

MİGROS TÜRK A.Ş.DE BİRLİKTELİK KURALLARININ YERLEŞİM DÜZENİ PLANLAMADA KULLANILMASI

Derya AY*, İbrahim ÇİL

Sakarya Üniversitesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, Adapazarı
deryaayie@gmail.com

Geliş Tarihi: 14 Ağustos 2008; Kabul Ediliş Tarihi: 19 Ocak 2010
Bu makale 2 kez düzeltilmek üzere 101 gün yazarlarda kalmıştır.

ÖZET

Günümüzün dinamik iş çevresinde bilgi en değerli varlıktır. Artık birçok örgüt önemli iş kararlarını veri tabanlarından çıkarılan bilgi ve kendi düşüncelerini harmanlayarak vermektedirler. Bu sayede, başarılı işletmeler büyük veri tabanlarından, veri madenciliği tekniklerini kullanarak önceden bilinmeyen ve potansiyel olarak faydalı bilgileri kullanarak hem yerel hem de küresel pazar taleplerine çabuk cevap verebilmektedirler. Bu çalışmada süpermarket yerleşim yeri düzenlemede veri yönelimli bir karar destek sistemi uygulaması sunulmaktadır. Çalışmada veri tabanlarında bilgi keşfi süreci kullanılarak yerleşim düzeni geliştirmeyi gerçekleştiren metodolojik bir çerçeve sunulmaktadır. Çalışmada ilişkisel veri tabanı hazırlanarak, Apriori algoritması ve Çok Boyutlu Ölçekleme (ÇBÖ) yöntemleri kullanılmaktadır. Deneysel çalışma ise Türkiye'nin önde gelen perakende satış firmalarından biri olan Migros Türk A.Ş.de gerçekleştirilmektedir.

Anahtar Kelimeler: Veri madenciliği, karar destek sistemleri, birliktelik kuralları, market sepet analizi, apriori algoritması, yerleşim düzeni, çok boyutlu ölçekleme analizi

THE USE OF ASSOCIATION RULES IN STORE LAYOUT PLANNING AT MİGROS TÜRK A.Ş.

ABSTRACT

Knowledge is the most valuable asset in today's dynamic business environment. In many organizations, decisions are made based on a combination of judgment and knowledge extracted from databases. Successful business organizations are able to react rapidly to the changing market demands both locally and globally, by utilizing the latest data mining techniques of extracting previously unknown and potentially useful knowledge from vast resources of raw data. In this paper, an application of data driven decision support is presented for store layout. This paper develops a relational database and uses Apriori algorithm and multidimensional scaling techniques as methods for the store layout issue. We propose a methodological framework for the use of the knowledge discovery process to improve store layout. As the empirical study, a supermarket analysis has done for Migros Tur A.Ş, a leading Turkish retailing company.

Keywords: Data mining, decision support systems, association rules, market basket analysis, apriori algorithm, store layout, multidimensional scaling

* İletişim yazarı

1. GİRİŞ

Günümüz teknoloji hızla ilerlemekte ve bilgisayar sistemlerinin güçleri her geçen gün artmaktadır. Bununla birlikte işletmelerde üretilen ve depolanan veriler çok büyüktür. Gelişen veri tabanı teknolojisi ve hacimlerdeki bu olağanüstü artış, karar vericilerin toplanan bu verilerden nasıl faydalanacağını ve bu verileri nasıl bilgiye dönüştüreceği sorununu ortaya çıkarmaktadır. Karar vericilerin kendi kanaatleri yerine kanıta dayalı karar vermelerinin önemi giderek artmaktadır. Veri tabanlarındaki bu veriler üzerinde analiz yapmak ve karar destek aşamasında faydalanmak herhangi bir araç kullanmaksızın imkansız hâle gelmiştir. Bu noktada çözüm olarak veri madenciliği önemli bir boşluğu doldurmaktadır. Verilerin nitelikli bir şekilde analiz edilmesi ve içerisinde gizlediği bilgilerin ortaya çıkarılması veri madenciliği ile mümkün olabilmektedir. Ayrıca veri madenciliği veriyi pratik bilgiye dönüştürerek, eylem planları oluşturmayı sağlar.

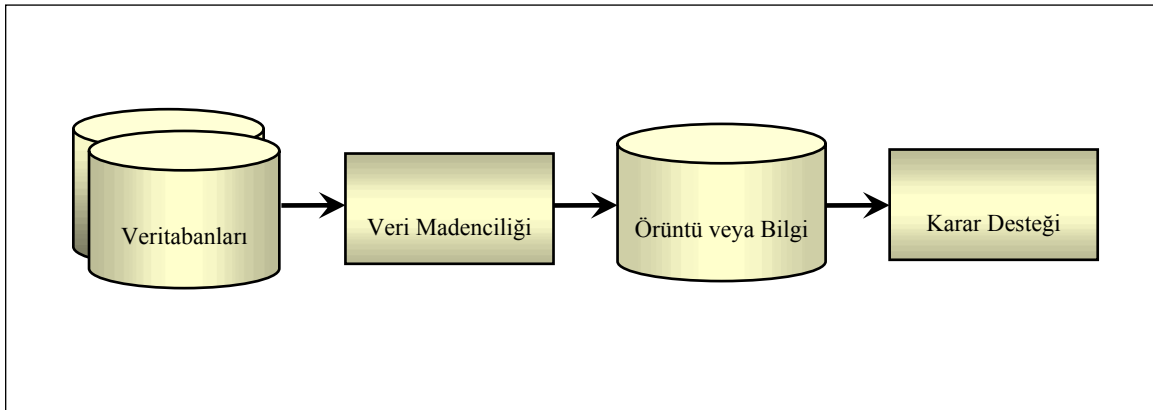
1.1 Veri Madenciliği ve Karar Destek Bütünleşmesi

Veri madenciliği, veri tabanı kullanıcıları için veri tabanlarındaki beklenmeyen ilginç, değerli ilişkilerin bulunmasını hedefleyen süreç olarak tanımlanır (Hand, 1998). Bu yüzden veri madenciliği, veri tabanından anlamlı örüntüler veya kurallar elde etmek için geniş bir araştırma alanı olarak görülmektedir. Veri madenciliği, keşif algoritmaları ile veri tabanlarında

bilgi keşfi sürecinde anlamlı örüntülerin elde edilmesini sağlar. Veri madenciliği, veri tabanlarındaki bilgi keşfi uygulamaları ile birlikte faaliyet alanına yönelik karar destek mekanizmaları için gerekli ön bilgileri temin etmek için kullanılmaktadır (Fayyad vd.,1996). Bu bağlamda veri madenciliği ve karar desteği arasındaki ilişki Şekil 1'deki gibi gösterilebilir.

Karar destek sistemi bir kurumun daha etkili ve süratli karar alabilmesi için gereken verileri toplayan, temizleyen, saklayan ve analiz eden tüm ürün teknolojileri ve hizmetlerine verilen addır. Karar destek sistemi, verileri, modelleri, bir yazılım arabirimini ve kullanıcıları, etkili karar verme sisteminde birleştirir. Karar desteğinin özündeki en önemli nokta karar vermenin geliştirilmesidir.

Karar vericiye sağlanacak destek açısından günümüzde iki tür karar destek sistemi vardır: model çıkarımlı (Model Driven) ve veri çıkarımlı (Data Driven) karar destek sistemleri. Birincisinde matematiksel, analitik ve simülasyon gibi çok çeşitli modeller kullanılır. İkinci gruptaki karar destek sistemleri ise veri ambarı, OLAP ve veri madenciliği gibi araç ve yöntemlere dayalı olarak geliştirilmektedir. Bu çalışmada sunulan karar destek sistemi ile veri madenciliği bütünleşmesi ikinci gruba girmektedir. Veri madenciliği ve karar destek sistemleri birbirlerini birçok yönden tamamlamaktadır. Veri madenciliği bir problemi çözmek için bilgiyi veriden seçip çıkartırken, karar destek sistemi ise uzmanın elde



Şekil 1. Veri Çıkarımlı Karar Destek Sistemi Yapısı

ettiği bu bilgileri dikkate alarak verilecek kararın kalitesini artırma eğilimindedir (Mladenec vd., 2003). Böylece veri madenciliği ve karar destek bütünleşmesi problem çözme metotlarını, süreçlerini ve elde edilen sonuçların kalitesini arttırabilmektedir.

Bu bütünleşmede önce veri tabanlarındaki veriler birliktelik kuralı yöntemiyle analiz edilmektedir. Bu analiz sonucunda ürün kategorileri arasındaki birlikteliğe dayalı olarak süpermarket yerleşimine temel teşkil edecek önemli örüntüler elde edilmektedir. Bu örüntülere dayalı olarak birliktelik kuralları sonuçları ile, çok boyutlu karar verme metotlarından çok boyutlu ölçekleme analizi kullanılarak yeni bir yerleşim düzeni geliştirilmiştir. Veri madenciliği ile elde edilen sonuçların direkt karar desteği olarak süpermarket alanında kullanılması, müşterilerin niyetlerine ya da tahminlerine göre olmaksızın, doğrudan gerçekleşmiş müşteri tercihlerine dayalı olarak kararların verilmesini sağlamaktadır.

1.2 Yerleşim Düzeni

Mağaza şekli tüketici davranışlarını etkileyen önemli bir faktördür ve mağaza yerleşim dizaynı da yerleşim şekli oluşturulmasında kritik karar tayin edici ve tanımlayıcı bir etmendirdir. Satış yerleri düzeni son derece önemlidir çünkü mevcut alışveriş zamanı ve sıklığını, alışveriş atmosferini, alışveriş davranışını ve operasyonel verimliliği tamamen etkilemektedir. Hatta müşterilerin mağaza içinde gezinerek, aslında satın almayı düşünmediği ürünleri de satın almasına sebep olur (Vrechopoulos vd., 2004). Benzer şekilde Merrilees ve Miller (2005) raporunda, mağaza yerleşim düzeni dizaynı satış yeri bağımlılığına karar verici ve tanımlayıcı en önemli etmenlerden biri olduğunu ve mağaza düzeni sadece müşteri ihtiyaçlarını karşılamada tatmin edici değil ayrıca müşterilerin isteklerini ve tercihlerini etkileyen anahtar bir rol oynadığını belirtmektedir.

