

Sigortacılık Sektöründe Müşteri İlişkileri Yönetimi İçin Birliktelik Kuralı Kullanılması

Buket DOĞAN¹, Bahar Erol², Ali Buldu³

^{1,3}*Marmara Üniversitesi, Teknoloji Fakültesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, 34722, Kadıköy / İSTANBUL*

²*Intellica - İş Zekası Yazılım ve Danışmanlık, İSTANBUL*

Özet

Bilgi teknolojilerinin gelişimi, rekabetin artması, müşteri profilinin değişmesi günümüzde işletmelerin müşteri ile olan ilişkisini de etkilemiştir. MİY(Müşteri İlişkileri Yönetimi), müşterinin sadakatini ve memnuniyetini arttırmak amacıyla müşterilerle sürekli ilişki içerisinde olmayı ve müşterilerin beklentilerine uygun ihtiyaç ve istekleri belirleyip müşteriye sunmayı hedeflemektedir. Müşteri ilişkileri yönetimi öncelikle müşteriler hakkında olabildiğince veri toplamaya dayanır. Bu nedenle şirketlerin toplamış olduğu veri ambarlarındaki veriler bir araya getirilerek müşterilerin karakteristik özelliklerini belirlemek için analizler yapılmaktadır. Bu veriler ile hangi tür ürünleri tercih ettiklerini bulmak ve bunların ışığında müşteriyle yapılacak iletişime yön vermek mümkündür. VM(Veri Madenciliği) bu aşamada fayda sağlamakta olup, veri analizleri sayesinde anlamlı bilgi ve örüntüleri açığa çıkarma sürecini kapsamaktadır. Bu çalışmada, Türkiye’de faaliyet gösteren sektörde öncü bir sigorta şirketinin müşterilerine ait veriler VM’nin en çok kullanılan birliktelik kuralı algoritmalarından Apriori algoritması ile analiz edilmiştir. Bu analiz sonucunda müşterilerin daha çok hangi ürün gruplarını bir arada almayı tercih ettiği ortaya çıkmaktadır. Müşteri ilişkileri yönetimi açısından, birliktelik kuralı analiz sonuçlarından faydalanılarak daha etkin sonuç verecek satış kampanyası ve pazarlama stratejisi geliştirmek mümkündür.

Anahtar Kelimeler: Müşteri İlişkileri Yönetimi, Birliktelik Kuralları, Apriori Algoritması

Using Association Rule Mining for Customer Relationship Management in Insurance Sector

Abstract

Today, the development of information technology, increased competition, change in customer profile have affected firms’ relationship with customers. CRM (Customer Relationship Management) is required to be in continuous contact with customers to increase customer loyalty and satisfactions and it aims to identify customer’s needs and requests to meet the expectations. Customer relationship management is primarily based on the collection of data about customers as much as possible. Therefore, data warehouses in companies are combined together and analyses are performed to determine the characteristics of customers. With this data, it is possible to find which types of products customers prefer to buy and this information will help and give directions of communication with the customers. DM (Data Mining) provides benefits at this stage which is the process of extraction of meaningful information and patterns through the analysis of data. In this study, a leading insurance company’s customer data that is operating in Turkey is used. Apriori algorithm which is the most widely used association rule mining algorithm is applied to this dataset. This analysis reveals combinations of product groups that customers prefer to buy. Taking advantage of this association rule analysis results in terms of customer relationship management, it is possible to make more effective sales campaign and to develop marketing strategies.

Keywords: Customer Relationship Management, Association Rule Mining, Apriori Algorithm

1. Giriş

Müşteri İlişkileri Yönetimi (MİY) bir şirketin müşterisiyle yaklaşmak, onlar üzerinde olumlu etkiler yaratmak suretiyle tercih edilme oranını yükseltmesini amaçlayan bir süreçtir. Şirketler yoğun rekabet koşulları altında, hem müşterisini elinde tutabilmek için memnun etmek, hem de yeni müşteriler elde etmek için çabalarken, geleceğe dair doğru kararlar da almak zorundadırlar. Gelişen bilgi teknolojileri sayesinde, insan gücüne destek olacak yeni uygulamalar yaygınlaşmaktadır. Önceleri sadece veri saklama amaçlı olarak kullanılan bilgisayar sistemleri ve uygulamaları, artık şirketlerin tüm süreçlerinde etkili rol oynamaktadır [1].

