıldığında kârın maksimize edilebileceğini gösteren ekonomik fiyatlandırma teorisidir. Pazarlama kavramı açısından ise, pazar segmenti bir şirketin pazarlama uyarılarına verdikleri tepkiyi açıklamak (ve tahmin etmek) ile ilgili bazı ortak özelliklere sahip mevcut veya potansiyel müşteriler grubu olarak değerlendirilir (Wind ve Cardozo, 1974, Dibb,

1999). Bir piyasayı bölümlere ayırmanın ilk önceliği, bölümlerin aslında var olması ancak homojen olmadıkları varsayımdır. Bu doğrultuda segmentasyon iki ana nedenden dolayı yapılır: (1) yeni ürün fırsatları veya mevcut ürünün yeniden konumlandırılmasına açık olabilecek alanlar aramak; (2) müşterilerini daha iyi anlayarak gelişmiş reklam mesajları (Beane, Ennis ve Morris, 1987).

Pazarlamacı, pazar yapısını belirlemenin en iyi yolunu bulmak için farklı segmentasyon değişkenlerini bireysel ve/veya bu değişkenlerin bir bileşimini birlikte denemek zorundadır (Gary, Adam, Denize, Volkov ve Kotler, 2018: 171). Geleneksel olarak, segmentasyon temelleri dört değişkene dayanmaktadır: demografik değişkenler, coğrafi değişkenler, psikografik değişkenler ve davranışsal değişkenler. En etkili segmentasyon stratejisi, hedeflenen alt müşterilerin davranış dinamikleri arasındaki farklılıkları en iyi yakalayan stratejidir (Dias ve Vermunt, 2007). Demografik segmentasyon en geleneksel yaklaşımdır. Daha yeni yaklaşımlar müşterilerin tutumlarını, motivasyonlarını, kullanım şekillerini ve tercihlerini de dikkate almaktadır. Müşteri ve müşteriye ait satış bilgilerine sahip şirketler, bu bilgileri müşterilerini analiz etmek ve onlara yönelik pazarlama faaliyetlerini yürütmek için kullanırlar (Marcus, 1998). Davranışsal segmentasyon sistemleri ise, müşteri davranışının karmaşıklığını pazarlama planlamacıları açısından daha anlaşılır hale getirmenin bir yolu olarak giderek daha önemli hale gelmektedir. Aynı şirketin iki farklı müşterisini tek boyutlu olarak ele almak pazarlama faaliyetlerinin planlanması açısından yetersiz olacaktır (Birkhead, 2001). Davranışsal segmentasyon; ürün kullanım durumları, üründen elde edilen faydalar, kullanıcının durumu, kullanım oranı, sadakat durumu, ürünlere karşı hazır olma ve tutum dahil olmak üzere kullanıcıların gerçek davranışlarına odaklanır (Hamka vd., 2014). Bu açıdan segmentasyon, çok değişkenli teknikler kullanarak çeşitli değişkenleri toplayarak ve analiz ederek pazarın anlaşılması sürecidir. Bu anlayış kullanılarak, oluşturulan grupların bazıları veya tümü için farklı sunumlar geliştirmenin kârlılığı artıracığına inanarak, pazar ayrı gruplara ayrılır. Segmentasyon pazarlamacılar için ancak farklı seçenekler arasında seçim yapmalarını sağlıyorsa; örneğin, hangi işlemlerin müşterileri çekeceğini veya elde tutacağını belirlemelerine veya hangi ek ürün veya

hizmetleri kârlı bir şekilde sunabileceklerine karar vermelerine izin veriyorsa yararlı olabilir (Hoek, Gendall ve Esslemont, 2012).

2.2. Segmentasyonun Faydaları

Yeni bir müşteri kazanmanın ve memnun olmayan bir müşteriyi geri kazanmanın, mevcut bir müşteriyi elde tutmaktan daha pahalı olduğu artık genel olarak kabul edilmektedir. Bu nedenle müşterilerin daha iyi anlaşılabilmesi ve farklılıklarının ortaya konması için müşterilere ve sergiledikleri farklılıklara odaklanmak oldukça önemlidir. Özellikle bu anlamda müşteri satın alma bilgilerinin mevcudiyeti pazarlamacıların daha zengin, daha sofistike müşteri segmentasyon şemaları geliştirmesine izin verir (Marcus, 1998). Segmentasyon kavramı, pazar yapısının anlaşılmasına ve hedef pazarların seçimine yardımcı olma kabiliyeti nedeniyle değerlidir. Açık bir segmentasyon planına sahip olmak, yöneticilerin farklı segmentteki müşterilerinin özel ihtiyaçlarını karşılamak için pazarlama programları geliştirmelerine yardımcı olmaktadır (Boejgaard ve Ellegaard, 2010). Müşterileri benzer ihtiyaçları olan gruplara bölmek ve pazarlama programlarına homojen yanıtlar almak, şirketlerin pazarlama çabalarını daha etkin bir şekilde uyarlamalarına olanak tanır. Müşteri ihtiyaçlarının daha yakından hedeflenmesi, uzun vadede rakiplerle daha az riskli karşılaşmalara ve daha memnun bir müşteri tabanına yol açabilir (Dibb, 1995). Müşteri segmentasyonu sadece memnuniyeti değil, aynı zamanda bir şirket için beklenen kârı da artırır. Müşteri segmentasyonunda uygulanan çeşitli pazarlama stratejileri müşterilerin değerini artırabilir. Şirketler müşterilerin ihtiyaçlarını karşılayarak müşterilerle uzun vadeli ilişkiler kurarlar (Dibb, 1998). Ayrıca, şirketler değerli müşterileri düşük maliyetle elde ederek ve elde tutarak gelirlerini artırabilir. Yeni müşteri potansiyellerinin kullanılması, müşteri kazanımı, mevcut müşteri potansiyellerinin geliştirilmesi ve pazarlama önlemlerinin hedeflenmesinin iyileştirilmesi müşteri segmentasyonunun ana hedefleri arasındadır (Safari, Safari ve Montazer, 2016). Segmentasyon yaklaşımı uygulayan işletmeler, kaynakları nispeten homojen gereksinimleri olan belirli müşteri gruplarına odaklayarak farklı müşteri ihtiyaçlarını karşılayabilir. Bu, kaynakların daha verimli bir şekilde uygulanmasına izin verir ve müşteri tekliflerinin dikkatle hedeflenmesini sağlar. Segmentasyon stratejisinin uygulanmasında işletmelerin ayrıntılı müşteri ve rakip analizi yapmaları

teşvik edilir. Bu analiz, işletmenin müşteri ve rakip davranışlarıyla daha uyumlu olmasını sağlar. Ayrıca bir segmentasyon yaklaşımı, belirli müşteri gruplarının pazarlama programı gereksinimlerini vurgulayarak pazarlama planlaması sürecine netlik katabilir (Dibb ve Simkin, 2001).