Mağaza içi yerleşim düzeninin nasıl olması gerektiğine karar verilirken, etkinlik ön planda tutulmalıdır. Burada etkin olması istenen sonuca ulaşmasıdır, yani müşteri isteği doğrultusunda gerçekleştirilmiş olan etkin bir mağaza içi yerleşim

düzeni müşterileri satın almaya teşvik eder. Hatta müşterilerin mağaza içinde gezinerek aslında satın almayı düşünmediği ürünleri de satın almasına sebep olur. Ayrıca, mağaza alanının en verimli şekilde kullanılmasını sağlar.

Mağaza içi yerleşim düzeninin temel amacı; müşteri trafiği oluşmasına teşvik ederek, müşterilerin perakendeciye ait tüm ürünleri görmesine müsaade etmektir. Ayrıca müşterinin, normal şartlarda ziyaret etmeyeceği bölgelere onu yönlendirmektir (Arslan ve Bayçu, 2006).

Geleneksel perakendecilik mağaza yerleşim teorisine göre gıda sektöründe izgara yerleşim düzeni tercih edilmektedir. Çünkü müşterilerin büyük bir çoğunluğu marketlere alışveriş planlarını önceden belirlemiş olarak gitmektedirler. Izgara yerleşim düzeninde müşteriler istedikleri ürünlere ulaşırken hiyerarşik bir yapı içinde dolaşmaktadır (Örneğin; ürün kategorileri - alt ürün kategorileri - son ürün). Izgara yerleşim düzeni genellikle birbirine paralel, aralarında uzun geçitlerin olduğu dikdörtgen düzen görünümündedir. Izgara yerleşim düzeninde, rutin ve planlanmış alışveriş davranışlarını kolaylaştırdığı gözlenmiştir (Vrechopoulos vd., 2004). Yarış alanı biçimi ve serbest yerleşim planı gibi yerleşim düzenleri mağaza ve butikler tarafından tercih edilmektedir.

Bu makalede birliktelik kuralları temelli yeni bir market yerleşim önerisi geliştirilmiştir. Bu bağlamda, birliktelik kuralları konusundaki bilinen en temel algoritma olan Apriori algoritmasından yararlanılmıştır. Apriori algoritması aracı ile gerçek veriler üzerinde birliktelik kuralları madenciliği yapılmıştır. Birliktelik kuralları madenciliğinden elde edilen kurallar sonucunda birlikte satılma eğilimi gösteren ürünler ve ürünler arasındaki ilişkiler hakkında bilgiler verilmiştir. Ürünler arasındaki ilişkiler, çok boyutlu karar verme metotlarından ÇBÖ analizi ile değerlendirilerek iki boyutlu düzlemde ürün haritası elde edilmiştir. Birliktelik kuralları ve ÇBÖ analizi sonuçları ışığında firma için yeni bir yerleşim düzeni önerilmiştir. Böylece amaçlandığı üzere önerilen yerleşim düzeni ile müşteri davranışlarının etkilenmesi sağlanacaktır.

1.3 Birliktelik Kuralları

Birliktelik kuralları veri madenciliğinin tanımlayıcı modellerindendir. Birliktelik kuralları büyük miktarlardaki veriler arasından ilginç birliktelik örüntülerini keşfederek pazarlama, karar verme ve iş yönetimine fayda sağlamaktadır. Bu yüzden veri tabanlarında bilgi keşfinde yapılan araştırmalarda birliktelik kuralları konusu odak noktası olmaktadır (Han ve Fu, 2006). Birliktelik kuralları kullanışlı ve anlaşılması kolay olduğundan finans, telekomünikasyon, pazarlama, perakendecilik ve çevrimiçi (online) ticaret gibi endüstriyel alanlarda geniş bir alana yayılmıştır (Chen vd., 2006). Böylece son yıllarda birliktelik kuralları üzerine yapılan akademik çalışmaların da artmasına neden olmuştur.

Birliktelik kurallarının kullanıldığı en yaygın alanlardan biri süpermarket uygulamalarıdır. Bu uygulamalar literatürde pazar sepeti analizi (market basket analysis) olarak adlandırılmaktadır. Geleneksel birliktelik kurallarından pazar sepeti analizi bir ev alışverişinde sadece satın alınan farklı ürün kategorileri (örneğin ürün kombinasyonları) arasındaki birliktelikleri keşfedebilmektedir (Chen vd., 2006). Pazar sepeti analizi, hangi ürünlerin birlikte satılma eğiliminde olduğu bilgisini vererek müşteri davranışları, stok kontrol, satış stratejileri gibi analizlerde fayda sağlamaktadır.

Pazar sepeti analizi, bir alışveriş boyunca satın alınan ürünlerin birleşimini incelemektedir. Ürünlerin marka veya ürün tipi bazında gruplanıp gruplanmadığı kararını kolaylaştırdığından dolayı, perakendeciler müşterilerin çapraz-kategorik satın alma davranışları ile ilgili bilgilere oldukça önem vermektedirler (Yang ve Lai, 2006). Çünkü bir perakende satış yerinin yerleşim düzeni perakendecinin bilgi işleme, satın alma davranışları gibi toplam performansını önemli ölçüde etkileyen bir faktör olduğu tespit edilmiştir (Griffith, 2005). Sepet analizi, farklı bakış açılarındaki müşteri dağılımını da göstermektedir. Bu dağılım bilgileri planlama, reklam dizaynı, indirim-promosyon, mağaza düzeni ve ürün yatırımı şeklindeki kararlara yardımcı olmaktadır (Yang ve Lai, 2006). Son yıllardaki literatür çalışmalarına bakıldığında Liao

ve Chen (2004) Apriori algoritmasını kullanarak elde ettiği ürün haritalarını yeni ürün geliştirme kaynağı olarak önermiş, Yang ve Lai (2006) çevrimiçi alışveriş davranışlarının bilgisine dayanarak ürün promosyonundaki kararların performansını karşılaştırmış, Liao ve Chen (2004), birliktelik kurallarını elektronik katalog pazarlama ve indirim yönetiminde kullanılmış, Chen ve Lin (2007) ise Apriori algoritması ve 0-1 tamsayı algoritmayı kullanarak raf düzeni yönetimi çalışması yapmıştır. Bu çalışmanın Chen ve Lin (2007)'in çalışmasından farkı; çok seviyeli birliktelik kuralları madenciliği sonuçları ile ana ürün kategorilerinin market içerisinde yerleşiminin yapılmasıdır.

Birliktelik kuralları modelinde $I = \{i_1, i_2, \dots, i_m\}$ veri tabanındaki nesnelere ve her i bir nesne olarak adlandırılır. D işlemler kümesi; T bir işlemde yer alan ürünleri ($T \subseteq I$), TID her işleme ait tekil (unique) numarayı ifade etmektedir. X, I kümesindeki bazı nesnelere seti, bir T işlemler kümesi ancak ve ancak $X \subseteq T$ ise $T \subseteq X$ 'i kapsıyor denir. Bir birliktelik kuralı $X \Rightarrow Y$ formunda ifade edilir ve $X \subseteq I, Y \subseteq I$ ve $X \cap Y = \emptyset$ 'dir. Bir birliktelik kuralının öncelikle s (support) ile ifade edilen destek değeri belirlenir. $X \Rightarrow Y$ kuralının destek değeri D işlemler kümesinde $X \cup Y$ 'i içermeye olasılığını gösterir. İkinci olarak c (confidence) ile ifade edilen güven değeri belirlenir, güven değeri $X \Rightarrow Y$ kuralının D işlemler kümesinde X 'i içeren işlemlerin ayrıca Y 'yi içermeye olasılığını gösterir (Agrawal, 1994).

Birliktelik kuralı madenciliği genellikle iki adımda incelenir. Birinci adımda kullanıcının belirlemiş olduğu minimum destek değerini sağlayan nesnekümeler bulunur. Bu kümelere sık geçen nesnekümeler denir. Birliktelik kuralları madenciliğinin en önemli problemi sık geçen nesnekümelerin sayısının çok fazla olmasıdır. Diğer bir ifade ile n tane nesne içeren bir veri setinde 2^n tane nesneküme oluşturulabilir ve bunların hepsi sık geçen nesneküme olabilir. Büyük veri tabanlarında özellikle de minimum destek eşik değerinin çok düşük olduğu veri tabanlarında sık geçen nesneküme sayısı çok büyük sayılara ulaşabilir. Bu nedenle birliktelik kuralları algoritmalarının performansını belirleyen adım birinci adımdır.

İkinci adım ise sık geçen nesnekümelere kullanarak yine kullanıcının belirlediği minimum güven değerini sağlayan birliktelik kurallarının oluşturulmasıdır. Birliktelik kuralları oluşturmada kullanılan yöntem basittir ve şu şekildedir: Her bir sık geçen nesneküme I ve boş olmayan altkümeleri I_a için minimum güven değerinden büyük ve eşit olan $I_a \Rightarrow I - I_a$ şeklindeki mümkün kurallar oluşturulur (Tablo 1). Tanımlamaya göre oluşturulan bütün kurallar minimum destek ve güven değerine uymalıdır (Han ve Kamber, 2006).