VM, MİY uygulamalarında oldukça önemli bir role sahiptir. VM uygulamaları ile büyük şirketlerin veri tabanlarında yer alan kayıtlar anlamlı bilgilere dönüştürülebilmektedir [2].

İşletmelere ait verilerin saklanması yanı sıra, bu verilerin analiz edilmesinde, pazara yönelik stratejik bilgilerin oluşturulmasında ve pazarlama planlamasında VM önemli bir araç olarak kullanılmaktadır [3]. İşletmeler VM araçlarını kullanarak müşterilerinin tüketim davranışlarını, harcama kalıplarını ortaya çıkarabilmekte ve bu bilgileri geleceğe yönelik kararlarında ve stratejilerinde kullanmaktadırlar [4].

1.1. Müşteri İlişkileri Yönetimi ve Veri Madenciliği

MİY, bir şirketin müşteri üzerinde olumlu etkiler yaratmak ve yaklaşmak suretiyle tercih edilme oranının yükseltilmesini amaçlayan bir süreçtir [1].

MİY; satış, pazarlama ve hizmet süreçlerinin tümünde, uzun dönemli müşteri ilişkisi kurmayı, müşteriyi tanımayı ve farklı müşteriye farklı davranabilmeyi amaçlamaktadır [5,6]. Bunu gerçekleştirebilmek için var olan verinin analiz edilmesi, sonuçlarının incelenmesi ve karar alma mekanizmalarında kullanılması gerekmektedir. VM bu noktada işletmelere farklı analiz seçenekleri sunmaktadır.

VM, veriden anlamlı bilgi etmek için araştırma ve analiz yapmaktır. Veri madenciliği, veride bulunan anlamlı, yeni, kullanışlı ve anlaşılabilir örüntüleri tanımlama sürecidir. Keşfedilen bu örüntüler için önemli olan, gerçek dünya için de anlamlı olmalarıdır [7-9]. İşletmeler VM araçlarını kullanarak müşterilerinin tüketim davranışlarını, harcama kalıplarını ortaya çıkarabilmek gibi müşteri ilişki yönetiminde kullanışlı bilgileri elde edebilmekte ve bu bilgileri geleceğe yönelik kararlarında ve stratejilerinde kullanabilmektedirler [4]. Aşağıda, literatürde müşteri ilişkileri yönetiminde veri madenciliği yöntemlerinin kullanımına ilişkin çalışma örnekleri yer almaktadır.

Babu ve Bhuvanewari [10], VM tekniklerini kullanarak MİY sisteminin verimliliğini artırmaya çalışmışlardır. Çalışma temel olarak müşterilerin geçmişe dönük veri tabanındaki bilgilerine dayanmaktadır. Bu çalışmada müşterilerin şirkete getirdikleri karlılık ve işlem sıklıkları ele alınarak en uygun müşterilerin veri madenciliği yöntemleri ile seçiminin yapılması sağlanmıştır. Bunun sonucunda verimli müşterilerin etkin bir şekilde elde tutulmaya devam edilmiş olduğu ortaya çıkmıştır.

Wang ve Pang [11], VM'de müşteri ilişkilerini incelemek üzere bir alışveriş merkezinin işlem verilerinden yararlanarak bulanık veri madenciliği yöntemlerini uygulamışlardır. Bu çalışmanın sonucunda eski müşteri bilgilerinden faydalanılarak yeni müşterileri çekmeye yönelik kriterleri ve değerli müşterileri açığa çıkarmışlardır.

Hsieh [12], bir bankanın kredi kartı müşterileri için sinir ağları ve birliktelik kurallarını kullanarak bir davranışsal skorlama modeli yaratmış; müşterileri davranışları ve

karakteristiklerine göre farklı gruplara ayırarak her grubun karakteristiklerine uygun yönetim stratejileri önermek suretiyle müşteri sadakatini artırmayı hedeflemiştir.