2.3. RFM Analizi

RFM analizi, çok uzun süredir kullanılmaktadır (Hiziroglu ve Sengul, 2012; Momtaz, Alizadeh ve Vaghefi, 2013). RFM modeli ilk olarak Arthur M.Hughes tarafından 1994 yılında belirli bir dönemde elde edilen tüm müşteri verileri içerisinde en değerli müşterilerin seçilmesi amacıyla geliştirilen bir modeldir (Chang ve Tsai, 2011; Hu, Huang ve Kao, 2013). Bu model aynı zamanda, doğrudan pazarlama sektöründeki düşük yanıt oranlarını arttırmak amacıyla belirli müşterileri hedef alan pazarlama programlarını (örneğin doğrudan posta) uygulamak ve veritabanlı pazarlama alanında müşterilerin satın alma geçmişlerine göre değerlerini ölçmede yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu tip modellerden önce şirketler pazar segmentasyonunda genellikle müşterilerin demografik profillerini kullanmaktaydılar. Bununla birlikte araştırmalar, tüketicilerin geçmişte yaptıkları satın alımların, gelecekteki satın alma davranışlarının tahmin edilmesinde demografik verilerden daha verimli olduğunu belirtmektedirler (Gupta vd., 2006; Hu, Huang ve Kao, 2013). RFM analizi, müşteri değerini ölçmekte ve müşterilerin satın alma davranışlarının zaman içinde devamlılık gösterdiğini varsaymaktadır. Başka bir deyişle RFM analizi, gelecekteki satın alma davranışlarının geçmiştekilere çok benzer olduğunu kabul eder (Zhou, Zhai ve Pantelous, 2020).

RFM analizinin temel amacı daha iyi bir bölümlenme yapabilmek için müşterilerin gelecekteki satın alma davranışlarına yönelik olarak öngörülebilir bulunabilmektir. Müşteri davranışlarının öngörülebilmesinde bu davranışların sayılarla ifade edilmesi oldukça önemlidir. Bu amaçla RFM analizinde müşteriler 5 ana gruba bölünürler. En iyi müşteriler 5 sayısı ile ifade edilirken daha düşük düzeydeki müşteriler 1 sayısı ile ifade edilir. Göreli olarak en iyi müşteriler 555 kategorisinde yer alırlar (Miglautsch, 2000). RFM modeli, insanların ne zaman ne sıklıkta ve ne kadar aldıklarını ölçer. Bununla birlikte, yüksek sıklık düzeyi daha fazla müşteri sadakati olduğunu gösterir. Bir müşterinin yüksek sıklık düzeyine sahip olması, ürünlerden

daha fazla satın alma yapacağı ve ürünleri tekrar satın alma olasılıklarının yüksek olacağı anlamına gelir (Wei, Jo-TingLin ve Wu, 2010).

RFM analizi sıklıkla müşteri yaşam süresi değerinin hesaplanmasında da kullanılmaktadır. Müşteri yaşam süresi değerinin hesaplanması müşterinin gelecekte getireceği gelir ve beklenen yaşam süresinin hesaplanmasını gerektirir. Bu hesaplanın yapılmasında üç değişkene dayanan müşterinin geçmiş satın alma davranışlarına ait verilerden yararlanır. Bu değişkenler güncellik (recency), sıklık (frequency) ve parasal (monetary) harcama değeridir (Morisada, Miwa ve Dahana, 2019) . Satın almanın güncelliği (recency) tüketicinin en son kaç gün önce alışveriş yaptığını tanımlar. Satın alma sıklığı (frequency) müşterinin ne kadar sıklıkla alışveriş yaptığını gösterir. Parasal değer (monetary) ise müşterinin belirli bir periyot içerisindeki harcadığı ortalama para miktarını gösterir (Safari, Safari ve Montazer, 2016; Zalaghi ve Abbasnejad Varzi, 2014; Chiang, 2019) .

RFM, herhangi bir bilişsel analizden daha güçlü bir davranış analizi tekniğidir. Müşteri ve müşteriye ait işlem bilgilerinin erişilebilir bir elektronik formda depolanmış olması koşuluyla, uygulanması kolay ve maliyeti düşük (Kahan, 1998) ve genellikle çok hızlı bir şekilde uygulanabilir. Ayrıca, yöneticilerin ve karar vericilerin anlayabileceği bir yöntemdir (Sarvari, Ustundag ve Takci, 2016a). RFM analizi bilişsel ve davranışsal analiz tekniklerinin bir kombinasyonunu kullanarak, elektronik olarak elde edilen bilgileri daha etkin bir şekilde kullanılması sonucu olarak üç temel fayda sağlamaktadır: (1) promosyon ve kampanyalara artan yanıt oranları; (2) sipariş başına maliyetin düşürülmesi; ve (3) daha fazla kârlılık (Kahan, 1998).

2.4. Uyum Analizi

Uyum analizi ilk kez Benzecri tarafından 1969 yılında Fransa'da geliştirilmiştir (Berthon vd., 1997). Uyum analizi (CA), kategorik değişkenler arasındaki simetrik ilişki yapısını araştırmak için kullanılan popüler bir grafik araçtır (Beh, Lombardo ve Simonetti, 2011). Çok değişkenli istatistiksel tekniklerden biri olan uyum analizi basit olarak, kategorik veriler arasındaki ilişkilerin ayrıntılı biçimde analiz edilmesi ve elde edilen sonuçların iki boyutlu bir uzayda grafiksel olarak gösterilmesini sağlayan bir teknik olarak tanımlanabilir (Çakmak, Baş ve Yıldırım, 2012). Hipotezleri test eden birçok istatistiksel tekniğin aksine CA, spesifik hipotezleri oluşturulmamış kategorik

verileri araştıran bir keşifsel veri tekniğidir (Doey ve Kurta, 2011). Yöntem, verilerdeki önemli boyutların bir uzamsal haritasını elde etmek için rutin olarak negatif olmayan bir veri tablosuna uygulanır. Yöntemin ortaya çıktığı sosyal bilim bağlamında, CA tipik olarak yanıtlayanların rastgele bir örneğine dayalı olarak iki veya daha fazla kategorik değişken arasında çapraz tablolama veya olasılık tablosuna uygulanır. Örneğin, katılımcılar eğitim seviyesi gibi demografik bir değişkene ve anket sorularına verilen yanıt kategorilerine göre çapraz sınıflandırılabilir (Greenacre, 2010). Bu uzamsal haritalar aşağıdakiler hakkında bilgi sağlar (Malhotra, Nunan ve Birks, 2017):