1.4 Apriori Algoritması

Sık geçen nesnekümelere madencilik için hesap karmaşıklığını azaltmanın birçok yolu bulunmaktadır. Ancak bu alanda en bilinen yöntem Apriori algoritmasıdır. Apriori algoritması bazı aday nesnekümelere destek değerlerini saymadan bu adayların elenmesi ile etkili bir çözüm sunar (Agrawal, 1994). Algoritmanın ismi, sık geçen nesnekümelere madenlenmesinde önsel (prior) bilgiyi kullanmasını temel almıştır.

Apriori özelliği: Eğer bir nesneküme sık geçen ise bu kümenin bütün altkümeleri de sık geçen nesneküme olmalıdır.

Apriori algoritması seviye mantığı (level-wise) arama olarak bilinen yinelemeli bir yaklaşım kullanır. Bu yaklaşımda k ögeli nesnekümelere $(k-1)$ ögeli nesnekümelere birleştirilmesiyle oluşturulur. İlk olarak 1 ögeli nesnekümelere oluşturmak için nesnelere destek değerleri hesaplanır, $(k-1)$ 'inci geçişte bulunan sık ögeler (L_{k-1}), k 'ncü geçişte sık geçen nesne aday kümesini (C_k) oluşturmak için kullanılır. Veritabanı tarama ve C_k 'lerin destek değerleri hesaplanır ve L_k 'ler oluşturulur. Bu şekilde algoritma sık geçen nesneküme bulamayınca kadar devam eder (Agrawal, 1994).

Tablo 1. Notasyonlar

k -nesneküme	k nesne içeren bir nesneküme
L_k	Sık geçen k ögeli nesnekümelere (minimum destek değerine göre)
C_k	k ögeli aday nesnekümelere (potansiyel sık geçen nesnekümelere)

L_{k-1} 'in L_k 'nin elde edilmesinde nasıl kullanıldığını anlamak için algoritmanın Birleştirme (Join) ve Budama (Prune) işlemlerini kapsayan adımlar aşağıda anlatıldığı gibidir (Han ve Kamber, 2006).

1. Birleştirme Adımı: L_k 'yi bulmak için k ögeli aday nesnekümelere (C_k), L_{k-1} 'in kendi arasında birleştirilmesiyle oluşturulur. l_1 ve l_2 , L_{k-1} 'de bulunan nesnekümelere olsun. $l_i[j]$ gösterimi, l_i 'deki j . nesneyi temsil eder (örneğin, $l_1[k-2]$, l_1 'deki sondan 2. nesneyi temsil eder). Apriori, bir işlemdeki nesnelere veya nesnekümelere alfabetik sıraya göre sıralandığını varsayar. $k-1$ ögeli nesnekümelere için nesnelere $l_i[1] < l_i[2] < \dots < l_i[k-1]$ şeklinde sıralanmıştır. L_{k-1} 'in ilk $(k-2)$ nesnelere ortak ise $L_{k-1} \times L_{k-1}$ birleşmesi gerçekleştirilebilir.

2. Budama Adımı: C_k 'nin elemanları sık geçen olabilir veya olmayabilir fakat bütün sık geçen nesnekümelere içerir ve L_k 'nin üst kümesidir. C_k 'daki her bir adayın destek değerini hesaplanması için yapılan taramanın sonuçları L_k 'yi belirler (örneğin, minimum destek değerinden büyük ve eşit değere sahip bütün adaylar sık geçen nesneküme olarak tanımlanır ve L_k 'de yer alır). C_k çok büyük boyutta olabilir ve çok ağır hesaplamalar gerektirebilir. C_k 'nin boyutunu azaltmak için Apriori özelliği kullanılır. Herhangi bir sık olmayan $(k-1)$ -nesneküme sık geçen k -nesnekümenin altkümüsi olamaz. Bundan dolayı, aday k -nesnekümenin bütün $(k-1)$ ögeli altkümeleri L_{k-1} 'de yoksa bu aday sık geçen nesneküme olamaz ve C_k 'dan çıkarılır.

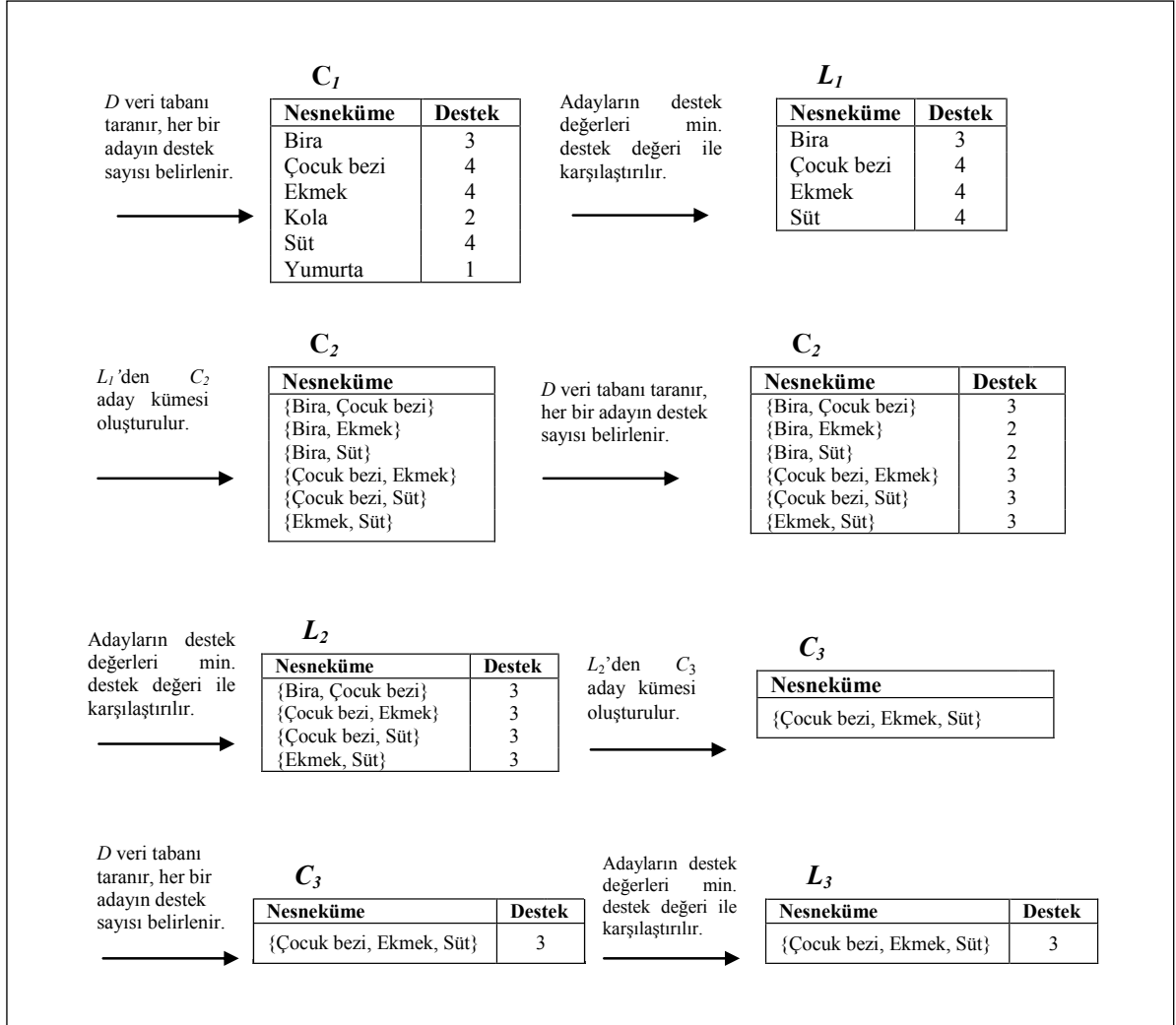
Örnek:

Tablo 2'de bir D veri tabanına ait işlemler verilmiştir. Bu veri tabanında 5 işlem bulunmaktadır, $|D|=5$ şeklinde gösterilir.

Tablo 2. İşlemsel Veriler (Tan vd., 2005).

TID	Nesneler
1	Ekmek, Süt
2	Ekmek, Çocuk bezi, Bira, Yumurta
3	Süt, Çocuk bezi, Bira, Kola
4	Ekmek, Süt, Çocuk bezi, Bira
5	Ekmek, Süt, Çocuk bezi, Kola

- 1) Algoritmanın ilk iterasyonunda her bir 1-nesneküme C_1 aday kümesinin elemanıdır. Algoritma, her ürünün destek değerini hesaplamak için bütün işlemleri basitçe tarar (Şekil 2).
- 2) Destek eşik değeri 3 olarak belirlenmiştir ($3/5 = \%60$). 1 ögeli nesneküme ile sık geçen L_1 kümesi oluşturulur. Bu örneğe göre C_1 kümesindeki 4 adayın destek değerleri minimum destek değerinin üzerindedir.
- 3) 2 ögeli sık geçen nesneküme (L_2) algoritma $L_1 \in L_1$ birleşmesini kullanır ve 2 ögeli nesneküme (C_2) oluşturur. C_2, L_1 'in ikili kombinasyonlarından oluşur.
- 4) D veri tabanındaki işlemler taranır ve C_2 kümesindeki nesnelere destek değerleri belirlenir.
- 5) C_2 kümesindeki minimum destek değerine sahip olan 2 ögeli nesneküme L_2 'yi oluşturur.
- 6) 3 ögeli adaylar kümesini (C_3) oluşturmak için $L_2 \in L_2$ birleşimi kullanılır. Detayları aşağıda anlatılan 3 ögeli adaylar kümesi $C_3 = L_2 \in L_2 = \{\{\text{Çocuk bezi, Ekmek, Süt}\}\}$ şeklinde elde edilir.
- a) Birleşme: $C_3 = L_2 \in L_2 = \{\{\text{Bira, Çocuk bezi}, \{\text{Çocuk bezi, Ekmek}\}, \{\text{Çocuk bezi, Süt}\}, \{\text{Ekmek, Süt}\}\} \in \{\{\text{Bira, Çocuk bezi}, \{\text{Çocuk bezi, Ekmek}\}, \{\text{Çocuk bezi, Süt}\}, \{\text{Ekmek, Süt}\}\}$



