

ÖZ-DÜZENLEMELİ HARİTA AĞLARI İLE K-ORTALAMA KÜMELEME ANALİZİNİN KARŞILAŞTIRILMASI: TÜKETİCİ PROFİLLEME ÖRNEĞİ

Hüseyin INCE^{1*}, Salih Zeki IMAMOĞLU², Halit KESKİN³

^{1,2,3} Gebze Institute of Technology, School of Business Administration, Turkey

¹h.ince@gyte.edu.tr; ²imamoglu@gyte.edu.tr; ³keskin@gyte.edu.tr

(Geliş/Received: 14.01.2013; Kabul/Accepted: 26.09.2013)

ÖZET

Alışveriş ortamlarında artan rekabet nedeniyle tüketici profillemeye, perakendeciler ve yöneticiler için kritik hale gelmiştir. Ancak araştırmacılar, tüketici profillemeyi alışveriş motivasyonları, alışveriş değerleri veya tüketicilerin karar verme stilleri bazında ayrı ayrı ve çoğunlukla K-ortalama kümeleme yöntemini kullanarak araştırmışlardır. Bu anlamda, tüketicilerin alışveriş motivasyon ve değerlerini ve karar verme stillerini K-ortalama kümeleme yönteminin kısıtlarının üstesinden gelen yeni bir kümeleme yöntemi kullanarak araştıran bir çalışmanın literatürde önemi büyüktür. Bu çalışmada, tüketicilerin alışveriş motivasyon ve değerleri ile birlikte karar verme stillerine dayalı profilini çıkarmak için Öz-düzenlemeli Harita Ağları olarak adlandırılan yapay zeka tabanlı bir teknik kullanılmıştır. Elde edilen sonuçlar, Öz-düzenlemeli Harita Ağlarının K-ortalama yöntemine göre daha iyi olduğunu göstermektedir. Bu araştırma, küme üyeleri arasındaki benzerlik ve farklılıkları incelemek amacıyla demografik ve etnik grup üyelikleri temelinde tüketici profillerini oluşturur.

Anahtar Kelimeler: Kümeleme, öz-düzenlemeli harita ağları, tüketici profillemeye, alışveriş motivasyonları, tüketici karar verme stilleri.

COMPARING SELF ORGANIZING MAPS WITH K-MEANS CLUSTERING: AN APPLICATION TO CUSTOMER PROFILING

ABSTRACT

Due to the increasing competitiveness in shopping environments, profiling consumers becomes critical for retailers and their managers. However, researchers investigated the consumer profiling based on either the shopping motivations, or the shopping values, or the consumers' decision making styles separately mostly by using K-means clustering method in the literature. In this sense, a research investigating the shopping motivations and values, and consumers' decision making styles together with a new clustering method, which overcomes the limitations of the K-means clustering method, is warranted in the literature. In this study, we used an Artificial Intelligence based technique, called Self Organizing Map (SOM), to profile consumers based upon their shopping motivations and values, and decision making styles. Our results also demonstrated that SOM's total within cluster variance is smaller than K-means's, indicating that SOM clustering is better than the K-means when the sample is non-normally distributed. The paper profiles clusters on demographics and ethnic group membership to examine similarities and differences among cluster members.

Keywords: Clustering, self organizing map, consumer profiling, shopping motivations, decision making styles

1. GİRİŞ (INTRODUCTION)

Müşteri davranışlarını anlamak, perakende sektörü için başarının anahtarlarından biridir. Örneğin;

yöneticiler, müşterileri ile uzun vadeli ilişkiler kurma ve uygun pazarlama stratejileri geliştirmede hangi tüketici için hangi perakende niteliklerinin önemli olduğunu bilmek zorundadır. Bu bağlamda, birçok

araştırmacı; i-) kendi karar verme stillerine dayalı müşteri profili geliştirilmesi üzerinde durmuş, ii-) tüketici profilleri oluşturmak için alışveriş motivasyonlarını incelemiş, ve iii-) algılanan kişisel alışveriş değerlerine göre tüketici profili oluşturmak için incelemeler yapmışlardır [1-5].

Metodolojik açıdan değerlendirildiğinde; birçok araştırmacı, alışveriş motivasyonlarına dayanarak tüketici profillerini veya tipolojilerini belirlemek için K-ortalama kümeleme tekniklerini kullanmışlardır [2,3]. K-ortalama kümeleme analizi veri setine fazlasıyla bağlıdır ve eksik verilerle kullanılması sağlıklı değildir [6]. Bu nedenle, Yapay Zekâ (YZ) kümeleme teknikleri gibi yeni yaklaşımların kümeleme analizinde tüketici profillerini araştırmak için kullanılması gerekmektedir. Öz-düzenlemeli harita ağları (Self Organizing Map-SOM) gibi yapay zeka teknikleri, tüketici profillemeye çerçevesinde; Mostafa [7], Kiang ve diğerleri [8], Kim ve Ahn [9], Vellido ve diğerleri [10] tarafından incelenmiştir. SOM sunum açısından; veri noktalarını sadece kümelendirmeyip, aynı zamanda iki boyutlu bir uzayda kümeler arasında ilişki kurması bakımından K-ortalama kümeleme tekniğinden daha karmaşıktır [11]. Aynı zamanda SOM, i-) hız ve çözüm kalitesi açısından geleneksel veri azaltma ve kümeleme tekniklerinden daha iyi bir performans ortaya koyabilir, ii-) çok büyük veri kümeleri ile çalışabilir ve iii-) örneklemin dağılımı ile ilgili bir varsayma ihtiyaç duymaz [12].

Örnekleme açısından bakıldığında; ampirik araştırmaların çoğu gelişmiş ülkeler üzerinde yapılmış ve tüketici stilleri/profilleri bakımından incelemiştir [4]. Ancak, araştırmacıların aynı zamanda gelişmekte olan ülkelerin tüketici profillerini de araştırmaları gerekir. Bu makale, gelişmekte olan ülkelerin (yani Türkiye) tüketici profili bilgimizi zenginleştirecektir.