1. Belirli bir sütun kategorisine göre satırlar arasındaki benzerlikler ve farklılıklar,
2. Belirli bir satır kategorisine göre sütun kategorileri arasındaki benzerlikler ve farklılıklar,
3. Satırlar ve sütunlar arasındaki ilişkiler.

Uyum analizi, pazarlama araştırmacılarına katkıda bulunan çeşitli özelliklere sahiptir. Uyum analizinin sunduğu katkının önemli bir kısmı, birden fazla kategorik değişkenin eşzamanlı olarak değerlendirilmesi yoluyla verilerin çok değişkenli olarak işlenebilmesi ile ilgilidir. Uyum analizinin çok değişkenli doğası, bir dizi değişkenin karşılaştırmasında belirlenemeyen ilişkileri ortaya çıkarabilmektedir. Son olarak, uyum analizinin oldukça esnek veri gereksinimleri vardır. Uyum analizi için tek katı veri gereksinimi, negatif olmayan girişlere sahip dikdörtgen bir veri matrisidir. Böylece araştırmacı uygun verileri hızlı ve kolay bir şekilde bir araya getirebilir (Hoffman ve Franke, 1986). Uyum analizi, hızlı ve kolay veri toplanmasına izin verir. Derecelendirme ölçekleri kullanılması durumunda, katılımcıların 20 dakika veya daha uzun sürecek bir anketi doldurmaları için yalnızca bir ila iki dakikaya ihtiyaçları olacaktır. Yöntem aynı zamanda, verilerin ikili biçimde (ör. Evet/Hayır) toplanabileceği araştırma durumları için çok uygundur (Yavas ve Shemwell, 1996).

3. ARAŞTIRMA METODOLOJİSİ

Keskin rekabet ortamı nedeniyle, müşteri odaklı şirketlerin yöneticileri daha fazla müşteri çekmeye ve kârlı müşterilerle kalıcı ilişkiler geliştirmeye çalışmaktadırlar. Yöneticilerin değerli müşterileri tanımasına yardımcı olmak için bir sistem geliştirilmesi günümüzde, önemli bir unsur haline gelmiştir (Khalili-Damghani

et al., 2018). Özellikle tüm müşteri kayıtları içerisinde hangi müşterilerin daha kârlı ve değerli olduklarının belirlenmesi açısından RFM analizinin kullanılması yöneticilere karar almada önemli kolaylıklar sağlayacaktır. Bununla birlikte, günümüzdeki ürün çeşitliliği dikkate alındığında her müşteri grubunun hangi ürün ve ürün markaları ile daha fazla ilişkide olduklarının da belirlenmesi firmaların müşteri ihtiyaç ve isteklerini daha iyi karşılamalarına olanak sağlayacaktır. Bu nedenle özellikle uyum analizi yönteminden faydalanmak müşteri-ürün/marka ilişkilerinin görselleştirilmesi açısından etkili bir yöntemdir.

Araştırmanın ilk bölümünde mağaza müşterilerinin sadakat boyutları RFM analizi ile belirlenmiştir. Müşterilerin geçmiş satın alımları gelecekteki satın alım davranışlarının tahmin edilmesinde oldukça etkindir. Böylelikle şirketler, RFM aracılığı ile gelecekte hangi müşterileri ile iletişime geçmeye değer olduğunu rahatlıkla belirleyebilirler (Mohammadian ve Makhani, 2019). Veriler analiz için gerekli düzenlemelerin yapılabilmesi adına temizlenmiştir. Daha sonra veriler Python programlama dili ile RFM analizine tabii tutulmuştur. Son aşamada ise, RFM analizi ile sadakat boyutlarına göre belirlenen müşteri gruplarının makarna markası tercihleri boyutsal olarak SPSS paket program aracılığı ile uyum analizi ile incelenmiştir.

3.1. Veri

Araştırmaya konu olan veri seti yerel bir markete ait yedi mağazanın 2018 yılı müşteri alışveriş verileridir. Araştırmada kullanılan veri seti 2019 yılı Mart-Nisan dönemi bir aylık süreç içerisinde firma veri tabanından çekilmiştir. Bu nedenle etik kurul izin belgesi alınması gerekmemiştir. Bir yıllık zaman diliminde sadakat kartı kullanan 18975 müşterinin alışveriş kayıtları araştırmanın veri setini oluşturmaktadır. Verilere ait zaman dilimi 01.01.2018 – 31.12.2018'dir. RFM analizinde bu bir yıllık verilerin tamamı kullanılmıştır.

3.2. Analiz

Çalışmanın literatür kısmında da belirtildiği gibi, RFM analizi, bir müşterinin en son ne zaman satın aldığı (yenilik), müşterinin ne sıklıkta satın aldığı (sıklığı) ve müşterinin harcadığı satın alma tutarı (parasal) gibi müşteri davranışını analiz etmek için kullanılan bir pazarlama tekniğidir (Christy, Umamakeswari, Priyatharsini ve

Neyaa, 2018). RFM analizi, gelecekteki satın alma ile ilgili üç önemli değişken olan yenilik (R), frekans (F) ve parasal (M) ölçümlerine bağlıdır. İlgili hesaplamalar aşağıdaki denklemlerde gösterilmiştir (Sarvari, Ustundag ve Takci, 2016b). Aşağıda verilen formüller R, F ve M değerlerinin standartlaştırılmasını içermektedir. Standartlaştırma, verilerin [-1,1] veya [0.0, 1.0] gibi daha küçük veya ortak bir aralığa düşecek şekilde dönüştürülmesini içerir. Verileri standartlaştırmak, tüm niteliklere eşit ağırlık vermeye çalışır. Standartlaştırma, özellikle sınıflandırma algoritmalarında yoğun bir biçimde kullanılmaktadır (Han, Kamber ve Pei, 2012: 113).