Şekil 2. Apriori Algoritmasının Adımları

- = {{Bira, Çocuk bezi, Ekmek}, {Bira, Çocuk bezi, Süt}, {Çocuk bezi, Ekmek, Süt}}.
- b) Budama, Apriori özelliğini kullanarak:
- {Bira, Çocuk bezi, Ekmek}'in 2 ögeli alt kümeleri {Bira, Çocuk bezi}, {Bira, Ekmek} ve {Çocuk bezi, Ekmek}'tir. {Bira, Ekmek} L_2 'nin üyesi olmadığından sık geçen nesneküme değildir. Bu yüzden C_3 'ten çıkarılır.
 - {Bira, Çocuk bezi, Süt}'in 2 ögeli alt kümeleri {Bira, Çocuk bezi}, {Bira, Süt} ve {Çocuk bezi, Süt}'tür. {Bira, Süt} L_2 'nin üyesi olmadığından sık geçen nesneküme değildir. Bu yüzden C_3 'ten çıkarılır.
 - {Çocuk bezi, Ekmek, Süt}'in 2 ögeli alt kümeleri {Çocuk bezi, Ekmek}, {Çocuk bezi, Süt} ve {Ekmek, Süt}'tür. Bütün 2 ögeli nesneküme L_2 'nin üyesidir ve C_3 'te saklanır.
- 7) D veri tabanı taranır ve C_3 kümesindeki nesnelere destek değerleri belirlenir.
- 8) 4 ögeli adaylar kümesini (C_4) oluşturmak için $L_3 \propto L_3$ birleşimi kullanılır. L_3 kümesinde tek bir nesneküme olduğundan dolayı C_4 boş kümedir ve algoritma sık geçen bütün nesneküme bulduğundan sonlandırılır.

Apriori algoritmasının budama stratejisinin etkinliği basit bir hesapla görülebilir. Yukarıdaki örnekte; normalde bir ögeliden üç ögeli nesneye kadar oluşturulabilecek toplam aday sayısı Eşitlik (1)'de, Apriori algoritması ile oluşturulan toplam aday sayısı Eşitlik (2)'de verilmiştir. Sonuç olarak, Apriori algoritması ile oluşturulan aday sayısında % 61 azalma olduğu görülmektedir (Han ve Kamber, 2006).

$$\binom{6}{1} + \binom{6}{2} + \binom{6}{3} = 6 + 15 + 20 = 41 \quad (1)$$

$$\binom{6}{1} + \binom{4}{2} + \binom{4}{3} = 6 + 6 + 4 = 16 \quad (2)$$

Apriori algoritması ile elde edilen sık geçen nesnekümenin alt kümeleri {Çocuk bezi, Ekmek}, {Çocuk bezi, Süt}, {Ekmek, Süt}, {Çocuk bezi,

{Ekmek}, {Süt}'tür. Bu sık kümeden oluşturulabilecek birliktelik kuralları aşağıdaki gibidir. Burada destek eşik değeri üç olarak belirlenmiştir yani ($3/5 = \%60$)'tır ve minimum güven eşik değeri $\%75$ 'tir.

$$\text{Çocuk bezi} \wedge \text{Ekmek} \Rightarrow \text{Süt}, \quad \text{güven} = 3/3 = \%100$$

$$\text{Çocuk bezi} \wedge \text{Süt} \Rightarrow \text{Ekmek}, \quad \text{güven} = 3/3 = \%100$$

$$\text{Ekmek} \wedge \text{Süt} \Rightarrow \text{Çocuk bezi}, \quad \text{güven} = 3/3 = \%100$$

$$\text{Çocuk bezi} \Rightarrow \text{Ekmek} \wedge \text{Süt}, \quad \text{güven} = 3/4 = \%75$$

$$\text{Ekmek} \Rightarrow \text{Çocuk bezi} \wedge \text{Süt}, \quad \text{güven} = 3/4 = \%75$$

$$\text{Süt} \Rightarrow \text{Çocuk bezi} \wedge \text{Ekmek}, \quad \text{güven} = 3/4 = \%75$$

Minimum güven eşik değeri $\%80$ olarak belirlenirse birinci, ikinci ve üçüncü kurallar güçlü birliktelik kuralları olarak belirlenir.

2. METODOLOJİ

Bu makalede Daimler Chrysler ve SPSS tarafından oluşturulan ve veri madenciliği literatüründe kabul görmüş bir süreç olan CRISP-DM Metodolojisinden yararlanılmıştır. CRISPM-DM metodolojisine göre veri madenciliği projesi altı safhadan oluşmaktadır: İş analizi, Verinin anlaşılması, verinin hazırlanması, Modelleme, Değerlendirme, Uygulama.

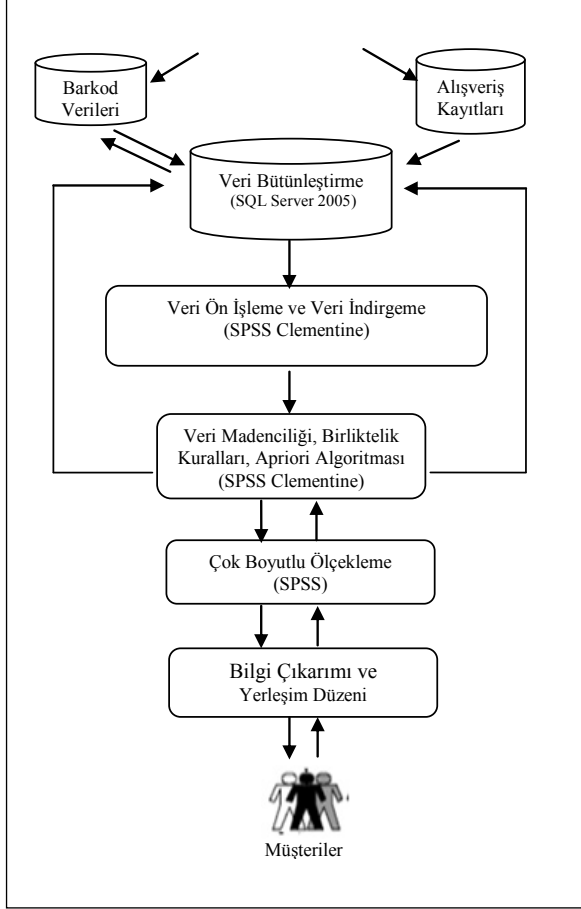
2.1 İş Analizi

Bu çalışmanın amacı, bir süpermarkete ait alışveriş kayıtlarını kullanarak hangi ürünlerin birlikte satılma eğiliminde olduğu bilgisini vermek ve bu bilgiler doğrultusunda yeni bir yerleşim düzeni yapmaktır. Şekil 3'te çalışmanın aşamaları gösterilmiştir.

Bu makalede Sakarya Üniversitesi'nin Endüstri Mühendisliği Bölümüne ait lisanslı program olan SPSS şirketinin veri madenciliği için geliştirdiği SPSS Clementine programının Apriori algoritması, veri tabanı olarakta SQL Server 2005 kullanılmıştır.

2.2 Verinin Anlaşılması ve Modellemeye Hazırlanması

Bu aşamada veriyi tanıma, veri kaynağına bağlanma, veri kalitesini anlama, verinin grafiksel olarak incelenmesi ve analizin yanlış yönlendirilmesine neden olabilecek verilerin temizlenmesi işlemleri yapılmıştır.



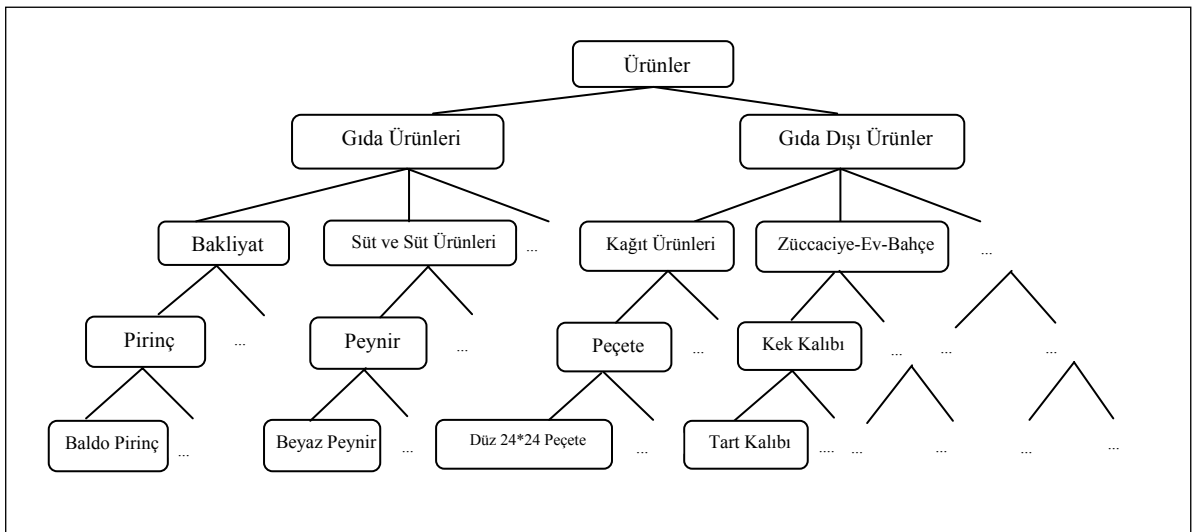
Şekil 3. Çalışmanın Kapsamı

Bu makalede, Migros Türk A.Ş. MMM büyüklüğündeki bir mağazaya ait 01.01.2003 ve 31.05.2003 tarihleri arasındaki alışveriş kayıtları kullanılmıştır.