Bu araştırmada, tüketici profillemeye için yeni bir kümeleme algoritması önerildiğinden K-ortalama kümeleme tekniği ile SOM kümeleme tekniğinin sonuçları da karşılaştırılmıştır. Literatürde farklı kümeleme analizi yöntemlerinin karşılaştırıldığı çalışmalar mevcuttur. Örneğin Huang, Tzeng ve Ong [13]; destek vektör kümeleme, SOM ve k-ortalama tekniklerini bir içecek firmasının pazar ayrıştırması için kullanmışlar ve performanslarını değerlendirmişlerdir. Sonuçta, destek vektör kümeleme yönteminin diğer tekniklere göre daha iyi sonuç verdiğini görmüşlerdir. Başka bir çalışmada SOM ve k-ortalama yönteminin de bulunduğu beş kümeleme tekniği karşılaştırılmış ve bulanık SOM yönteminin diğerlerinden daha iyi olduğu belirlenmiştir [14]. Delibasis ve diğerleri [15] görüntü bölütlemeye en iyi kümeleme analizi yöntemini belirlemek için k-ortalama, SOM ve diğer tekniklerin performanslarını karşılaştırmış ve k-ortalama yönteminin diğer yöntemlerden daha iyi sonuç

verdiğini göstermişlerdir. Ayrıca web portalları için elde edilmiş verilerin sınıflandırılmasında kullanılacak en uygun yöntemi belirlemek için SOM ve k-ortalama yöntemlerinde bulunduğu çeşitli kümeleme analizi yöntemleri karşılaştırılmış ve sonuç olarak SOM yönteminin daha iyi sonuçlar verdiğini bilgisine ulaşılmıştır [16]. Başka bir karşılaştırma analizinde ise Kiang ve Fisher [6], ABD'deki işletme yüksek lisans eğitimi veren okulları sınıflandırmak için k-ortalama ve SOM yöntemlerini kullanmışlar ve her iki yöntemin benzer sonuçlar verdiğini bilgisine ulaşılmıştır.

Bu nedenle, bu çalışmanın amacı, bir YZ kümeleme tekniği olan SOM ile yakın doğu kültürünü temsil eden Türkiye'nin tüketici profilini anlamak ve tüketici davranışları literatürünü zenginleştirmektir. Ayrıca, bu çalışma tüketicilerin alışveriş nedenlerini daha iyi anlamak için daha önce bahsedilen üç perspektifi de birleştirmektedir.

2. TÜKETİCİ PROFİLİ VE ÖZ-DÜZENLEMELİ HARİTA (CONSUMER PROFILING AND SELF ORGANIZING MAP)

Tüketici profillemeye terimini, pazarlama faaliyetlerini tüketici segmentlerine odaklamak amacıyla farklı tüketici gruplarının belirlenmesi olarak ifade etmektedir. Literatürdeki tüketici profillemeye araştırmaları; alışveriş motivasyonu, alışveriş değeri ve tüketici karar verme stilleri olmak üzere üç farklı, ancak birbiriyle ilişkili unsurlara bağlıdır [4].

2.1. Alışveriş Motivasyonu (Shopping Motivation)

Tüketici davranışları arkasındaki motivasyon, bir çok araştırmacı tarafından incelenmiştir [2,4]. Alışveriş kapsamında motivasyon, tüketicileri alışveriş yapmaya yönelten güç olarak tarif edilebilir. Tüketicilerin kişisel ve toplumsal güdüler olmak üzere iki tür psikososyal ihtiyaçlar tarafından motive edildiğini ortaya konulmuştur. Kişisel güdüler; rol yapma, eğlence, kişisel tatmin, yeni trendler hakkında bilgi edinme ve fiziksel aktiviteleri içerir. Toplumsal güdüler ise; sosyal deneyimler, başkaları ile iletişim, akran grubu ile etkinlikler, statü ve yetki, ve pazarlık zevki gibi ihtiyaçları içerir. Bu sınıflandırma; memnuniyet, duygu, estetik, duygu ve haz gibi faktörler de dâhil edilerek genişletilmiştir. Bu ve diğer çalışmalara dayanarak, literatürde alışveriş güdülerinin hem hazcı hem de faydacı değerden oluşan; irade rolü, müzakere, seçim optimizasyonu, yakın ilişki, güç/otorite ve stimülasyon gibi elemanlar olarak sınıflandırılabilir [3-5].

2.2. Alışveriş Değeri (Shopping Value)

Alışveriş değerinin alışveriş sürecinin bir sonucu olduğu ileri sürülmüştür. Alışveriş değeri, faydacı ve hazcı olmak üzere iki farklı boyuttan oluşmaktadır

[3]. Faydacı değer, alışveriş deneyimi ile ilişkili görev odaklı bir bakış açısını yansıtır [8]. Faydacı değer, gereken ürün elde edildiğinde algılanır ve ürünün daha zahmetsiz bir şekilde elde edilmesiyle artar [5]. Diğer taraftan hazcı değer, alışveriş deneyimi ile ilişkili kişisel tatmin ve kendini ifadeyi yansıtır. Özellikle, alışveriş deneyiminin hazcı yönleri; alışverişin eğlence potansiyelini ve duygusal değerini yansıtır ve artan uyarılma ve katılım, algılanan özgürlük, hayal kurma ve gerçeklerden kaçma hislerini içerebilir [3,5]. Aynı zamanda, araştırmaların faydacı ve hazcı alışveriş değerlerinin birbirinden çok ayrı olmadığını göstermesi dikkat çekmektedir. Babin'e [5] göre bir alışveriş deneyimi, tüketiciler için hem faydacı (örneğin, fonksiyonel fayda ve somut sonuçları) hem de hazcı (öznel deneyimler ve duygusal değer) bir değer üretebilir. Örneğin, bir tüketici herhangi bir alışveriş deneyiminden her iki değerden de belli bir düzeyde elde edebilir ve her birinin düzeyi bir deneyimden diğerine farklılık gösterebilir.