$$R(C_i) = \frac{R_i - R_{Min}}{R_{Max} - R_{Min}}$$

$$F(C_i) = \frac{F_i - F_{Min}}{F_{Max} - F_{Min}}$$

$$M(C_i) = \frac{M_i - M_{Min}}{M_{Max} - M_{Min}}$$

$R(C_i)$, i. müşterinin yenilik değeri; R_i , müşterinin en son satın aldığı zamandan bu yana geçen süre; R_{Min} , bir müşterinin son satın alımından bu yana geçen minimum süre; R_{Max} , bir müşterinin son satın alınmasından bu yana geçen maksimum süre; $F(C_i)$, i. müşterinin frekans değeri; F_i , i. müşterinin satın alma sıklığı; F_{Min} , her müşterinin minimum satın alma sıklığı; F_{Max} , her müşterinin maksimum satın alma sıklığı; $M(C_i)$, müşterinin harcadığı parasal değeri; M_i , i. müşterinin harcadığı parasal değeri; M_{Min} , müşteri alımının asgari parasal değeri; ve M_{Max} , müşteri alımının maksimum parasal değeri temsil etmektedir.

RFM analizine dayalı RFM skoru ise $R+F+M$ puanlarının toplanması yoluyla elde edilmektedir. Örneğin; 555 RFM değerini elde eden bir müşterinin RFM puanı $5+5+5=15$ olarak hesaplanmaktadır (Zalaghi ve Abbasnejad Varzi, 2014).

Araştırmanın ilk kısmı olan RFM skorlarının belirlenmesinde 18975 müşteri analize tabii tutulmuş ve Python programlama dili aracılığı ile her bir müşterinin RFM değerleri belirlenmiştir. Tablo 1 müşteri RFM değerlerini göstermektedir. Daha sonra bu değerlere dayanarak müşterilere ait RFM skorları bulunmuştur. Bu skorlara dayanarak müşteriler "platin, altın, gümüş, bronz ve riskli" olarak aldıkları puanlara

göre tanımlanmışlardır. Örneğin; 555 platin müşteri grubunu (en iyi müşteriler) temsil ederken 111 RFM skoruna sahip müşteriler ise riskli grubu temsil etmektedirler. Tablo 2 RFM skorlarını ve bu skorların temsil ettikleri gruplara ait bazı örnekleri göstermektedir. En iyi müşteriler alım sıklıkları ve alışveriş miktarları en yüksek müşterilerdir.

Tablo 1. RFM Değerleri

Carikodu	Recency	Frequency	Monetary	R	F	M	RFM_GRUBU	RFM_PUANI
00001	0	39	645.46	5	2	3	523	10
00002	33	102	754.43	3	3	3	333	9
00005	6	1022	10927.26	4	5	5	455	14
00008	27	88	572.24	3	3	3	333	9
00009	1	1672	7645.39	5	5	5	555	15
00010	298	2	9.84	1	1	1	111	3
00011	3	280	3024.58	4	4	5	445	13
00012	1	613	3280.62	5	5	5	555	15
00013	72	81	506.23	2	3	3	233	8
00014	40	550	4344.25	3	5	5	355	13

Tablo 2. RFM Skorları Ve Sınıflandırma

Carikodu	Recency	Frequency	Monetary	R	F	M	RFM_GRUBU	RFM_PUANI	RFM_Sadakat_Duzeyi	
0	00001	0	39	645.46	5	2	3	523	10	Gümüs
1	00002	33	102	754.43	3	3	3	333	9	Gümüs
2	00005	6	1022	10927.26	4	5	5	455	14	Platin
3	00008	27	88	572.24	3	3	3	333	9	Gümüs
4	00009	1	1672	7645.39	5	5	5	555	15	Platin
5	00010	298	2	9.84	1	1	1	111	3	Riskli
6	00011	3	280	3024.58	4	4	5	445	13	Altın
7	00012	1	613	3280.62	5	5	5	555	15	Platin
8	00013	72	81	506.23	2	3	3	233	8	Bronz
9	00014	40	550	4344.25	3	5	5	355	13	Altın

Tablo 3. Tüm Müşteriler RFM Analizi Tanımlayıcı İstatistikleri

		Frequency	Percent	Valid Percent	Cumulative Percent
Valid	Platin	3288	17,3	17,3	17,3
	Altın	4289	22,6	22,6	39,9
	Gümüş	2616	13,8	13,8	53,7
	Bronz	3978	21,0	21,0	74,7
	Riskli	4804	25,3	25,3	100,0
	Total	18975	100,0	100,0	

Analiz sonuçları değerlendirildiğinde 18975 kartlı müşterilerden riskli ve altın grubu müşterilerinin birbirlerine oldukça yakın oranlara sahip oldukları görülmektedir.

Tablo 4. Müşteri Gruplarına Ait Harcama İstatistikleri

Segment	Ortalama	Medyan	Standart sapma
Platin	₺6.388,80	₺5.261,71	₺4.782,18
Altın	₺2.448,59	₺2.180,28	₺1.558,57
Gümüş	₺1.104,44	₺959,29	₺610,55
Bronz	₺497,54	₺444,62	₺271,84
Riskli	₺142,66	₺119,82	₺93,96

Gruplar içerisinde en yüksek harcama oranına sahip olanlar ise platin ve altın müşteri gruplarıdır.

Araştırmanın ikinci kısmında ise gruplara ayrılan müşterilerden bir yıllık süreç içerisinde makarna alan kartlı müşteriler ve aldıkları markalar, gramaj olarak büyüklük tercihleri arasındaki ilişkileri incelemek için uyum analizi yapılmıştır.

3.3. Uyum Analizi

Uyum analizi SPSS program aracılığı ile uygulanmıştır. Tablo 1 değişkenlere ait çapraz tabloyu göstermektedir.

Uyum analizinin anlaşılabilmesi için profil, kütle, ki-kare uzaklığı ve toplam inertia (toplam değişkenlik) gibi dört temel kavramın açıklanması gerekmektedir. Kütlelerin analizde belirli bir profilin öneminin ölçüsü olduğu söylenebilir. Inertia terimi benimsenir ve inertia ile varyans terimleri eşanlamlı terimler olarak kullanılır.