Kim ve Lee [13], genetik algoritmaya dayalı çoklu sınıflayıcıları birleştirerek e-ticaret müşterilerinin satın alma davranışlarının tahmini için bir model geliştirmişlerdir.

2. Materyal ve Yöntem

Uygulamada Türkiye'nin önemli sigorta şirketlerinden birinin 2010 - 2012 yılları arasında yaptığı çeşitli sigorta poliçesi satışlarına ait 12992 satır ve 9 sütundan oluşan veri seti kullanılmıştır. Müşteri gizlilik prensiplerine bağlı kalınarak müşteri kimlik bilgileri ve poliçe numaraları gizli tutulmuştur.

Bu uygulamada birliktelik kuralı analizi için Apriori algoritması kullanılmıştır. Birliktelik kuralı SPSS Clementine yazılımı ile analiz edilerek, sigorta sektörü için yararlı olacak bilgi keşfi yapılması hedeflenmiştir.

2.1. Birliktelik kuralları

Birliktelik kuralları, veri tabanlarındaki ilişkileri arayıp bulur ve her verinin diğerleri ile olan bağlantısını açıklar. Birliktelik kuralları veri madenciliğinin en önemli tekniklerindedir. Birliktelik kuralı analizi, bir veri kümesindeki kayıtlar arasındaki bağlantıları arayan denetimsiz(unsupervised) VM şeklindedir. Veri setinde birliktelik analizi eş zamanlı oluşum, olay ve durumların tespiti için kullanılan bir analizdir. VM sürecinde en olası modeli ortaya çıkarması açısından önemli analizlerden birisidir. Bu analizler genel olarak çıkardıkları kurallardan dolayı, müşteri davranışlarını tanımlama olanağı sağlamaktadır [14].

Örneğin bir birliktelik kuralı analizi, müşterilerin satın aldıkları ürünler arasındaki birliktelik ilişki bağlarını bularak müşterilerin satın alma alışkanlıklarının tespit edilmesini sağlayabilir. Bu durumda oluşabilecek birliktelik kurallarına ait örnekler aşağıda yer almaktadır:

Düşük yağlı peynir ve yağsız süt alan müşteriler %85 oranla yağsız süt alırlar.

Çadır alan müşterilerin %10'u bir ay içerisinde sırt çantası almaktadırlar.

Birliktelik kurallarının matematiksel modeli 1993 yılında Agrawal, Imielinski ve Swami tarafından sunulmuştur [15].

Bir birliktelik kuralı $A \Rightarrow B$ şeklinde ifade edilir. Birliktelik kurallarını değerlendirmek için destek ve güven olarak adlandırılan iki ölçüt kullanılmaktadır. Denklem 1'de görüldüğü gibi; destek değeri (% s) A ve B'nin birlikte yer aldığı kayıtların, toplam kayıt sayısına bölünmesi ile hesaplanmaktadır. Yani destek değeri, bir veri kümesinin tüm veri setinde bulunma oranını ifade etmektedir. $A \Rightarrow B$ gibi bir kuraldaki güven değeri (% c) ise; Denklem 2'de görüldüğü gibi, tüm veri setinde A'nın var olduğu kayıtların %c'sinde B'nin de var olduğunu göstermektedir[15,16]. Kullanıcı tarafından belirlenen minimum güven ve minimum destek eşik değerlerini aşan kurallar ilginç sayılmaktadır. [9, 15,16].

$$\text{Destek } (A \Rightarrow B) = \frac{A \text{ ve } B' \text{ nin bir arada yer aldığı kayıtların sayısı}}{\text{Toplam kayıt sayısı}} \quad (1)$$

$$\text{Güven}(A \Rightarrow B) = \frac{A \text{ ve } B' \text{ nin bir arada yer aldığı kayıtların sayısı}}{A' \text{ ninyer aldığı kayıtların sayısı}} \quad (2)$$

Başka bir ifadeyle; $A \Rightarrow B$ kuralındaki destek değeri, veri kümesindeki $P(A \cup B)$ olasılığı yani A ve B elemanın bir veri kümesinde birlikte bulunma olasılığını, güven değeri ise, $P(B|A)$ olasılığı ise veri kümesinde A 'in bulunma durumunda B 'nin bulunma olasılığını göstermektedir [61, 83].