2.3. Tüketici Karar Verme Stilleri (Consumer' Decision Making Styles)

Tüketicinin karar verme stili, seçim yapma esnasında tüketicinin yaklaşımının zihinsel yönünü ifade eder [17]. Araştırmalar, tüketici karar verme tarzının üç yaklaşım (tüketici profili, psikografikler/yaşam tarzları ve tüketici özellikleri) tarafından özetlenebileceğini gösterir [17]. Sproles [18] tarafından önerilen; tüketicilerin karar verme esnasındaki zihinsel eğilimine değinen tüketici karakteristikleri yaklaşımı, gelecek vadeden yaklaşımlardan biridir. Yaptığı araştırmada Sproles [18], zihinsel eğilim ile ilgili 50 öge belirlemiştir. Tüketici Stili Envanterine dayalı olarak tüketicinin karar vermedeki sekiz temel özelliğini tespit etmiştir. Bunlar, marka bilinci, değer bilinci, yenilik ve moda bilinci, eğlence odaklı (hazcı) alışveriş bilinci, dürtüsellik, marka, mağaza ve tüketici bilgileri seçimindeki karışıklık, marka sadakati eğilimi ve mükemmeliyetçilik veya yüksek kalite bilincidir.

2.4. Öz-düzenlemeli Harita (Self Organizing Map)

K-ortalama tekniğinden daha sofistike ve yapay sinir ağı tabanlı bir kümeleme tekniği olan öz-düzenlemeli harita (SOM), ticaretten mühendisliğe kadar geniş bir uygulama yelpazesi içinde önemli ölçüde ilgi görmüştür [11,12, 19, 20]. Alpdoğan ve Bilge [12], ve Demirhan ve Güler'e [11] göre, SOM yöntemi; veri noktalarını gruplar halinde kümeler ve iki boyutlu bir uzayda kümeler arasındaki ilişkiyi gösterir. SOM ağı, veriyi bir veya üç boyutlu uzayda da gösterebilir. SOM ağı, giriş ve çıkış katmanları olmak üzere, iki nöron katmanından oluşur. Giriş katmanı tamamen çıkış katmanına bağlanmıştır. SOM ağının çekirdeği olan çıkış katmanı, iki boyutlu harita kullanarak seyrek veri temsilini baskılaması ve yoğun

veri yayılımını sağlaması açısından biyolojik sistemlere benzer bir şekilde çalışır. Bunu, çıkış katmanının farklı alt alanlarını farklı bilgi kategorilerine atayarak yapılabilir. Sonuç olarak, bir ağ içerisinde işleme elemanının konumu giriş verileri kümesinde belli bir karakteristik özelliğe atanmış olur [8]. Ağ, çıkış katmanındaki düğümler için rastgele seçilmiş ağırlıklar ile başlayarak birçok eğitim döngüsünden geçer ve bir öz-düzenleme sürecine tabi olur. Her döngü boyunca, her bir giriş vektörü buna karşılık olarak kabul edilir ve kazanan düğüm minimum uzaklığı veren denklem 1 ile bulunur.

$$\|x_v - w_i\| = \min \|x_v - w_i\|, \quad i = 1, 2, \dots, N, \quad (1)$$

Denklem 1'deki $\|\cdot\|$ sembolü vektörler arasındaki mesafeyi ölçmekte yaygın olarak kullanılan Öklid uzaklığını gösterir. Kazanan düğümün ağırlık vektörleri ve komşu düğümlerin ağırlık vektörü denklem 2 kullanılarak güncellenir.

$$\Delta w = \alpha(x_v - w_i^{old}), \quad \text{for } i \in N_r, \quad (2)$$

Denklem 2'deki x_v giriş vektörü, α öğrenme katsayısı ve N_r r'nin komşusu olan tüm düğümlerin kümesini temsil etmektedir. SOM kümeleme süreci aşağıdaki gibi işler [9, 12]:

Adım1: Ağırlıklar rastgele küçük sayılar (0-1 arası) seçilerek başlanır.

Adım2: x_v giriş örneği SOM ağına konular ve ağırlık vektörleri w_j uzaklıkları ile giriş örneği x_v arasındaki mesafe hesaplanır. Sonrasında (1) denklemindeki gibi, x_i ile arasındaki mesafe en kısa olan nöron seçilir. Bu seçilen nörona 'kazanan' nod denir.

Adım3: α ' yı öğrenme katsayısı varsayarak kazanan nodun ve komşuluğundaki nodların ağırlıkları aşağıdaki denklem kullanılarak güncellenir.

$$w_j^{new} = w_j + \alpha(x_v - w_j^{old}), \quad \text{for } j \in N_r, \quad (2)$$

Adım4: Durma kriteri sağlanıncaya kadar Adım2 ve Adım3 tekrarlanır.

Sezgisel olarak, kazanan düğüme yakın olan çıktı düğümleri daha fazla güncelleştirme alır ve zaman içinde güncelleme miktarı ve kapsamında düşüş gerçekleşir ve harita düğümlerinin bağlantı ağırlıkları stabilize olma eğilimi gösterir. Komşuluk mesafesi (r) değişebilir ve genellikle eğitim ilerledikçe azalır [12]. Burada, SOM ağının temel dayanağı açıklanmıştır. Literatürde, SOM' un çeşitli varyasyonları da bulunabilir [8, 11].

3. ANALİZLER VE SONUÇLAR (ANALYSIS AND RESULTS)

3.1. Ölçüm ve Örneklem (Measures and Sampling)

Alışveriş motivasyonlarını temsil eden sorular Arnolds ve Reynolds [3], Babin ve diğerleri [5], Reynolds ve diğerleri [21], Rohm ve Swaminathan [2] ve Jamal ve diğerlerinin [4] çalışmalarından uyarlanmıştır. Araştırma kapsamında yaş, cinsiyet, gelir ve eğitim düzeyi gibi sosyo-demografik değişkenler de yer almaktadır.