Toplam inertia, profil noktalarının merkez etrafındaki dağılımlarına ilişkin bir mesafe ölçümüdür (Uzgören, 2007).

Tablo 5. Değişkenlere Ait Çapraz Tablo Sonuçları

Correspondence Table								
segment	marka							Active Margin
	Ankara	Arbella	Berrak	Filiz	Mutlu	Pastavilla	Veronelli	
ALTIN	8136	5159	1772	10159	43	1697	422	27388
BRONZ	1229	818	278	1504	11	261	71	4172
GÜMÜŞ	2168	1369	505	2490	14	492	100	7138
PLATİN	13148	8153	2444	18195	48	3528	574	46090
RİSKLİ	224	143	98	312	5	73	21	876
Active Margin	24905	15642	5097	32660	121	6051	1188	85664

Tablo 5’te değişkenlere ait çapraz tablo sonuçları görülmektedir. Active margin sütunu frekans toplamlarını vermektedir. Örneğin; altın segmenti için active margin tüm markalara ait frekans toplamlarından oluşan 27388 değeridir. Tablo 6’da ise satır profillerine ait active margin değerleri verilmiştir. Örneğin altın segmenti Ankara marka makarna için active margin değeri $8136/27388=.297$ değeri olarak Tablo 6’da gösterilmiştir. Profillerin önem düzeylerini gösteren kavram ise kütle kavramıdır (Uzgören, 2007). Örneğin altın segmentinin kütle değeri $8136/27388=.297$ olarak elde edilir. Bu değer segmentler içerisinde altın segmentinin önem derecesini göstermektedir. Sütunlar için kütle değeri de benzer şekilde hesaplanmaktadır. Örneğin; Tablo 7’de görüldüğü gibi Ankara marka makarna için kütle değeri $8136/24905=.327$ olarak gösterilmiştir.

Tablo 6. Satırlara Ait Aktif Marj Değerleri

Row Profiles								
segment	marka							Active Margin
	Ankara	Arbella	Berrak	Filiz	Mutlu	Pastavilla	Veronelli	
ALTIN	,297	,188	,065	,371	,002	,062	,015	1,000
BRONZ	,295	,196	,067	,360	,003	,063	,017	1,000
GÜMÜŞ	,304	,192	,071	,349	,002	,069	,014	1,000
PLATİN	,285	,177	,053	,395	,001	,077	,012	1,000
RİSKLİ	,256	,163	,112	,356	,006	,083	,024	1,000
Mass	,291	,183	,059	,381	,001	,071	,014	

Tablo 7. Sütunlara Ait Aktif Marj Değerleri

Column Profiles								
segment	marka							
	Ankara	Arbella	Berrak	Filiz	Mutlu	Pastavilla	Veronelli	Mass
ALTIN	,327	,330	,348	,311	,355	,280	,355	,320
BRONZ	,049	,052	,055	,046	,091	,043	,060	,049
GÜMÜŞ	,087	,088	,099	,076	,116	,081	,084	,083
PLATİN	,528	,521	,479	,557	,397	,583	,483	,538
RİSKLİ	,009	,009	,019	,010	,041	,012	,018	,010
Active Margin	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	1,000	

Tablo 8, iki değişken arasındaki ilişkiyi ve bu ilişkiyi grafiksel olarak temsil eden boyutların sayısını göstermektedir. Tekil değer sütunundaki değerler, iki değişken arasındaki boyuta göre olasılık ölçümleridir. Singular value değeri boyutların en önemliden en önemsize doğru ayrılmasını sağlar. Yüksek değerler daha yüksek ilişkiyi gösterir (Greenacre, 2017). Ki kare değeri, modelin anlamlı olup olmadığını göstermektedir. Tablo 8'e göre .05 alfa ve 299.888 ki-kare değeri ile .000 düzeyinde oldukça anlamlıdır (Doey ve Kurta, 2011) ve iki boyut birbirleri ile ilişkilidir (Magalios, Kosmas, Tsakiris ve Theocharous, 2019). Inertia terimi uyum analizinde varyans yerine kullanılmaktadır (Alpar, 2013:372). Buna göre Varyans oranı sütununda birinci boyutun toplam varyansın %77,5'ini ikinci boyutun ise %17,3'ünü açıkladığını göstermektedir. İlk iki boyut toplam inertianın %94,8'ini açıklamaktadır. Uyum analizinde kaç boyutun kullanılacağına karar verirken bu oranlar kullanılmaktadır (Faruk, 2016).

Tablo 8. Özet Tablo

Summary								
Dimension	Singular Value	Inertia	Chi Square	Sig.	Proportion of Inertia		Value	
					Accounted for	Cumulative	Standard Deviation	Correlation 2
1	,052	,003			,775	,775	,004	,111
2	,025	,001			,173	,948	,004	
3	,012	,000			,041	,989		
4	,006	,000			,011	1,000		
Total		,004	299,888	,000 ^a	1,000	1,000		

a. 24 degrees of freedom

Tablo 9 ve 10'da noktaların boyutlara katkısını gösterilmektedir. Bu tablolarda birinci boyuttaki varyansın açıklama yüzdesinin segmentlere ve markalara göre dağılımı gösterilmektedir. Birinci boyuttaki varyansı altın segmenti tarafından %23

oranı ile açıklanmaktadır (Faruk, 2016). Sütun boyutunda ise Berrak markası %39 ile ilk boyuta yüklenmektedir.