Örneğin; Bilgisayar \Rightarrow Yazıcı [Destek=%5, Güven=%60] şeklindeki bir birliktelik kuralında, destek değeri, veri setinde tüm kayıtlar içerisinde bilgisayar ve yazıcı alan müşterilerin birlikte bulunma oranının %5 olduğunu göstermektedir. Güven değeri ise; tüm veri setinde bilgisayar alan müşterilerin %60'ının yazıcı da aldığını göstermektedir.

Birliktelik kuralı analizi için Apriori [16], DHP (Direct Hashing and Pruning) [17], FP-growth algorithm [18] algoritmaları kullanılabilir. Bu çalışmada birliktelik kuralı analizi için Apriori algoritması kullanılmıştır.

2.2. Apriori algoritması

Agrawal ve Srikant tarafından 1994 yılında geliştirilen Apriori algoritmasıdır. Apriori algoritması boolean ilişki kuralları için geçerli ve tekrarlı çalışan bir algoritmadır. Bu algoritma, sık tekrar eden nesnelerin önsel bilgilerini kullanması yoluyla bir önceki adımdan (prior) yararlanmaktadır [16].

Apriori algoritması, sık tekrar eden nesne kümesinin tüm alt kümeleri de sık tekrar eden kümelerden oluşmalıdır kuralına dayanmaktadır ve yinelemeli bir yaklaşım kullanır. İlk olarak bir elemanlı sık tekrar eden kümeler bulunur. Bulunan bu küme L_1 (sık tekrar eden 1 elemanlı küme) olarak adlandırılır. L_1, L_2 'nin (sık tekrar eden 2 elemanlı küme) elde edilmesinde kullanılır. Algoritma tekrarlı bir şekilde çalışarak, elde edilebilecek sık tekrar eden kümeleri bulur. Her L_k 'nin bulunması bütün veri tabanının taranması anlamına gelmektedir. Sık geçen öğeleri bulmak için birçok kez veri tabanını taranır ve bu taramalar aşamasında Apriori algoritmasının birleştirme, budama işlemleri ve minimum destek ölçütü yardımı ile birliktelik ilişkisi olan öğeler bulunur [9].

Birleştirme İşlemi: L_k 'yi bulabilmek için, L_{k-1} 'in L_{k-1} ile birleştirilmesi sonucunda k eleman uzunluğuna sahip, aday küme oluşturulmaktadır. Aday küme, C_k simgesi ile gösterilir. $L_{k-1} \times L_{k-1}$ birleştirme işleminin yapılabilmesi için, bu kümedeki üyelerin ilk $(k-2)$ elemanlarının ortak olması gerekmektedir. Birleştirme işlemi ilk $(k-2)$ elemanı eşit olan elemanlar kullanılarak, k uzunluğa sahip elemanları içeren aday kümesi C_k bulunmaktadır.

Budama İşlemi: C_k simgesi, k uzunluğa sahip aday kümeyi temsil etmektedir. C_k 'da yer alan herhangi bir elemanın sık tekrarlanan eleman olup olmadığının incelenmesi gerekmektedir. Tekrar değeri minimum destek değerinden küçük olan elemanlar atılarak, sık tekrarlanan eleman kümesi L_k bulunur. Ardından, her elemanın $(k-1)$ uzunluğa sahip alt kümelerini oluşturup, bu alt kümelerin sık tekrar eden elemanlar olup olmadığını kontrol edilir. Herhangi bir alt kümesinin tekrar değeri minimum destek değerinden küçük olan eleman, C_k 'dan atılmaktadır. C_k 'da kalan elemanların ise, tüm veri seti taranarak tekrar değerleri bulunmakta ve minimum destek değerini aşmayan küme elemanlarının da C_k 'dan atılması sağlanmaktadır. Sonuçta, tüm $(k-1)$ uzunluğa sahip alt kümeleri sık tekrar edilen ve tüm elemanlarının tekrar değerleri minimum destek değerini sağlayan L_k kümesi oluşturulmaktadır [9,16].