Anketi hazırladıktan sonra, bu çalışmada veri toplamak üzere bir alışveriş merkezi ortamı uygun görülmüştür. Alışveriş yapan tüketicileri aynı zamanda 18 yaşından büyük olduklarını da teyit ederek seçilmiştir. Anketörler, 2850 müşteriyle görüşmüş ve bunlardan 1650 tanesi gereken kriterleri karşılamış ve ankete katılmayı kabul etmiştir. Ancak, eksik değerler nedeniyle, kullanılabilir anket sayısı % 51 yanıt oranına tekabül eden 1459'a düşmüştür.

3.2. Faktör Analizi (Factor Analysis)

15 tüketici profillemeye değişkenini ölçmek için kullanılan 71 soru öncelikle ölçüm araçlarının uygunluğunu belirlemek amacıyla faktör analizine tabi tutulmuştur. Temel bileşenler analizi ile birlikte varimax rotasyonu faktörlerin sayısını doğrulamak için kullanılmıştır. Açıklayıcı Faktör Analizi (EFA) kullanılarak on üç faktörden oluşan model tahmin edilmiştir. Bu on üç faktör; maceracı alışveriş, değer gözetme, rol yapma, fikir bazında alışveriş, sosyal alışveriş, memnuniyet gözetme, planlamada ve alışverişte bilgi kullanımı, yüksek kalite gözetme, marka seçimindeki karışıklık, marka bilinci, dürtüsellik, marka sadakati ve hancı alışverişten oluşur. On üç faktörün çözümü toplam varyansın %

68,2' sini açıklamaktadır. Ayrıca, Kaiser Meyer Olkin (KMO) örneklem yeterlilik katsayısı 0,898 olarak elde edilmiştir. Her bir faktör için hesaplanan içsel tutarlılık katsayıları (Cronbach alfa katsayıları), faktör güvenilirlikleri ve her bir faktörün açıklanan ortalama varyansı Tablo 1'de gösterilmiştir.

Ölçümlerin geçerliliği doğrulayıcı faktör analizi (CFA) yoluyla, EQS 6.1 kullanılarak test edilmiştir. Ölçüm modeli on üç faktörden (latent değişkenleri) oluşmuş ve her bir gösterge başına bir gizil değişkene izin verilmiştir. Ölçüm modelinde $\chi^2=3536,37$, serbestlik derecesi (df) ise 946'dır. χ^2 istatistiği örneklem büyüklüğüne duyarlı olduğundan [31] iyilik uyum endekslerine de bakmamız gerekmektedir. Artımsal Uyum Endeksi (Incremental Fit Index-IFI) 0,912, Karşılaştırmalı Uyum Endeksi (Comperative Fit Index-CFI) 0,912, normleştirilmemiş uyum endeksi (Non-Normed Fit Index -NNFI) 0,898, ortalama hata karekök tahmini (Root Mean Square Error Approximation- RMSEA) 0,048 olup ölçüm modelinin iyi bir uyuma sahip olduğunu belirlemektedir. İlaveeten, ayrışma geçerliliği her bir değişkenin açıklanan ortalama varyansı, diğer değişkenlerle arasındaki korelasyon katsayılarının karesinden büyük olduğu zaman elde edilmektedir [22].

3.3. Kümeleme Analizi (Cluster Analysis)

Katılımcıları yanıtlarına göre grup halinde sınıflandırmak için, iki aşamalı bir kümeleme yöntemi kullanılmıştır [3,21]. Hiyerarşik kümeleme analizinde Ward yöntemini kullanarak, faktör puanlarına dayanan müşteri kümeleri oluşturulmuştur. Karekök standart sapma (RMSSTD), yarı kısmi R^2 (SPR), R^2 (RS) ve dört, beş, altı ve yedi küme çözümleri için iki küme arasındaki mesafedeki değişikliklerinin incelenmesi ile altı kümeli bir çözüm elde edilmiştir.

Tablo 1. Geçerlilik ve güvenilirlik analizi sonuçları (Results of validity and reliability analysis)

Faktörler	Güvenilirlik katsayıları (α)	Değişken güvenilirliği	Açıklanan Ortalama Varyans (AVE)
Maceracı Alışveriş	0,818	0,824	0,612
Değer Gözetme	0,687	0,693	0,533
Rol Yapma	0,778	0,787	0,553
Fikir bazında alışveriş	0,864	0,865	0,618
Sosyal Alışveriş	0,832	0,836	0,566
Memnuniyet Gözetme	0,904	0,905	0,615
Planlama ve alışverişte bilgi kullanımı	0,766	0,772	0,534
Yüksek Kalite Gözetme	0,858	0,862	0,612
Marka Bilinci	0,852	0,853	0,539
Dürtüsellik	0,755	0,755	0,607
Marka seçimi karmaşıklığı	0,783	0,784	0,476
Marka bağımlı/Alışkanlık	0,69	0,692	0,529
Hancı Alışveriş	0,661	0,664	0,497

SOM kümelemesini uygulamadan önce, CFA kullanılarak tespit edilen faktörler için normallik testi gerçekleştirilmiştir. Shapiro-Wilk istatistiklerinin sonucunda bütün faktörlerin normal dağılımdan sapmalar gösterdiği tespit edilmiştir [8,23]. Bu, SOM yaklaşımının, K-ortalama kümeleme ve çeşitleri gibi parametrik modellerden, daha uygun olabileceğini düşündürmektedir. SOM ağı, SOMToolbox yazılımı kullanılarak eğitilmiştir [24]. Analiz sırasında artımsal eğitim kullanılmıştır. Öğrenme oranı 0,60 olarak başlatılmış ve katlanarak ilk 1000 eğitim adımı sırasında yerel minimumu önlemek için katlanarak 0,03'e düşürülmüştür. Tek bir vaka üzerinde gerçekleştirilen işlem olan maksimum eğitim adımları, 3000 olarak ayarlanmıştır. Tüm veri seti üzerinde gerçekleştirilen işlem olan maksimum iterasyon sayısı 1000 olarak belirlenmiştir. Yakınsama kriteri 0,0001 olarak ayarlanmıştır. Sonlandırma kriterlerinden herhangi birisiyle karşılaşıldığında eğitim durmaktadır.