Tablo 9. Segmentlerin Boyutlara Katkısı

Overview Row Points ^a									
segment	Mass	Dimension		Inertia	Contribution				
		1	2		Inertia of		Inertia of Point		Total
					1	2	1	2	
ALTIN	,320	-,194	,102	,001	,230	,136	,846	,111	,957
BRONZ	,049	-,310	,036	,000	,090	,003	,876	,006	,881
GÜMÜŞ	,083	-,305	-,013	,001	,149	,001	,785	,001	,786
PLATİN	,538	,204	-,035	,001	,430	,027	,986	,014	1,000
RİSKLİ	,010	-,717	-1,416	,001	,101	,834	,349	,643	,991
Active Total	1,000			,004	1,000	1,000			

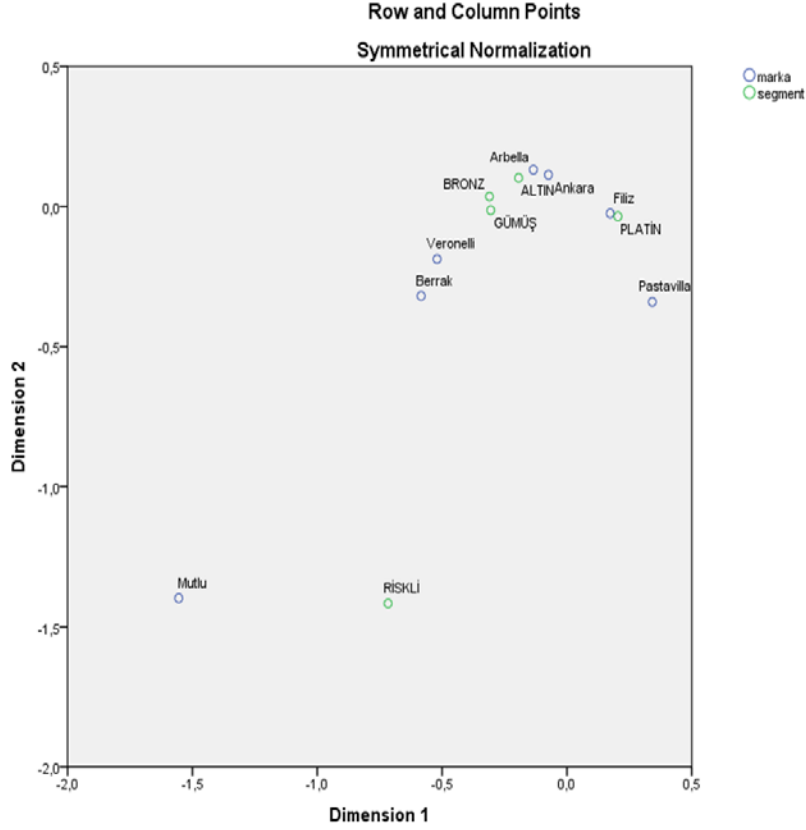
a. Symmetrical normalization

Tablo 10: Markaların Boyutlara Etkisi

Overview Column Points ^a									
marka	Mass	Dimension		Inertia	Contribution				
		1	2		Inertia of		Inertia of Point		Total
					1	2	1	2	
Ankara	,291	-,074	,113	,000	,031	,152	,431	,474	,905
Arbella	,183	-,134	,131	,000	,063	,128	,656	,296	,952
Berrak	,059	-,584	-,319	,001	,390	,246	,871	,122	,993
Filiz	,381	,173	-,024	,001	,220	,009	,921	,009	,930
Mutlu	,001	-1,555	-1,397	,000	,066	,112	,682	,260	,941
Pastavilla	,071	,342	-,340	,001	,159	,333	,634	,296	,931
Veronelli	,014	-,520	-,188	,000	,072	,020	,806	,050	,856
Active Total	1,000			,004	1,000	1,000			

a. Symmetrical normalization

Analizin son kısmı müşteri segmentleri ve makarna markaları arasındaki ilişkinin Şekil 1’de sunulan grafiksel gösterimidir. Bu grafikte müşteri segmenti kategorisi (sıra) ile makarna markaları (sütun) arasındaki korelasyon, grafik üzerindeki profil noktalarının yakınlığına göre değerlendirilebilir. Aralarında kısa uzaklığa sahip müşteri segmenti ve makarna markası arasındaki ilişki daha fazladır.



Şekil 1. Müşteri Segmentlerinin Marka Tercihlerinin İki Boyutlu Grafiği

Şekil 1’de görüldüğü gibi; altın müşteri segmenti Ankara ve Arbella markaları ile daha fazla ilişkili iken, platin segmentindeki müşteriler Filiz ve Pastavilla markaları ile yakın ilişki içerisindedir. Gümüş ve bronz segmentleri ise Ankara, Arbella, Veronelli markalarıyla yakın ilişkiindedirler. Ancak, gümüş ve bronz segmentinin Ankara ve Arbella markası ile olan korelasyonları altın segmentinin bu markalarla olan korelasyonundan daha düşüktür. Berrak markasını da gümüş segmenti ile ilişkilendirmek mümkündür. Son olarak riskli segment Mutlu markasına en yakın uzaklığa sahip olan segmenttir, ancak diğer markalarla arasındaki ilişkinin boyutu yok denecek kadar azdır.

4. SONUÇ

Günümüz perakende sektöründe rekabet gittikçe artmaktadır. Perakendecilerin bu rekabet ortamında hem ayakta kalabilmeleri hem de kârlılıklarını arttırabilmelerinin yolu sahip oldukları müşteri kitlelerini iyi tanımalarıdır. Müşteri kitlelerinin kim olduklarının net bir biçimde belirlenebilmesi ise doğru segmentasyon stratejilerinin uygulanması ile sağlanabilir; ancak müşterilerin sadece demografik

faktörlere göre segmentleri ayrılması günümüzde yeterli olmamaktadır. Bu nedenle perakende işletmelerin kolaylıkla uygulayabilecekleri RFM analizi gibi tekniklere ihtiyaçları vardır. Yüksek düzeyde eğitilmiş uzmanlara duyulan ihtiyaç ve yazılım maliyetleri nedeniyle istatistiksel modellemenin RFM yaklaşımından daha maliyetli olabileceği düşünüldüğünde, RFM ucuz ve genellikle güvenilir bir araç olarak düşünülebilir (Zabkowski, 2016). Perakende işletmelerin sahip oldukları müşteri veri tabanlarındaki verilerin segmentasyon çabalarında kullanılması ve bu verilerin RFM analizi teknikleri ile anlamlı hale getirilmesi müşteri segmentasyonunun daha net ve sağlıklı bir biçimde yapılmasına olanak sağlayacaktır. RFM analiz sayesinde müşteriler ne sıklıkla satın aldıklarına, en son ne zaman mağazayı ziyaret ettiklerine ve ne kadar harcama yaptıklarına bakılarak segmente edilebilmekte ve bu segmentlere uygun isimler verilebilmektedir. Bu sayede müşterilere uygulanacak tutundurma çabaları da daha etkin bir hale gelecektir. Ancak, müşterilerin sadece belirli segmentlere ayrılması tam olarak yeterli olmayacaktır. Belirlenen segmentlerin hangi ürünleri ve bu ürünlerden hangi markaları tercih etmektedirler sorusunun da yanıtlanması perakende işletmeler açısından özellikle ürün çeşitliliğine karar vermede önemli bir faktördür. Bu nedenle çalışmamızda olduğu gibi, RFM ve uyum analizinin birlikte kullanılması etkin bir müşteri-ürün-marka eşleşmesi yapılmasına olanak tanıyabilir.