Alt küme kontrolü yapılarak, k uzunluğa sahip elemanları içeren C_k aday kümesi oluşturulduktan sonra, tüm veri seti taranarak C_k kümesindeki tüm elemanların destek değerleri hesaplanmaktadır. Bu aday küme içinden minimum destek değerini sağlayanlar, sık

tekrarlanan eleman kümesi Lk'yı oluşturmaktadır Birleştirme ve budama işlemleri Lk-1 kümesi boş kümeye eşit oluncaya kadar devam etmektedir [9,16].

2.3. Verilerin Hazırlanması

Uygulamada kullanılan veri seti içerisinde sigorta şirketi tarafından satışı gerçekleştirilmiş olan çeşitli poliçelere ait veriler yer almaktadır. Müşteri gizlilik prensiplerine bağlı kalınarak müşteri kimlik bilgileri ve poliçe numaraları gizlenmiştir.

Oracle SQL'de oluşturulan orijinal veri setlerini kullanarak algoritmalara uygun olarak sorgularla veri seti oluşturulmuştur. Görüntüler(View) oluşturularak, veri tabanındaki tablonun istenilen kolonlarını istenilen sınırlama ve koşullarla alınması sağlanmıştır. Oluşturulan bu görüntüler(view) veri setlerini oluşturmaktadır. Birliktelik analizi yapmadan önce veriler her müşteri için, hangi poliçe türünü aldığına göre, ilgili poliçe için alınma durumu T(True) değeri ile, alınmama durumu F(False) ile temsil edilecek şekilde veri dönüşümü yapılmıştır. Tablo 1'de Birliktelik Analizinde kullanılan veri setinin alanları ve açıklamaları bulunmaktadır.

Tablo 1. Birliktelik Kuralı Analizi için Kullanılan Veri Setindeki Alanlar ve Açıklamaları

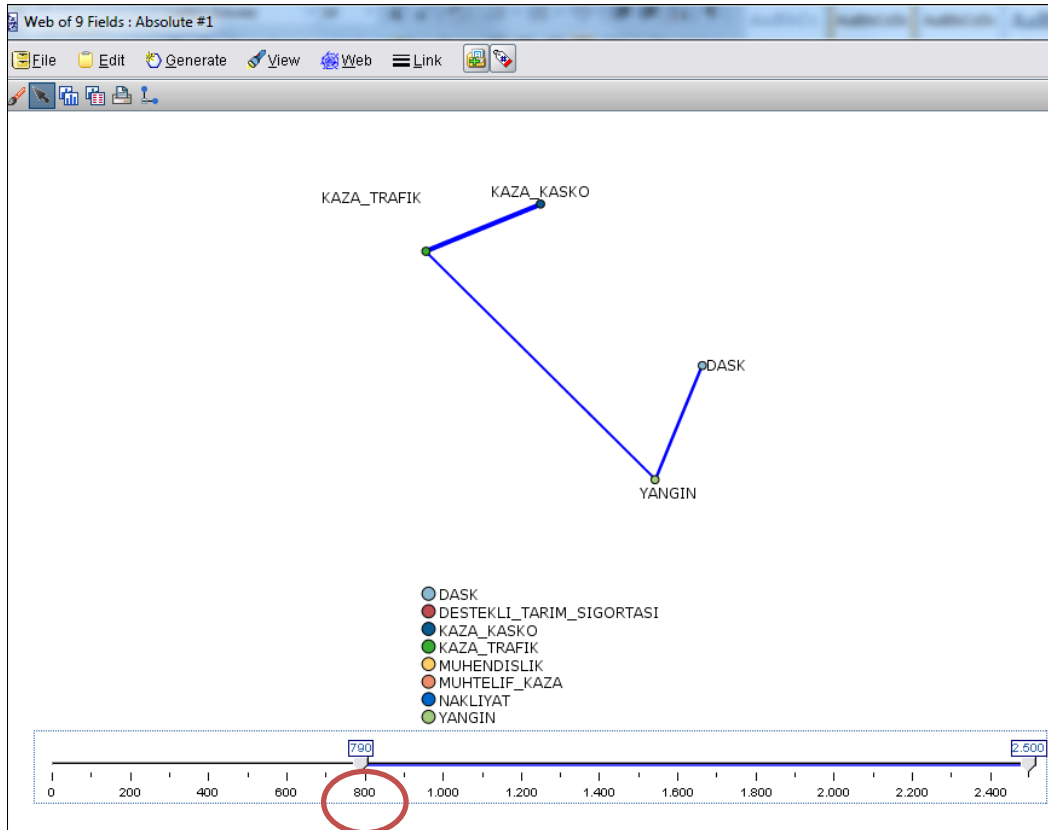
Sütun Adı	Açıklama
SK_ASEG	Müşteri numarasının tutulduğu alan
KAZA_KASKO	Kara taşıtları kasko sigortası
YANGIN	Yangın Sigortası
KAZA_TRAFIK	Trafik Sigortaları
MUHTELIF_KAZA	Muhtelif Kaza Sigorta
NAKLIYAT	Nakliyat Sigortası
MUHENDISLIK	Mühendislik Sigortaları
DESTEKLI_TARIM_SIGORTASI	Destekli Tarım Sigortası
DASK	Zorunlu Deprem Sigortası