2.2.1 Veri tabanı oluşturma

Migros firmasından alınan veriler iki metin dosyası şeklindedir. Birinci dosyada alışveriş kayıtları, diğerinde ise ürün verileri bulunmaktadır. Ürün kodları incelendiğinde toplam 12.077 ürün ve 558 ürün grubu olduğu gözlenmiştir. Alışveriş kayıtları metin dosyasındaki alanları sırasıyla; alışveriş tarihi, kasa no, fiş no ve barkod kodu şeklindedir. Ürün verileri metin dosyasındaki alanlar sırasıyla; barkod kod, ürün adı ve grup kodu şeklindedir.

Bu makalede birliklik kurallarından elde edilecek sonuçlar ile geleneksel perakendecilik teorisine göre marketlerde kullanılması uygun olan ızgara tip market düzeni önerisi geliştirilmiştir. ızgara yerleşim düzeninde, daha önceden de bahsedildiği üzere müşteriler alışverişlerini hiyerarşik bir seviyede yapmaktadırlar. Migros firmasından alınan verilerde mevcut olan hiyerarşik yapı son ürün ve alt ürün kategorileri şeklindedir. Veriler detaylı incelenerek toplamda 35 adet ana ürün kategorisi elde edilmiştir. Böylece Şekil 4'te gösterildiği gibi ana ürün kategorileri-alt ürün kategorileri-son ürün hiyerarsisi oluşturulmuştur.



Şekil 4. Ürün Hiyerarşisi

Veritabanı yönetim sistemi olarak SQL Server 2005 kullanılmıştır. Veriler öncelikle SQL Server'a aktarılarak tablolar oluşturulmuştur. Veri setindeki fiş numarası kasa numarasına bağlı olarak mükerrer olduğundan, bir müşteri numarası tarih, kasa no ve fiş no'dan oluşmaktadır. Yine SQL kodları kullanılarak aynı tablo üzerinde yeni bir alan eklenerek müşteri numaraları oluşturulur. Toplamda 186.883 adet müşteri kaydı elde edilmiştir.

SPSS Clementine'da Apriori algoritmasını çalıştırabilmek için verilerin tabular formata getirilmesi gerekmektedir. Bu tablo ürün tablosu ile alışveriş kayıtları tablosundan elde edilecektir. Son olarak SQL kodları kullanılarak satırlarda müşteri numaralarının sütunlarda ise ana ürün kategorileri kodlarının bulunduğu SPSS Clementine'da kullanılacak olan tabular formattaki kayıtlar oluşturulur.

Veriler SQL'de özet tablo şekline dönüştürüldükten sonra SPSS Clementine'da SQL veri tabanına bağlanma işlemleri yapılarak veri kaynağına erişim sağlanır ve veri temizleme işlemleri yapılır.

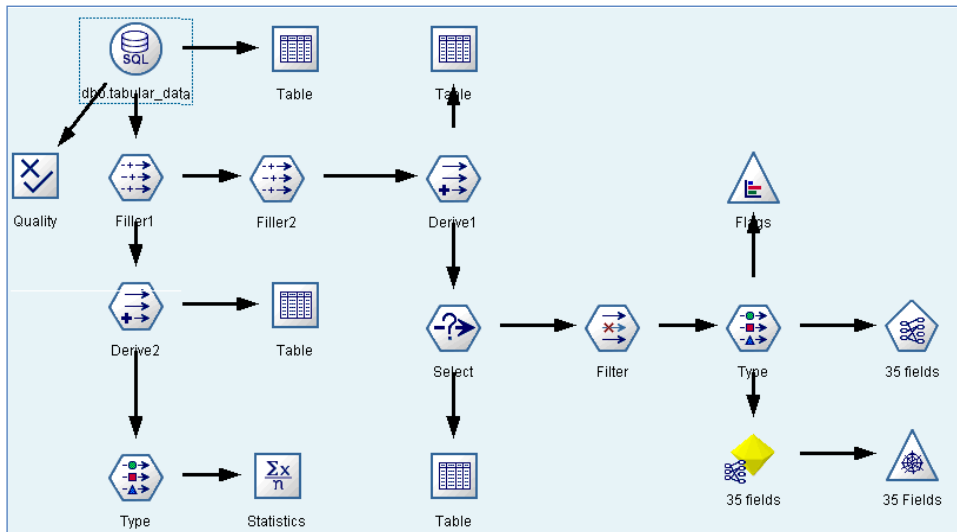
2.3 Modelleme

Bu çalışmada birliktelik kuralları algoritmalarından bilinen en temel algoritma olan Apriori algoritmasından yararlanılmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda Apriori algoritması, minimum destek değeri %0,5,

güven değeri %20 ve öncül sayısı 1 olacak şekilde çalıştırılmıştır. Öncül sayısının 1 olmasının amacı sadece ikili ürünler arasındaki ilişkileri görebilme için. Şekil 5'te Clementine'da kurulan modelin son aşamasındaki görüntüsü verilmiştir.

Clementine'de veri kaynağına erişim ve veri temizleme işlemlerinin yapılmasının sonucunda model oluşturuldu. Modelde yapılan işlemler aşağıdaki maddelerde özetlenmiştir;

- Quality düşümü verinin kalitesi hakkında bilgi vermektedir. Örneğin, mid alanında hiç boş/null değer yoktur, tamamlanma oranı %100'dür.
- Filler1 düğümü ile "nul" değerler sıfıra dönüştürülmüştür.
- Filler2 düğümü ile 1'den büyük değerler 1 olarak değiştirilmiştir.
- Derive1,select ve filter düğümü ile sadece bir tane ürünü alan müşteriler çıkarılmıştır.
- Type düğümü ile verilerin tip ve yönleri belirlenmiştir.
- Flags düğümü sadece bir ürün alan müşteriler elendikten sonra ürün hakkında bilgi veren grafiklerdir.
- Derive2 düğümü bir müşterinin alışveriş toplamını göstermektedir.
- Statistics düğümü tanımlayıcı istatistikleri elde etmeyi sağlamaktadır. Veri seti hakkında, statistics



Şekil 5. Clementine'da Kurulan Modelin Görüntüsü

düğümü ile elde edilen temel istatistik bilgileri Tablo 3.a ve Tablo 3.b'de özetlendiği gibidir.

Tablo 3a. Tanımlayıcı İstatistikler

	Fişlerdeki Hareket Sayıları
Toplam	1.047.267
Ortalama	6
Medyan	3
Mod	1
Maksimum	125
Minimum	1

Tablo 3b. En Sık Satan Altı Ürün

Ana Ürün Kategorisi	Satış miktarı (kere)	%
Çerezler(19)	152.122	14,62
İçecekler(11)	100.461	9,66
Sebze(21)	85.153	8,19
Süt ve süt ürünleri(5)	77.702	7,42
Kozmetik(29)	60.574	5,82
Unlu mamuller(10)	48.960	4,71

Tablo 4. Birliklik Kuralları

Öncül	Sonuç	Güven%	Destek%	Lift (ilginçlik derecesi)
Yumurta (25)	Süt ve süt ürünleri(5)	77	5,58	2,36
Tatlılar ve hamur işleri(9)	Çerezler(19)	69	5,00	1,41
Kahvaltılıklar(8)	Çerezler(19)	61	8,00	1,26
Tavuk ürünleri(16)	Sebze(21)	56	5,20	2,81

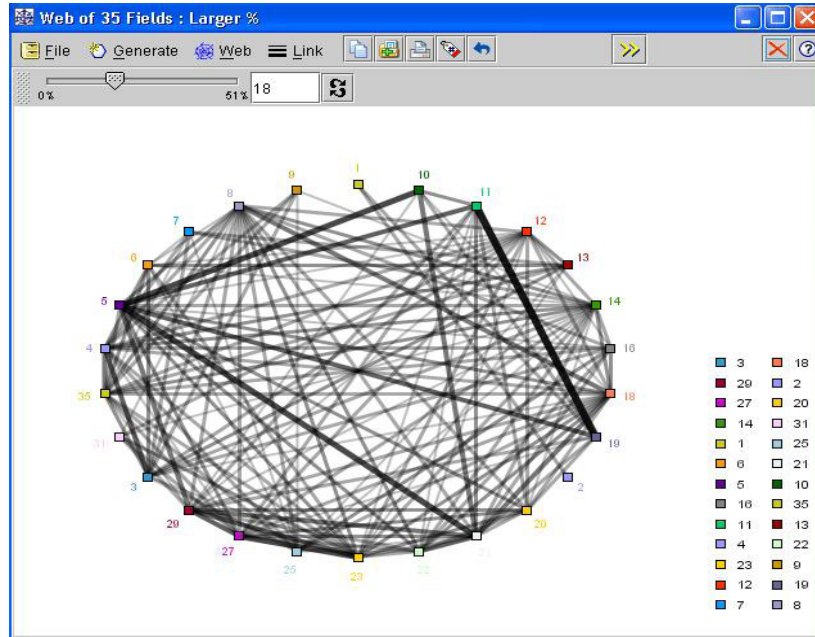
Tablo 5. En Güçlü Birliklikler

Ürün1	Ürün2	Çizgiler %
İçecekler (11)	Çerezler(19)	52,67
Süt ve süt ürünleri(5)	Sebze(21)	41,50
Deterjan ve temizlik ürünleri(23)	Kağıt ürünleri(27)	41,35
Süt ve süt ürünleri(5)	Unlu mamüller(10)	40,70
Sebze(21)	Meyve(22)	38,84
Kağıt ürünleri(27)	Kozmetik(29)	38,66
Deterjan ve temizlik ürünleri(23)	Kozmetik(29)	38,58
Süt ve süt ürünleri(5)	İçecekler(11)	37,59
Süt ve süt ürünleri(5)	Çerezler(19)	36,00
Bakliyat(3)	Makama (4)	35,41

Sonuç olarak toplamda 518 tane kural oluşmuştur. Modelin çalıştırılması sonucunda elde edilen kurallardan bazıları Tablo 4'te verilmiştir, devam eden maddelerde de kuralların anlamları açıklanmıştır. Lift kuralın ilginçlik derecesini ifade etmektedir. Lift değeri 1'den ne kadar büyük olursa kuralın ilginçlik derecesi artmaktadır.