Çalışmanın en önemli kısıtı sadece tek bir yıla ait verilerin kullanılmasıdır. İleriye yönelik çalışmalarda birbirini izleyen yıllara ait veriler üzerinden analizler yapılarak müşterilerdeki değişimler gözlemlenebilir.

Bu çalışma satış verilerini iki farklı analiz türü ile birleştirilerek perakende firmalar açısından müşteri segmentasyonunun nasıl yapılabileceğini göstermektedir. Çalışmada kullanılan veriler müşteri sadakat kartlarını içermektedir. Çalışma, sadece müşteri sadakat kartlarına dayalı olarak yapılacak müşteri segmentasyon kararlarının yanlış sonuçlar doğurabileceğini ve bilimsel analizlere dayanarak müşteri segmentasyonu yapılmasının firma yöneticilerine daha ayrıntılı bilgiler sağlayabileceği konusunda da katkı sunmaktadır.

KAYNAKÇA

- Alpar, R. (2013). *Uygulamalı Çok Değişkenli İstatiksel Yöntemler (Dördüncü B)*. Ankara: Detay Yayıncılık.
- Beane, T. P., Ennis, D. M., & Morris, P. (1987). Market Segmentation: A Review. In *European Journal of Marketing* (Vol. 21).
- Beh, E. J., Lombardo, R., & Simonetti, B. (2011). A European perception of food using two methods of correspondence analysis. *Food Quality and Preference*, 22(2), 226-231.
- Berthon, P., Pitt, L., Berthon, J. P., Crowther, C., Bruwer, L., Lyall, P., & Money, A. (1997). Mapping the marketspace: Evaluating industry web sites using correspondence analysis. *Journal of Strategic Marketing*, 5(4), 233-242.
- Birkhead, B. (2001). Behavioural segmentation systems: A perspective. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 8(2), 105-112.
- Bock, T., & Uncles, M. (2002). A taxonomy of differences between consumers for market segmentation. *International Journal of Research in Marketing*, 19(3), 215-224.
- Boejegaard, J., & Ellegaard, C. (2010). Unfolding implementation in industrial market segmentation. *Industrial Marketing Management*, 39(8), 1291-1299.
- Çakmak, Z., Baş, M., & Yıldırım, E. (2012). Gri İlişkisel Analiz ve Uyum Analizi ile Birleştirmede Karşılaşılan Üretim Hatalarının İncelenmesi. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 17(1), 123-142.
- Chang, H. C., & Tsai, H. P. (2011). Group RFM analysis as a novel framework to discover better customer consumption behavior. *Expert Systems with Applications*, 38(12), 14499-14513.
- Chiang, W. Y. (2019). Establishing high value markets for data-driven customer relationship management systems: An empirical case study. *Kybernetes*, 48(3), 650-662.
- Christy, A. J., Umamakeswari, A., Priyatharsini, L., & Neyaa, A. (2018). RFM ranking - An effective approach to customer segmentation. *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*.
- Danneels, E. (1996). Market segmentation: normative model versus business reality. *European Journal of Marketing*, 30(6), 36-51.
- Dias, J. G., & Vermunt, J. K. (2007). Latent class modeling of website users' search patterns: Implications for online market segmentation. *Journal of Retailing and Consumer Services*, 14(6), 359-368.
- Dibb, S. (1995). Developing a decision tool for identifying operational and attractive segments. *Journal of Strategic Marketing*, 3(3), 189-203.
- Dibb, S. (1998). Market segmentation: Strategies for success. *Marketing Intelligence & Planning*, 16(7), 394-406.

- Dibb, S., & Simkin, L. (2001). Market Segmentation: Diagnosing and Treating the Barriers. *Industrial Marketing Management*, 30(8), 609–625.
- Dibb, S., Stern, P., & Wensley, R. (2002). Marketing knowledge and the value of segmentation. *Marketing Intelligence & Planning*, 20(2), 113–119.
- Doey, L., & Kurta, J. (2011). Correspondence Analysis applied to psychological research. *Tutorials in Quantitative Methods for Psychology*, 7(1), 5–14.
- Dursun, A., & Caber, M. (2016). Using data mining techniques for profiling profitable hotel customers: An application of RFM analysis. *Tourism Management Perspectives*, 18, 153–160.
- Faruk, A. (2016). Uyum Analizi (Correspondence Analysis). *YBS Ansiklopedi*, 3(1), 1–20.
- Gary, A., Adam, S., Denize, S., Volkov, M., & Kotler, P. (2018). *Principles of Marketing* (7th ed.). Melbourne: Peason Australia Group Pty Ltd.
- Goyat, S. (2011). The basis of market segmentation : a critical review of literature. *European Journal of Business and Management*, 3(9), 45–55.
- Greenacre, M. (2010). Correspondence analysis of raw data. *Ecology*, 91(4), 958–963.
- Greenacre, M. (2017). *Correspondence Analysis in Practice* (Third Edition). New York: Chapman & Hall_CRC.
- Griva, A., Bardaki, C., Pramadari, K., & Papakiriakopoulos, D. (2018). Retail business analytics: Customer visit segmentation using market basket data. *Expert Systems with Applications*, 100, 1–16.
- Gupta, S., Hanssens, D., Hardie, B., Kahn, W., Kumar, V., Lin, N., Sriram, S. (2006). Modeling customer lifetime value. *Journal of Service Research*, 9(2), 139–155.
- Han, J., Kamber, M., Pei, J. (2012). *Data Mining : Concepts and Techniques* (Third Edition). Waltham: Morgan Kaufmann Publishers
- Hamka, F., Bouwman, H., De Reuver, M., & Kroesen, M. (2014). Mobile customer segmentation based on smartphone measurement. *Telematics and Informatics*, 31(2), 220–227.
- Hiziroglu, A., & Sengul, S. (2012). Investigating Two Customer Lifetime Value Models from Segmentation Perspective. *Procedia - Social and Behavioral Sciences*, 62, 766–774.
- Hoek, J., Gendall, P., & Esslemont, D. (2012). Market segmentation: Asearch for the Holy Grail? *Asia-Australia Marketing Journal*, 1(1), 41–46.
- Hoffman, D. L., & Franke, G. R. (1986). Correspondence Analysis: Graphical Representation of Categorical Data in Marketing Research. *Journal of Marketing Research*, 23(3), 213.
- Hosseini, M., & Shabani, M. (2015). New approach to customer segmentation based on changes in customer value. *Journal of Marketing Analytics*, 3(3), 110–121.