Tablo 1'de görüldüğü gibi toplam sekiz farklı sigorta poliçesinin müşteri tarafından alınma veya alınmama durumu veri setinde saklanmaktadır. Örneğin, yangın ve zorunlu deprem sigortası satın almış bir müşteri için YANGIN ve DASK alanı "T", diğer alanlar "F" değeri ile doldurularak hangi sigorta türünün alındığına dair bir temsil gerçekleştirilmiştir. Bu temsilde T (Doğru, True) değeri ilgili sigortanın alınma durumunu, F (Yanlış, False) değeri ise ilgili sigortanın alınmama durumunu temsil etmektedir. Sonuçta birliktelik analizi yapabilmek için verilerin Şekil 1'de görüldüğü gibi veriler tablo-veri (Tabular Data) olarak adlandırılan biçime dönüştürülmüştür

	SK_ASEG	KAZA_KASKO	KAZA_TRAFIK	YANGIN	MUHTELIF_KAZA	NAKLIYAT	MUHENDISLIK	DESTEKLI_TARIM_SIGORTASI
1	7890.000	T	T	F	F	F	F	F
2	8209.000	T	T	F	F	F	F	F
3	8927.000	F	F	F	F	F	F	F
4	15680.000	F	T	F	F	F	F	F
5	17154.000	F	T	F	F	F	F	F
6	8893.000	T	T	F	F	F	F	F
7	13743.000	F	T	F	F	F	F	F
8	245.000	T	T	F	F	F	F	F
9	18321.000	F	T	F	F	F	F	F
10	17102.000	T	T	F	F	F	F	F
11	14669.000	F	T	F	F	F	F	F
12	17824.000	T	T	F	F	F	F	F
13	10107.000	F	F	F	F	F	F	F
14	10860.000	T	T	F	F	F	F	F
15	17949.000	F	T	F	F	F	F	F
16	14865.000	T	F	F	F	F	F	F
17	13082.000	F	F	T	F	F	F	F
18	11115.000	F	T	F	F	F	F	F
19	11743.000	F	T	F	F	F	F	F
20	11856.000	F	F	F	F	F	F	F
21	14720.000	F	F	F	F	F	F	F
22	19139.000	F	T	F	F	F	F	F
23	18501.000	F	T	F	F	F	F	F
24	10379.000	F	T	F	F	F	F	F
25	18962.000	T	T	F	F	F	F	F
26	674.000	F	F	T	F	F	F	F

Şekil 1. Birliktelik Kuralı Analizinde Kullanılan Veri Seti

Birliktelik Kuralları Analizinde kullanılacak veri setine modeli kurmadan önce verileri daha iyi anlayabilmek için analize tabi tutulmuştur. Clementine Programının Web Grafiği aracı kullanılarak ürün gruplarının arasındaki ilişkiler incelenmiştir.