Küme analizinin sonucu Tablo 2'de gösterilmektedir. Tablo 2'de rapor edilen Eta-kare istatistikleri, birinci, dördüncü, beşinci, sekizinci, dokuzuncu ve on üçüncü faktörleri içeren bölümün bu faktörler üzerinde daha büyük miktarda bir varyans açıklamasının mümkün olduğunu göstermektedir. Arnolds ve Reynolds [3], Babin ve diğerleri [5], Jamal ve diğerleri [4], ve Rhom ve Swaminathan [2], çalışmaları baz alınarak, kümeler aşağıdaki şekilde etiketlenmiştir:

Kayıtsız Müşteri: "İştahsız alışveriş" yapanlar olarak nitelendirilen ilk grup, ankete katılanların büyük çoğunluğunu (%19,81) oluşturmaktadır. Bu grubu haz, rol yapma ve macera da düşük puan alan

ve diğer faktörlerde ortalama üstü puan alan orta yaşlı erkekler oluşturur. Bu alt grup alışveriş sürecinin tüm yönlerine ilgisiz görünür ve alışverişten keyif almazlar.

Çeşitlilik Gözetenerler: İkinci müşteri grubu, katılımcıların en düşük yüzdesini (%14,19) oluşturur. Bu grup aynı zamanda haz, fikir ve macerada en düşük puanlama alan ancak bilgilerin kullanımı ve planlaması konusunda en yüksek puan alan orta yaşlı erkek bireylerden oluşmaktadır.

Vefasız Müşteriler: Bu üçüncü müşteri grubu olup rol yapma ve değer arayışında en yüksek puan alan katılımcıların ikinci büyük yüzdesini (%17,5) oluşturur. Bunlara bilgi kullanımını ve planlamasını da eklenebilir, ancak bu gruptaki katılımcılar fikir, dürtüsellik ve memnuniyet gibi alanlarda düşük skor almışlardır.

Eğlence Yönelimli Müşteriler: Bu, dördüncü müşteri grubu olup, katılımcılar arasında üçüncü en yüksek yüzdeye (%16,93) sahip kümeyi temsil etmektedir. Memnuniyet faktöründe en yüksek, haz faktöründe ikinci en yüksek, ancak dürtüsellik ve marka bilincinde en düşük ve kalitede ise ortalamanın altında kalan tüketici grubunu oluşturur.

Kaçak Müşteriler: Bu grup katılımcıların ikinci en düşük yüzdesini (%14,67) oluşturur. Bu grup alışveriş motivasyonları olarak memnuniyet, haz, fikir arama ve macera temelinde yüksek puan alan ancak bilgi kullanımını ve planlaması konusunda en düşük puanlamaya sahip gruptur.

Tablo 2. SOM Kümeleme Analizinin Sonuçları (Results of SOM cluster analysis)

	Kayıtsız Müşteriler	Çeşit Gözeteciler	Vefasız Müşteriler	Kaçak Müşteriler	Eğlence Yönelimli Müşteriler	Sosyal Moda Takipçileri	F	Sig.	Eta Kare
MG	-1,1562	-,7965	-,3460	,5621	,8535	1,0760	411,84	,000	,586
MB	-,3306	-,2332	-,2750	-,1962	,2000	,8892	118,04	,000	,289
YKB	-,5495	,1029	,0056	-,1298	,1719	,5319	50,90	,000	,149
FBA	-,8011	-,5647	-,4584	-,0087	,6092	1,3648	314,16	,000	,519
SA	-,8575	-,4776	-,2283	,1317	,4961	1,0778	165,09	,000	,362
MSK	-,2431	-,1077	-,1196	-,0769	-,0243	,5961	31,65	,000	,098
PBK	-,3422	,2195	,1911	,0762	-,0822	,0143	14,46	,000	,047
MA	-,8608	-,5519	-,1438	,3116	,5775	,8062	247,21	,000	,460
RY	-1,0471	-,1243	,3740	,2946	,2967	,3916	168,12	,000	,367
MSE	-,4448	-,0848	-,0261	-,0369	,0044	,6516	34,98	,000	,107
D	-,3436	-,2801	-,3487	-,2477	,2106	1,0622	99,41	,000	,255
DG	-,8098	-,1145	,3418	,2320	,1530	,3261	83,71	,000	,224
HA	-1,0387	-,7966	-,2149	,5190	,7619	,9256	291,59	,000	,501
Küme büyüklüğü	289	207	255	247	214	247			
Küme büyüklüğü yüzdesi	%19,81	%14,19	%17,48	%16,93	%14,67	%16,93			

Sosyal Moda Takipçileri: Katılımcıların üçüncü büyük yüzdesini (%16,93) oluşturan, fikir gözetme, sosyal alışveriş, haz ve dürtüsellik faktörlerinde yüksek, ancak değer gözetme, bilgilerin kullanımı ve planlaması konusunda en düşük puanı alan katılımcılar oluşur.

Bu çalışmada küme çözümlerini doğrulamak için, Reynolds ve diğerleri [21] tarafından uygulanan prosedüre benzer bir yöntem uygulanmıştır. Küme merkezlerini ayarlamak için rastgele başlangıç kaynakları alan bir SOM kümeleme prosedürü izlenmiştir. Literatüre uygun olarak, önce küme içindeki toplam varyans karşılaştırarak farklı kümeleme sonuçlarının performansı değerlendirilmiştir [6]. Aynı sayıdaki kümeler için, küme içi varyansı daha küçük olanların, daha homojen küme üyelerine sahip olduğu gözlemlenmiştir. Bu çalışmanın sonuçları SOM' un toplam küme içi varyansının 12077,69 olduğunu ve

K-ortalama'nın toplam küme içi varyansının 12247,01 olduğunu göstermektedir. Böylelikle, SOM kümelemenin toplam küme içi varyansı baz alındığında K-ortalama'dan daha iyi olduğu ortaya çıkmaktadır.