- Hu, Y. H., Huang, T. C. K., & Kao, Y. H. (2013). Knowledge discovery of weighted RFM sequential patterns from customer sequence databases. *Journal of Systems and Software*, 86(3), 779–788.
- Kahan, R. (1998). Using database marketing techniques to enhance your one-to-one marketing initiatives. *Journal of Consumer Marketing*, 15(5), 491–493.
- Kara, A., & Kaynak, E. (1997). Markets of a single customer: exploiting conceptual developments in market segmentation. *European Journal of Marketing*, 31(11/12), 873–895.
- Khalili-Damghani, K., Abdi, F., & Abolmakarem, S. (2018). Hybrid soft computing approach based on clustering, rule mining, and decision tree analysis for customer segmentation problem: Real case of customer-centric industries. *Applied Soft Computing Journal*, 73, 816–828.
- Liu, J., Liao, X., Huang, W., & Liao, X. (2019). Market segmentation: A multiple criteria approach combining preference analysis and segmentation decision. *Omega (United Kingdom)*, 83, 1–13.
- Magalios, P., Kosmas, P. C., Tsakiris, A., & Theocharous, A. L. (2019). Sensory evaluation of wine through correspondence analysis: a theoretical and empirical rationale. *Journal of Wine Research*, 30(1), 62–77.
- Malhotra, N. K., Nunan, D., & Birks, D. (2017). Marketing Research An Applied Approach. In *The Marketing Book: Seventh Edition* (5th ed.).
- Marcus, C. (1998). A practical yet meaningful approach to customer segmentation. *Journal of Consumer Marketing*, 15(5), 494–504.
- Miglautsch, J. R. (2000). Thoughts on RFM scoring. *Journal of Database Marketing & Customer Strategy Management*, 8(1), 67–72.
- Mohammadian, M., & Makhani, I. (2019). RFM-Based customer segmentation as an elaborative analytical tool for enriching the creation of sales and trade marketing strategies. *International Academic Journal of Accounting and Financial Management*, 06(01), 102–116.
- Momtaz, N. J., Alizadeh, S., & Vaghefi, M. S. (2013). A new model for assessment fast food customer behavior case study: An Iranian fast-food restaurant. *British Food Journal*, 115(4), 601–613.
- Morisada, M., Miwa, Y., & Dahana, W. D. (2019). Identifying valuable customer segments in online fashion markets: An implication for customer tier programs. *Electronic Commerce Research and Applications*, 33(100822), 1–11.
- Paker, N., & Vural, C. A. (2016). Customer segmentation for marinas: Evaluating marinas as destinations. *Tourism Management*, 56, 156–171.
- Palmatier, R., & Sridhar, S. (2017). *Marketing strategy : Based on First Principles and Data Analytics* (First).
- Peker, S., Kocyigit, A., & Eren, P. E. (2017). LRFMP model for customer segmentation in the grocery retail industry: a case study. *Marketing Intelligence and Planning*, 35(4), 544–559.
- Safari, F., Safari, N., & Montazer, G. A. (2016). Customer lifetime value determination based on RFM

model. *Marketing Intelligence and Planning*, 34(4), 446-461.

Sarvari, P. A., Ustundag, A., & Takci, H. (2016a). Performance evaluation of different customer segmentation approaches based on RFM and demographics analysis. *Kybernetes*, 45(7), 1129-1157.

Sarvari, P. A., Ustundag, A., & Takci, H. (2016b). Performance evaluation of different customer segmentation approaches based on RFM and demographics analysis. *Kybernetes*, 45(7), 1129-1157.

Silva, J., Varela, N., Borrero López, L. A., & Rojas Millán, R. H. (2019). Association Rules Extraction for Customer Segmentation in the SMEs Sector Using the Apriori Algorithm. *Procedia Computer Science*, 151, 1207-1212.

Smith, W. (1956). Product Differentiation and Market Segmentation as Alternative Marketing Strategies. *American Marketing Association*, 21(1), 3-8.

Tsao, Y. C., Raj, P. V. R. P., & Yu, V. (2019). Product substitution in different weights and brands considering customer segmentation and panic buying behavior. *Industrial Marketing Management*, 77, 209-220.

Uzgören, N. (2007). Uyum analizinin teorik esasları ve regresyon analizi ile benzerliğinin grafiksel boyutta karşılaştırılması. *Dumlupınar Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi*, (18), 1-20.

Wang, B., Miao, Y., Zhao, H., Jin, J., & Chen, Y. (2016). A biclustering-based method for market segmentation using customer pain points. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 47, 101-109.

Wedel, M., & Kamakura, W. A. (2000). *MARKET SEGMENTATION Conceptual and Methodological Foundations* (Second).

Wei, Jo-TingLin, S.-Y., & Wu, H.-H. (2010). A review of the application of RFM model. *African Journal of Business Management*, 4(19), 4199-4206.

Wind, Y., & Cardozo, R. (1974). Industrial Market Segmentation. *Industrial Marketing Management*, 3, 153-166.

Yavas, U., & Shemwell, D. J. (1996). Bank image: Exposition and illustration of correspondence analysis. *International Journal of Bank Marketing*, 14(1), 15-21.

Zabkowski, T. S. (2016). RFM approach for telecom insolvency modeling. *Kybernetes*, 45(5), 815-827.

Zalaghi, Z., & Abbasnejad Varzi, Y. (2014). Measuring customer loyalty using an extended RFM and clustering technique. *Management Science Letters*, 4(5), 905-912.

Zhou, J., Zhai, L., & Pantelous, A. A. (2020). Market segmentation using high-dimensional sparse consumers data. *Expert Systems with Applications*, 145, 1-17.