- Yumurta ürününü alan müşteriler %77 olasılıkla Süt ve süt ürünlerini de almaktadır. Bu ürünlerin veri setindeki işlemlerde birlikte bulunma olasılığı %5,58'tir.
- Tatlılar ve hamur işleri ürününü alan müşteriler %69 olasılıkla Çerezler ürününü de almaktadır. Bu ürünlerin veri setindeki işlemlerde birlikte bulunma olasılığı %5,00'dir.

Ürünler arasındaki ilişkileri görebilmek için Clementine'da web grafiğinden yararlanılmıştır. Web grafiğindeki çizgi kalınlığı ilişkinin baskınlığını göstermektedir. Çizgi kalınlığı arttıkça ilişkinin kuvvetliliği de artmaktadır. Şekil 6'da gösterilen grafikte çizgi değeri %18 olarak ayarlanmıştır. Bu



Şekil 6. İlişki Seviyesi %18 Üzerinde Olan Ürünlerin Birliktelik Diyagramı

grafikte aralarındaki ilişki %18'den büyük ve eşit olan ürün kategorileri yer almaktadır. Tablo 5'te en güçlü birlikteliklere sahip ürünler gösterilmiştir. Örneğin; İçecekler ve Çerezler ürün kategorileri arasındaki ilişki %52,67 ile en güçlü olanıdır.

2.4 Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi

ÇBÖ analizi, nesne ya da birimler arasında gözlemlenen benzerlikler ya da farklılıklardan oluşan uzaklık değerlerine dayalı olarak bu nesnelerin tek ya da çok boyutlu uzaydaki gösterimini elde etmeyi amaçlayan, böylece nesnelere arasındaki ilişkilerin belirlenmesini sağlayan çok değişkenli bir istatistiksel analiz yöntemidir (Yenidoğan, 2008), (Kruskal, 1978).

Pazarlamacılar ÇBÖ metodlarını, varlıklar üzerindeki (markalar, reyon mağazaları, başkan adayları vs.) müşteri algı ve önceliklerinin öklid uzaydaki bir haritada gösterilmesinde kullanmışlardır. ÇBÖ analizinin temel sonucu bir uzaysal haritadır. Veri uzaklık matrisinden elde edilen birim ya da nesnelere arası uzaklıkların daha az boyutlu bir grafiksel olarak gösterilir.

ÇBÖ'de n birim ya da nesneden oluşan bir veri

setinden elde edilen uzaklık değerleriyle, n noktanın tek ya da m ($m < n$) boyutlu uzayda, genellikle öklid uzayında grafiksel gösterimini elde etmek amaçlanmaktadır. M boyutlu bir öklid uzayında, i . ve j . noktalar arasındaki uzaklık eşitlik 3'teki gibi elde edilmektedir (Giguere, 2006).

$$d_{ij} = \sqrt{\sum_{a=1}^m (x_{ia} - x_{ja})^2} \quad (3)$$

Burada a ilgili boyutu, m boyut sayısını, d_{ij} ; i ve j noktaları arasındaki öklid uzaklığını, p_{ij} ; i ve j noktaları arasındaki gözlenen uzaklığı, x_{ia} ve x_{ja} ise a eksenindeki i ve j noktalarının kendi koordinatlarını temsil etmektedir. Veri setinde bulunan i . ve j . birimler arasındaki uzaklık ölçümü p_{ij} ile gösterilmek üzere, ÇBÖ bu uzaklıkların bir geometrik uzayda, örneğin öklid uzayında gösterimini sağlar. Öklid uzaklıkları (d_{ij}) ile gözlenen uzaklıklar (p_{ij}) arasındaki ilişki, uygun bir $d_{ij} = f(p_{ij})$ dönüşümü yardımıyla ortaya konulur. Uzaklıklara dayalı bu yöntemde genel olarak öklid uzaklıklarının kullanılmasına karşın, asimetrik uzaklıkların bulunması durumunda öklid yerine diğer uzaklık ölçütlerinden de yararlanılmaktadır (Sığırlı vd., 2006).

Uyumun veya uyum iyiliğinin bir ölçüsü olan gerginlik (stress) ölçüsü, ÇBÖ analizinde geniş bir kullanıma sahiptir ve analiz sonucu elde edilen grafiksel düzenlemede kullanılan boyut sayısının uygun olup olmadığının belirlenmesinde önemli bir ölçüt olarak karşımıza çıkmaktadır. Burada n değişkenli n boyutlu veri matrisine sahip olan n birey ya da birimin kaç boyutlu bir uzayda gösterilebileceğine karar vermede, istenilen boyut için elde edilen konfigürasyon uzaklıkları ile orijinal veriden elde edilen uzaklıklar arasındaki uygunluk dikkate alınmaktadır. Gerginlik ölçüsü;

$$S = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n (\partial_{ij} - d_{ij})^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=i+1}^n d_{ij}^2}} \quad (4)$$

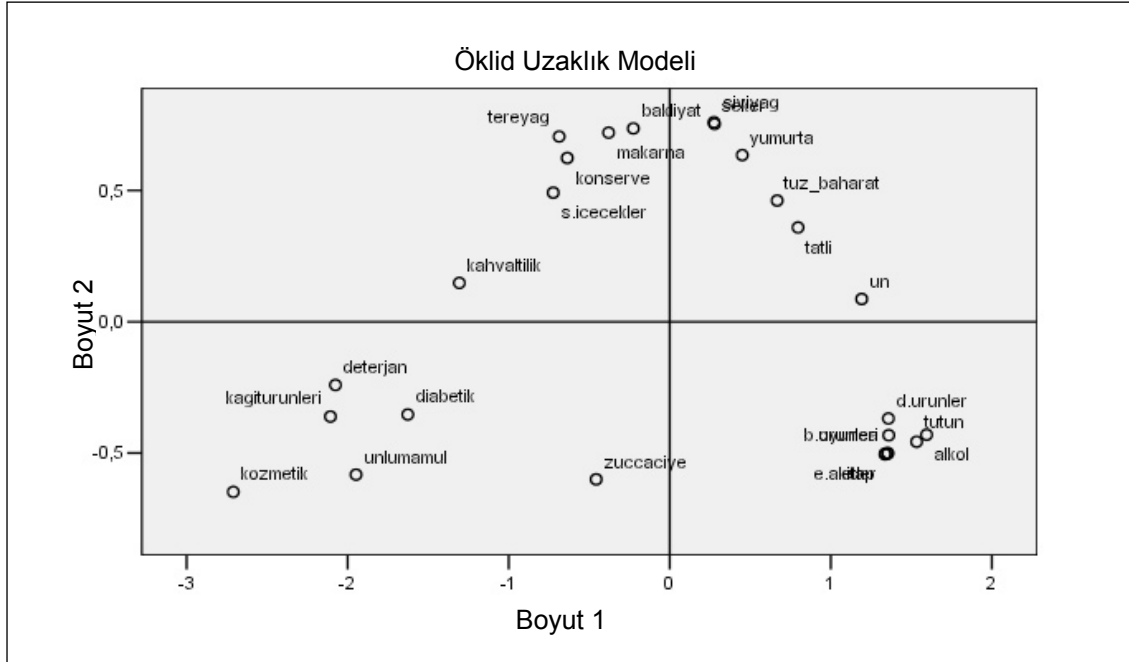
Burada n veri setindeki eleman ya da nesne sayısını, ∂_{ij} değerleri gözlenen uzaklıklar olan p_{ij} değerlerinin, geometrik sunumdaki d_{ij} uzaklıklarına optimal yakınsamalarını ifade etmektedirler. Stres değerinin sıfıra eşit olması mükemmel uyumu gösterirken, bire eşit olması tam uyumsuzluğu göstermektedir. Kruskal

(1978) 0,05 stres değerinin iyi, 0,20 stres değerinin zayıf bir uyumu gösterdiğini ileri sürmüştür. Ancak bu değişebilen bir kavram olup, birim ya da nesne sayısı arttıkça ve boyut sayısı azaldıkça stres değerinin arttığı bilinmektedir.

2.4.1 Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi ile Ürün Haritasının Çıkarılması

Birliklik kuralları sonucunda ürünler arasındaki ilişkiler hakkında bilgiler verilmiştir. Bu bilgilerin nasıl kullanılacağı konusunun önem arz ettiği, market sepet analizi sonuçlarının kampanya, yerleşim düzeni gibi alanlarda kullanıldığından önceki bölümlerde bahsedilmiştir. Bu çalışmanın amacı doğrultusunda birliklik kuralları sonuçları çok boyutlu karar verme metodlarından ÇBÖ analizi kullanılarak yeni bir yerleşim düzeni geliştirilmeye çalışılmıştır. Bu kapsamda, birliklik kurallarından elde edilen güven değeri ile ürünler arasında yakınlık matrisi oluşturulmuştur. Oluşturulan ilişki matrisi ile SPSS programında ÇBÖ analizi yapılarak ürünlerin iki boyutlu düzlemde grafiksel gösterimleri elde edilmiştir.

ÇBÖ analizi sonuçları ve ürün haritası Şekil 7'de



Şekil 7. ÇBÖ Analizi ile elde edilen ürün haritası

gösterildiği gibidir. Sebze-meyve, süt ve süt ürünleri, çerez, içecek ürün kategorileri aralarındaki çok güçlü birliktelikler diğer ürünler arasındaki kümeleşmeyi görmeyi güçleştirdiğinden bu ürün kategorileri analize dahil edilmemiştir.