Tablo 4, iki yaklaşım arasındaki ilişkiyi gösterir. SOM'un her sütunu aşağı giderken, diyagonalde en büyük frekansın oluşumuna dikkat etmek gerekir. İki prosedürde de aynı altı kümeye ait tüketicilerin büyük bir yüzdesinde sonuç verir. Altı diyagonalin girdileri 930 gözleme sahiptir, bu da toplam 1459 gözlemin %63'lük kısmını temsil eder. Diğer bir taraftan, tüketicilerin % 37'si, bu iki prosedür tarafından farklı şekillerde sınıflandırılmaktadır. Değişkenliğin toplam düzeyde ortadan kalktığını gösteren göstergeler mevcut iken, bireysel düzeyde değişkenliğin önemli bir miktarda olduğu görülmektedir.

Tablo 3. Demografik verilerin kümeleme analizi sonuçları (Analysis of clustering results for demographics)

	Toplam örneklem	1 ^a	2 ^a	3 ^a	4 ^a	5 ^a	6 ^a
Gelir(Aylık, Dolar) (600 <)	(601-1000)	% 15,15	% 11,76	% 12,56	% 13,33	% 16,60	% 21,86
	(1001-1500)	% 37,70	% 46,37	% 36,23	% 33,33	% 34,01	% 39,27
	(1501 >)	% 28,58	% 24,22	% 27,54	% 36,86	% 31,58	% 21,46
	(1501 >)	% 18,57	% 17,65	% 23,67	% 16,47	% 17,81	% 19,63
Yaş	<=30	% 36,12	% 36,33	% 29,95	% 29,80	% 38,46	% 34,11
	31-50	% 54,76	% 53,63	% 59,90	% 60,39	% 51,01	% 47,77
	>=51	% 9,12	% 10,03	% 10,14	% 9,80	% 10,53	% 8,88
Eğitim	Orta Okul	% 15,76	% 19,03	% 16,43	% 14,51	% 11,74	% 18,62
	Lise	% 41,12	% 48,44	% 37,20	% 41,18	% 40,49	% 40,89
	Üniversite	% 40,58	% 31,14	% 42,03	% 40,00	% 45,75	% 48,13
	Lisans Üstü	% 2,54	% 1,38	% 4,35	% 4,31	% 2,02	% 2,34
Cinsiyet	Erkek	% 56,75	% 79,58	% 71,50	% 57,25	% 43,32	% 45,75
	Kadın	% 43,25	% 20,42	% 28,50	% 42,75	% 56,68	% 54,25

^a: 1- Kayıtsız Müşteriler, 2- Çeşitlilik Gözetenerler, 3- Vefasız Müşteriler, 4- Eğlence Yönelimli Müşteriler, 5- Kaçak Müşteriler, 6- Sosyal Moda Takipçileri

^b:Grup ortalaması

Tablo 4. Som Kümeleri ve K-Ortalama Kümelerinin Çapraz Listelenmesi (Cross-tabulation of SOM's clusters and K-means' clusters)

Kümeler	SOM							
	1	2	3	4	5	6	Toplam	
K-ORTALAMA	1	175(11,99)	13(0,89)	0(0,00)	0(0,00)	0(0,00)	0(0,00)	188(12,89)
	2	64(4,39)	90(6,17)	46(3,15)	3(0,21)	0(0,00)	0(0,00)	203(13,91)
	3	23(1,58)	75(5,14)	147(10,08)	20(1,37)	1(0,07)	2(0,14)	268(18,37)
	4	0(0,00)	0(0,00)	28(1,92)	171(11,72)	66(4,52)	10(0,69)	275(18,85)
	5	27(1,85)	29(1,99)	34(2,33)	53(3,63)	142(9,73)	30(2,06)	315(21,59)
	6	0(0,00)	0(0,00)	0(0,00)	0(0,00)	5(0,34)	205(14,05)	210(14,39)
Toplam	289(19,81)	207(14,19)	255(17,48)	247(16,93)	214(14,67)	247(16,93)	1459(100,00)	

Not: Parantez içerisindeki değerler yüzde değerlerdir.

4. TARTIŞMALAR VE OLASI SONUÇLARI (DISCUSSIONS AND IMPLICATIONS)

Bu araştırma, gelişen bir piyasaya sahip Türkiye'deki tüketici profilini, bir yapay zekâ tabanlı kümeleme tekniği olan SOM ile araştırarak, pazarlama alanına genel olarak bir katkı sunmaktadır. Alışveriş motifleri, alışveriş değerleri ve müşteri davranışlarına istinaden karar verme yöntemlerinin rolünü vurgulayan bu çalışma araştırmacı ve yöneticilere daha iyi bir perakendecilik yönetimi için yeni kümeleme teknikleri geliştirmeleri ve bu teknikleri anlamaları için bir çerçeve sunmaktadır. Özellikle, bu çalışma ilk olarak, gelişmekte olan bir piyasayı barındıran Türkiye ile alakalı herhangi bir araştırma yayınlanmadığı için tüketici profili bilimize uzanır. Özellikle, yakın doğu kültürüne sahip olan Türkiye, şu anda ciddi uluslararası ilgi ve yatırımları ülkesine çekmektedir. Carrefour, Metro gibi büyük perakende zincirlerinin tümünün Türkiye'de bulunması, restoran, kafe, çocuk temalı oyun alanları ve dinlenme tesislerini içeren birçok alışveriş merkezinin bulunması ulusal perakende zincirlerinde rekabeti artırmaktadır. Türk müşterilere etkili bir biçimde ulaşmak için tüketici profillerini anlamak büyük bir önem taşımaktadır.

İkincisi, yöntemsel bir bakış açısıyla, bu çalışma, alışveriş motivasyonları, alışveriş değeri ve karar verme stillerinin temelinde K-ortalama kümeleme yöntemine göre daha üstün olan SOM kümeleme tekniğini kullanarak tüketici profili oluşturmak için kullanılmıştır. Deneysel sonuçlarımız farklı birçok müşteri tipi olduğunu düşündürmektedir. Bunlar; İştahsız Müşteri, Çeşitlilik arayanlar, Vefasız müşteriler, Rekreasyon müşteriler, Kaçış Müşteriler, ve Sosyal Moda Takipçileri gibidir. Bulgularımız, alışveriş motivasyonları, değerleri ve karar verme yöntemlerinin alışveriş faaliyetleri üzerinde önemli rolleri olduğunu göstermektedir. Bunlar maceracı alışveriş, değer gözetme, rol yapma, fikir bazında alışveriş, sosyal alışveriş, memnuniyet gözetme, planlamada bilgi kullanımı, marka seçimi konusundaki karışıklık, marka bilinci, dürtüsellik, yüksek kalite gözetme, marka sadakati ve hazzı alışverişten meydana gelmektedir.

Ayrıca, analizlerimiz sonucu ortaya çıkan birbirinden oldukça farklı bu altı küme (segment), pazarlama yöneticileri için birçok açıdan önem teşkil etmektedir. Örneğin, en büyük segmenti oluşturan "kayıtsız müşteriler" alışveriş motivasyonlarını çok fazla umursamamaktadır. Segmentin çoğunlukla erkeklerden oluşması, alışverişini aile içinde başka bir bireyin yapabildiği alışverişe dâhil olmak istememesini meydana çıkartabilmektedir.

"Vefasız müşteriler" olarak adlandırdığımız ikinci büyük grup, alışverişini, sosyal yaşamda bazı önemli roller üstlenen bir boş zaman etkinliği olarak

görmektedir. Bu küme, Jamal ve diğerlerinin'nin [4] genelde aynı marka ve mağazayı tercih etmeyen tanımına benzerlik göstermektedir. Perakende yöneticileri, marka kalitesini güçlendirmek amacıyla bu küme için etkili olması muhtemel fiyat promosyonları sunabilmektedir. Üçüncü büyük grup olan "Sosyal Moda Takipçileri"; sosyal olma ve bilgi planlamayı, değer aramaya az önem veren fikir aramayı, alışveriş motivasyonları olarak belirtmektedirler. Onlar, arkadaşları ve aileleriyle alışveriş yapmaktan ve alışveriş yaparken sosyalleşmekten hoşlanırlar. Arnold ve Reynolds'a [3] göre sosyal alışverişin tüketici üzerindeki etkileri kişilerarası ilişkilerde bağlılık, fedakârlık, uyumluluk ve onay bekleme eğilimini yansıtır. Marka yöneticilerinin, müşterilerinin diğer müşterileriyle iletişim kurabilmeleri için gerekli alan ve yeterli zamanı verdiklerinden emin olmaları gerekmektedir. Bu düzen, yeme içme olanakları ve alışveriş alanları içerisindeki diğer faaliyetler bir araya getirilerek sağlanabilmektedir [4]. Ayrıca, alışverişin sosyal boyutunu zevkli ve keyifli bir etkinlik olarak sunan mesajlarla bu kümeye etkin bir biçimde hitap edebilmektedir.

Dördüncü büyük grup olan kaçak müşteriler, başlıca alışveriş motivasyonlarının memnuniyet ve hazzı olduğunu belirtmektedirler. Babin ve diğerleri'ne [8] göre kaçak müşteriler, alışveriş faaliyetlerini kişisel tatmin ve rahatlatma amacı olarak görmektedir. Bu, müşterilerin alışverişini kendi sorunlarından kaçış ve stresten uzaklaşma yolu olarak görmeleri anlamına gelmektedir. Bu müşteri topluluğu, alışverişin kendilerini tatmin etme hazzı boyutuna çok önem verirler. Bu, perakendeciler ve marka yöneticileri için de aynı önemi taşır, çünkü müşterilerin perakendeye ve marka özelliklerine daha çok önem vermeleri haz duygusunun bir sonucudur. Beşinci büyük kesim olan eğlence yönelimli tüketiciler, alışverişini kendilerini tatmin eden rahatlatıcı bir aktivite olarak görürler. Katılımcılar, öncelikle alışverişin kendini tatmin edici, haz verici ve fikir arayıcı boyutu üzerinde durdular. Reynolds ve diğerleri'ne [21] göre eğlence yönelimli müşteriler, başkaları ile birlikte alışveriş yapmaları, alışveriş sırasında daha çok zaman harcamaları ve satın alma sonrasında alışverişe devam etmeleri daha muhtemeldir.

Altıncı büyük küme olan çeşit gözetmeler, ürünler hakkında daha fazla bilgi almak ve alışveriş aktivitelerinde bunları kullanmak için dikkatli ve sistematik arama yaparlar. Bu süreçte, kendi birincil odakları yüksek kaliteli ürünler aramaktır.

4.1. Sınırlamalar ve gelecekteki araştırmalar (Limitations and future research)

Bu çalışmada bazı sınırlamalar vardır. Örneğin, veri analizi, Türkiye'de İstanbul'da bulunan bazı müşteri gruplarıyla sınırlanmıştır. Gelecek araştırmalarda,

farklı ülke ve bölgelerden gelen müşteri grupları verilerini de dâhil ederek alışveriş motivasyonları daha genelleştirilebilir. Alışveriş motifleri, değerleri ve karar verme stillerinin tümü temelde statik bir bakış açısıyla, zaman içinde bir noktada ölçülmüştür. Bu ölçüm, tüketici davranış ve tutum kalıplarını dikkate almak için zaman içinde bu değişkenleri incelemede yararlı olabilir. Bu çalışmada, alışveriş motivasyonları, alışveriş değeri ve karar verme stil öğeleri önceki çalışmalardan elde edilmiştir ve yeniden organize edilmiştir. Bütün çaba ve özene rağmen, hala soru öğelerinin tekrar organize edilmesinde bazı ihmaller söz konusu olabilmektedir. Fakat araştırma modeli, ölçüm modeli sınavını geçtiği için modelin yorumlanması özelliğinin kabul edilebilir olması gerekmektedir. Bu çalışmada, bir ilişki analizi için bağımlı değişken kullanılmamıştır. Bu anlamda, gelecekteki araştırmalar, marka ve perakendecilikte, müşteri sadakati ve memnuniyeti ile alakalı olan farklı alışveriş motif ve değerlerini ve karar verme stillerini inceleyebileceği görülmektedir.