ÇBÖ analiz sonucuna göre stres değeri 0,093 ve kareli korelasyon katsayısının (R^2) değeri 0,96 olarak elde edilmiştir. Sonuçlar anlamlı ve kabul edilebilirdir. Şekil 7'de görüldüğü gibi belirgin olarak dört küme oluşmuştur. Birinci küme; bakliyat, makarna, konserve, sıcak içecekler, kahvaltılık ürünlerinden oluşmaktadır. Birinci kümeye en yakın olan ikinci kümede temel gıda ürünleri olan sıvıyağ, şeker, yumurta, tuz-baharat-harç, un ve tatlı/hamur işleri ürün kategorileri bulunmaktadır. Üçüncü küme, kâğıt ürünleri, deterjan ve temizlik ürünleri, kozmetik ve cilt bakım ürünleri, unlu mamuller ve diyabetik ürünlerinden oluşmaktadır. Dördüncü kümede ise alkollü içecekler, tütün, kitap-dergi-kırtasiye, oyuncak-pet ürünleri-hobi, tekstil ve bebek ürünleri yer almaktadır.

2.5. Değerlendirme ve Modelinin Geçerliliği

Birliktelik kuralları madenciliği sonucu da ürün kategorileri arasındaki ilişki diyagramı ve en baskın birlikteliklere sahip ürünler (Bkz. Tablo 5) tablosuna bakıldığında içecekler, çerez, süt ürünleri, sebze, unlu mamuller, deterjan ve temizlik ürünleri, kâğıt temizlik ürünleri, kozmetik ürün kategorileri arasındaki ilişkilerin en güçlü birliktelikler olduğu görülmektedir.

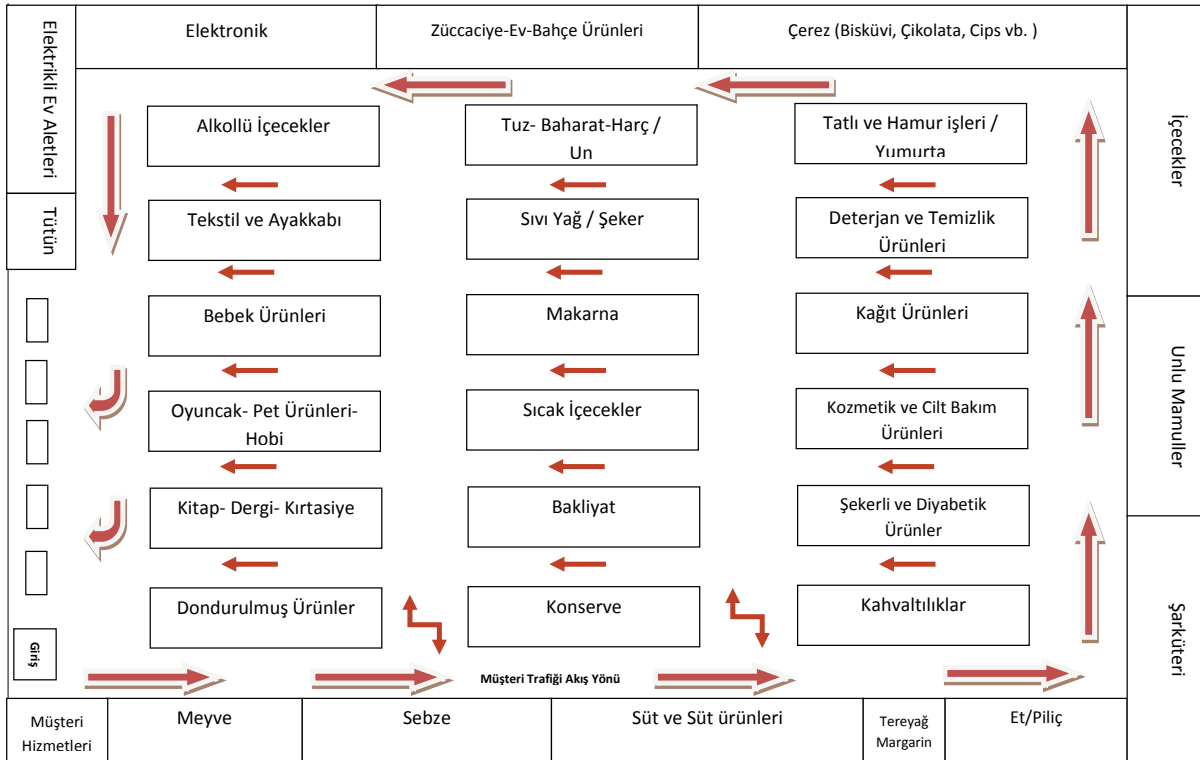
Migros mağazasının mevcut yerleşim düzeni incelendiğinde en sık satılan ürünlerin birbirine yakın yerlerde olduğu gözlenmiştir. Şekil 8'de verilen mevcut yerleşim düzeninde, kırmızı çizgili alan genel olarak müşterilerin alışveriş yaptığı bölgeyi ifade etmektedir. Müşterinin satınalma davranışlarını etkilemeyi, alışveriş zamanını ve satınalmaları arttırmayı hedefleyen yeni yerleşim düzeni de Şekil 9'da gösterilmiştir. Mevcut yerleşim düzenindeki hatalar ve yapılan değişiklikler devam eden maddelerde anlatıldığı gibidir.

1. Öncelikle mağazanın kasalarının yerleri değiştirilmiştir. Mevcut düzende kasalar mağazanın uzun kenarına paralel şekilde yerleştirilmiştir. Bu yerleşim mağazanın orta alanının kullanımını kısıtladığından (reyonlar sadece birbirine paralel iki sıra şeklinde), kasalar mağazanın kısa kenarına paralel olacak şekilde yerleştirilmiştir. Böylelikle mağazanın arka duvarına doğru paralel reyon sayısı üçe çıkarılarak ürün kümeleri arasındaki ilişkilerin daha iyi gösterilmesi sağlanmıştır.
2. Mağaza içi yerleşim düzeni kurallarına göre; market girişinin sağ tarafında sebze-meyve reyonları yer almalıdır. Bu yüzden mağaza yerleşimine ilk olarak sebze-meyve reyonu ile başlanmıştır. Bu iki madde birliktelik kuralları ile ilgili değil, genel yerleşim kurallarıdır.
3. Sebze ürün kategorisi ile arasında en güçlü birlikteliğe sahip ürün grubu olan süt ve süt ürünleri; meyve-sebze reyonunun yanında yer almaktadır.
4. Süt ve süt ürünleri dolapta teşhir edilen ürün grubu olduğundan devamında yine dolapta teşhir edilmesi gereken tereyağ-margarin, et/piliç, şarküteri ürün grubu yerleştirilmiştir.
5. Süt ve süt ürünlerinden sonra aralarında güçlü ilişki bulunan unlu mamuller, içecek ve çerez ürün grupları yerleştirilmiştir. Bu ürünlerinin satış sıklığı fazla olduğundan müşterilerin bu ürünleri market içerisinde arama ihtimali yüksektir. Bu yüzden bu ürünler mağazanın arka taraflarına yerleştirilmiştir. Böylece müşterinin mağaza içerisinde dolaşması sağlanarak alışveriş zamanı arttırılmaya çalışılmıştır. Mevcut yerleşimde içecekler ve çerez ürün grubu hemen mağaza girişinde bulunmaktaydı. İçecekler ve çerez ürünü grubu arasındaki birliktelik yaklaşık %53 ile en güçlü olan ilişkidir. Bu ürün gruplarının mağaza girişinde kasa yakınında ve yan yana olmaları müşterileri başka ürün almaya yönlendirmeden alışverişlerini sonlandırmasına neden olabileceği için bu ürünlerin marketin arka taraflarında ve süt ürünlerinden sonra teşhir edilmesi fayda sağlayacaktır.

6. İçecekler, çerez, süt ve süt ürünlerinin arasına üçüncü kümedeki ürünler yerleştirilmiştir. Daha önceden de ifade edildiği gibi, bu ürün kategorileri arasındaki birliklilikler en güçlü birlikliliklerdir.
7. Marketin orta sıradaki reyonlarına birbirleri arasındaki ilişkilere göre birinci ve ikinci kümedeki ürünler yerleştirilmiştir.
8. Mağaza yerleşim düzeni kurallarına göre hacimli ürünlerin kasa çıkışına yakın yerde olması gerektiğinden elektrikli ve elektronik ev aletleri, züccaciye-ev-bahçe ürünleri marketin en sonuna yerleştirilmiştir. Mevcut yerleşim düzeninde bu ürün grubu dağınık parçalar halinde mağazanın çeşitli kısımlarında yer almaktaydı. Bu adım birliklilik kuralları ile ilgili değildir.
9. Son olarak da dördüncü kümeyi oluşturan ürünler mağaza girişinin önündeki reyonlara yerleştirilmiştir. Bilindiği gibi mağaza girişinde bulunan ürünlerin arka taraftaki ürünlere göre

satılma ihtimali daha yüksektir. Mağazanın arka tarafına yerleştirilen ürünler temel ihtiyaç ürünleri ve satış sıklığı yüksek olan ürünler olduğundan ön tarafa yerleştirilen gıda dışı bu ürünlerin değerinin artması beklenmektedir.

Sektördeki önde gelen diğer firmaların yerleşim düzeni örnekleri incelendiğinde, genellikle mağaza girişinin sağ tarafından meyve-sebze ürünleri ile yerleşime başlandığı devamında dolapta teşhir edilen süt ve süt ürünleri, et/piliç, şarküteri ürünlerinin yer aldığı, içecekler ve hacimli/kırılabilir ürünler olan elektronik-züccaciye ürünleri ile mağazanın duvar kenarındaki yerleşimin tamamlandığı görülmüştür. Mağazanın orta alanlarında ise temel besin gıdaları ve temizlik/cilt bakım ürünleri; ön taraflarda ise ürün değeri arttırılmak istenen gıda dışı ürünlerin teşhir edildiği yapılan gözlemlerde elde edilen diğer sonuçlardır.