5. SONUÇ (CONCLUSION)

Bu çalışmada, gelişen bir piyasa olan Türkiye’de bir tüketici profili oluşturmak için alışveriş motivasyonlarını, alışveriş değeri ve karar verme stilleri birlikte araştırılmıştır. Ayrıca, normal olmayan dağılımlı örneklerde SOM kümeleme tekniğinin k-ortalama kümeleme tekniğinden daha üstün olduğu istatistiksel olarak gösterilmiştir. Gelecekte araştırmacıların, zengin ve verimli perakendecilik için yapay zekâ tabanlı kümeleme tekniklerini pazarlama literatüründe bulmaları hedeflenmektedir.

KAYNAKLAR (REFERENCES)

1. Wickliffe, V. P., “Refinement and re-assessment of the consumer decision-making style instrument”, **Journal of Retailing and Consumer Services**, Cilt 11, 9–17, 2004.
2. Rohm, A.J. ve Swaminathan, V., “A typology of online shoppers based on shopping motivations”, **Journal of Business Research**, Cilt 57, 748–757, 2004.
3. Arnold, M.J. ve Reynolds, K.E., “Hedonic shopping motivations”, **Journal of Retailing**, Cilt 79, Vol 2, 1–20, 2003.
4. Jamal, A., Davies F., Chudry, F. ve Al-Marri, M., “Profiling consumers: A study of Qatari consumers’ shopping motivations”, **Journal of Retailing and Consumer Services**, Cilt 13, 67–80, 2006.
5. Babin, B.J., Darden, W.R. ve Griffin, M., “Work and/or fun: measuring hedonic and utilitarian shopping value”, **Journal of Consumer Research**, Cilt 20, No 4, 644–656, 1994.
6. Kiang, M.Y. ve Fisher, D.M., “Selecting the right MBA schools: An application of self-organizing map networks”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 35, No 3, 946-955, 2008.
7. Mostafa, M. M., “Shades of green: A psychographic segmentation of the green consumer in Kuwait using self-organizing maps”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 36, No 8, 11030-11038, 2009.
8. Kiang, M.Y., Hu M. Y., Dorothy M. ve Fisher D.M., “An extended self-organizing map network for market segmentation—a telecommunication example”, **Decision Support Systems**, Cilt 42, 36–47, 2006.
9. Kim, K.J. ve Ahn, H., “A recommender system using GA K-means clustering in an online shopping market”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 34, No 2, 1200-1209, 2008.
10. Vellido, A., Lisboa, P.J.G. ve Meehan, K., “Segmentation of the on-line shopping market using neural networks”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 17, No 4, 303-314, 1999.
11. Demirhan, A. ve Guler, I., “Image segmentation using self-organizing maps and gray level co-occurrence matrices”, **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, Cilt 25, No 2, 285-291, 2010.
12. Alpdogan, Y. ve Bilge, H.S., “Classification of course contents by using self-organizing maps”, **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, Cilt 24, No 2, 303-310, 2009.
13. Huang, J. J., Tzeng, G. H., ve Ong, C. S., “Marketing segmentation using support vector clustering”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 32, No 2, 313–317, 2007.
14. Granzow, M., Berrar, D., Dubitzky, W., Schuster, A., Azuaje, F. J., ve Eils, R., “Tumor classification by gene expression profiling: Comparison and validation of five clustering methods”, **SIGBIO Newsletter**, Cilt 21, No 1, 16–22, 2001.
15. Delibasis, K. K., Mouravliansky, N., Matsopoulos, G. K., Nikita, K. S., ve Marsh, A., “MR functional cardiac imaging: Segmentation, measurement and WWW based visualisation of 4D data”, **Future Generation Computer Systems**, Cilt 15, No 2, 185–193, 1999.
16. Marti ´n-Guerrero, J. D., Palomares, A., Balaguer-Ballester, E., Soria-Olivas, E., Gómez-Sanchis, J., ve Soriano-Asensi, A., “Studying the feasibility of a recommender in a citizen web portal based on user modeling and clustering algorithms”, **Expert Systems with Applications**, Cilt 30, No 2, 299–312, 2006.
17. Sproles, G.B. ve Kendall, E.L., “A methodology for profiling consumers’ decision-making styles”, **The Journal of Consumer Affairs**, Cilt 20, No 2, 267–280, 1986.
18. Sproles, G. B., “From Perfectionism to Fadism: Measuring Consumers’ Decision-Making Styles”,

- in **Proceedings of American Council on Consumer Interest**, 79-85, 1985.
19. Breining C., “State detection for hands-free telephone sets by means of fuzzy LVQ and SOM”, **Signal Processing**, Cilt 80, No 7, 1361-1372, 2000.
 20. Yao, K.C., Mignotte, M., Collet, C., Galerne, P. ve Burel, G., “Unsupervised segmentation using a self-organizing map and a noise model estimation in sonar imagery”, **Pattern Recognition**, Cilt 33, No 9, 1575-1584, 2000.
 21. Reynolds, K.E., Ganesh, J. ve Lockett M., “Traditional malls vs. factory outlets: comparing shopper typologies and implications for retail strategy”, **Journal of Business Research**, Cilt 55, 687– 696, 2002.
 22. Gerbing, D. ve Anderson, J., “An updated paradigm for scale development incorporating undimensionality and its assessment”, **Journal of Marketing Research**, Cilt 25, No 2, 186-192, 1998.
 23. Savas, S. ve Topaloglu, N., “Performance analysis of gsm networks with data mining method” **Journal of the Faculty of Engineering and Architecture of Gazi University**, Cilt 16, No 4, 741-751, 2011.
 24. Vesanto, J., Himberg, J., Alhoniemi, E. ve Parhankangas, J., **SOM Toolbox for Matlab 5**, Helsinki University of Technology, Helsinki, Finland, 2000.