Şekil 8. Mevcut Yerleşim Düzeni

Ekmek		Şarküteri					Et Ürünleri			Paket Et/Piliç
Unlu Mamuller		Dondurulmuş Ürünler	Cam Ürünler	Kağıt Ürünler	Deterjan ve Temizlik Ürünleri	Kozmetik ve Cilt Bakım Ürünleri	Kahvaltılık-Süt-Yumurta Şeker-Çay-Kahve	Bakliyat - Makarna Konserve	Sıvı Yağlar	
Mutfak Gereçleri										Süt Ürünleri
Plastik Ev Alet.		Oyuncaak- Kırtasiye - Kitap	Ev Tekstili	Tekstil ve Ayakkabı	Oto Aksesuar- Elektrik Malzemeleri	Meşrubat – Alkollü İçecekler	Çerez (Bisküvi, Çikolata, Cips vb.)	Sezonluk- Promosyon ürünleri		Meyve- Sebze
Elektrikli Ev Alet.	Kuruyemiş							Giriş		Müşteri Hizmetleri

Şekil 9. Önerilen Yerleşim Düzeni

3. SONUÇLAR

Süpermarket yerleşimi yöneticiler açısından önem düzeyi yüksek bir iştir. Bu yönde yöneticilerin doğru ve geçerli bilgiye dayalı, çözümlenmiş “karar alma” gereksinimleri vardır. Bu kararlarında veri madenciliği ve karar destek sistemlerinin katkısı oldukça önemlidir. Önceki kısımlarda belirtildiği üzere karar vericiye sağlanacak destek açısından günümüzde iki tür karar destek sistemi vardır. Bu çalışmada sunulan karar destek sistemi ile veri madenciliği bütünleşmesi ikinci gruba girmektedir.

Literatürde veri madenciliği uygulama alanı olarak yerleşim yeri düzenleme yaygın olarak belirtilmiş olsa da doğrudan yerleşim yeri planlamaya dair birkaç tane raf düzenleme ve türevlerinin dışında çokça yaygın yapılmadığı söylenebilir. Birliktelik kurallarından elde edilen ilişki matrisi çok boyutlu ölçekleme analizinde kullanılarak ürün kategorilerinin market içinde yerleri belirlenmiştir. Bu nedenle bu çalışma sadece bir vaka analizi değildir. Birliktelik kurallarının doğrudan

yerleşim yerine uygulanmış olması çalışmanın önemli bir sonucunu ifade etmektedir. İfade edildiği gibi bu çalışmanın en önemli sonuçlarından biri Veri madenciliği ile karar desteği bütünleşmesini gerçekleştirmesidir. Önce CRISPM-DM metodolojisine göre veri madenciliği aşaması tamamlanmakta, daha sonrada veri madenciliği ile elde edilen kurallar ÇBÖ Analizi ile grafik düzlemde görsel hâle getirilerek market yerleşim kararlarının verilmesinde karar vericilere önemli destek sağlamaktadır. İlk aşama çözümlenme aşamasıdır. Burada veri tabanlarındaki veriler birliktelik kuralı yöntemiyle analiz edilmektedir. Bu makalede, SPSS Clementine veri madenciliği programının Apriori algoritması aracı ile gerçek veriler üzerinde birliktelik kuralları madenciliği yapılmıştır. Bu analiz sonucunda ürün kategorileri arasındaki birlikteliğe dayalı olarak süpermarket yerleşimine temel teşkil edecek önemli örüntüler elde edilmiştir. Birliktelik kuralları madenciliğinden elde edilen kurallar sonucunda birlikte satılma eğilimi gösteren ürünler ve ürünler arasındaki ilişkiler hakkında önemli bilgiler

elde edilmiştir. Son aşamada ise ürünler arasındaki ilişkiler, çok boyutlu karar verme metodlarından ÇBÖ analizi ile değerlendirilerek iki boyutlu düzlemde ürün haritası elde edilmiştir. Birlikte kuralları ve ÇBÖ analizi sonuçları ışığında firma için yeni bir yerleşim düzeni önerilmiştir. Böylece amaçlandığı üzere önerilen yerleşim düzeni ile müşteri davranışlarının etkilenmesi sağlanacaktır. Geliştirilen bu yaklaşım ülkemizin önde gelen perakende satış firmalarından biri olan Migros Türk A.Ş.den sağlanan verilerle de deneysel olarak gerçekleştirilmiştir.

Bu yaklaşım önerilen yerleşim düzeninin yanında süpermarket yerleşim düzenine farklı bir bakış açısı da kazandırmaktadır. O da tedarikçi yönelimli sektör bazlı yerleşim tarzından müşteri yönelimli tüketim evreni bazlı bir yerleşim biçimine geçilmesi gerçeğini vurgulamaktadır. Bilindiği üzere günümüzdeki yaygın olan süpermarket yerleşim tarzı manav, züccaciye, et ürünleri vb. gibi sektör bazlıdır. Bu yerleşim tarzında tedarikçilerin etkisi daha belirgindir ve bu yerleşim düzeni zaman kısıtı olan müşterilerin gereksinimlerine cevap verememektedir. Yeni eğilim ise müşterinin aradığı ürünlerin bir arada olduğu tüketim evreni tarzındaki yerleşim biçimidir. ÇBÖ analizi ile elde edilen ürün haritasından da görüleceği gibi dört tane tüketim evreni oluşmuştur. Bu çalışmayla bu alanda önemli bir deneysel çalışma gerçekleştirilmiş olmaktadır. Bu alan daha çok çalışmanın yapılacağı bakir bir alandır.

KAYNAKÇA

1. Agrawal, R., Srikant, R., 1994. "Fast Algorithms For Mining Association Rules", Proceedings of the 20th VLDB Conference, Santiago, Syf. 487-499.
2. Arslan, F.M., Bayçu S., 2006. "Mağaza Atmosferi", Anadolu Üniversitesi Web-Ofset, Syf. 237-254.
3. Mladenic, D.; Lavrac, N.; Bohanec, M.; Moyle, S., 2003. "Data Mining and Decision Support Integration and Collaboration Series: The Springer International Series in Engineering and Computer Science", Vol. 745, Syf. 304.
4. Chen, M.C., Lin, C.P., 2007. "A Data Mining Approach to Product Assortment and Shelf Space Allocation, Expert Systems With Applications", Sayı 4, Cilt 32, Syf. 976-986.
5. Chen, Y.L., Chen, J.M., Tung, C.W., 2006. "A Data Mining Approach For Retail Knowledge Discovery With Consideration of the Effect of Shelf-Space Adjacency on Sales, Decisions Support Systems", Sayı 3, Cilt 42, Syf. 1503- 1520.
6. Fayyad, U., Piatetsky-Shapiro, G., Smyth, P., 1996. "From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases, AI Magazine", Sayı 17, Syf. 37-54.
7. Giguere, G., 2006. "Collecting and Analyzing Data in Multidimensional Scaling Experiments: A Guide for Psychologists Using SPSS, Tutorials in Quantitative Methods for Psychology", Vol. 2, 1, Syf. 26-37.
8. Griffith, D.A., 2005. "An Examination of the Influences of Store Layout in Online Retailing", Journal of Business Research, Sayı 10, Cilt 58, Syf. 1391-1396.
9. Han, J., Kamber, M., 2006. "Data Mining: Concepts and Techniques, Morgan Kaufmann Publishers", Syf. 105-259.
10. Han, J., Fu, Y., 1995. "Discovery of Multiple-Level Association Rules From Large Databases, Proceedings of the 21st VLDB Conference", Zurich, Syf. 420-431.
11. Hand, DJ, 1998. "Data Mining: Statistics and More, the American Statistician", 2, 52, Syf. 112-118.
12. Kruskal, J.B., WISH, M., 1978. "Multidimensional Scaling, Sage Publications", Syf. 7-45.
13. Liao, S-H., Chen, Y-J., 2004. "Mining Customer Knowledge For Electronic Catalog Marketing, Expert Systems with Applications", Sayı 4, Cilt 27, Syf. 521-532.
14. Merriees, B. Miller, D., 2005. "Emotional Brand Associations: A New KPI for E-retailers, International Journal of Internet Marketing and Advertising, Sayı 2, 3, Syf. 206 – 218.
15. Sığırlı, D., Ediz, B., Cangür, Ş., Ercan, İ., Kan, İ., 2006. "Türkiye ve Avrupa Birliği'ne Üye Ülkelerin Sağlık Düzeyi Ölçütlerinin Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi İle İncelenmesi", İnönü Üniversitesi Tıp Fakültesi Dergisi, Sayı 2, Cilt 13, Syf. 81-85.
16. Tan, P.N., Steinbach M., Kumar, V., 2005. "Introduction to Data Mining, Pearson Addison Wesley, Syf. 359-369.
17. Vrechopoulos, A.P., O'keefe, R.M., Doukidis, G.I., Siomkos, G.J., 2004. "Virtual Store Layout: An Experimental Comparison in the Context of Grocery Retail", Journal of Retailing, Sayı 1, Cilt 80, Syf. 13-22,
18. Yang, T.C., Lai, H., 2006. "Comparison of Product Bundling Strategies on Different Online Shopping Behaviors, Electronic Commerce Research and Applications", Sayı 4, 5, Syf. 295-304.
19. Yenidoğan T.G., 2008. "Pazarlama Araştırmalarında Çok Boyutlu Ölçekleme Analizi: Üniversite Öğrencilerinin Marka Algısı Üzerine Bir Araştırma", Akdeniz İ.İ.B.F Dergisi, Sayı 15, Syf. 138-169.