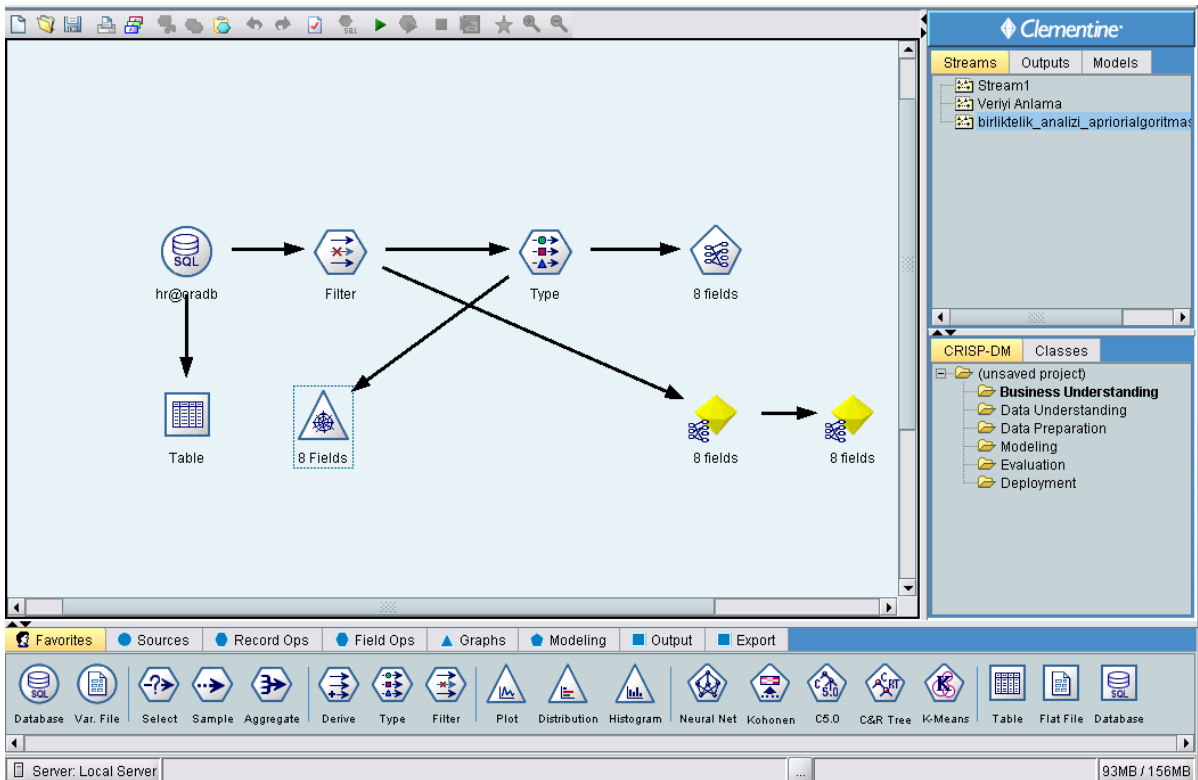
Şekil 2. Sigorta Türleri Arasındaki İlişki

Sigorta türlerinin birlikte alınmasına ait bağlantıları gösteren grafik Şekil 2'deki gibidir. Çizgilerin kalınlığı birlikte bulunma sıklıklarını ifade etmektedir. Şekil 2'de daire içerisinde alınmış alandaki 790 değeri minimum destek değerini ifade etmektedir. Minimum destek

değeri 790 olarak belirlendiğinde sigorta türleri arasındaki ilişki çizgilerin kalınlığı ile Şekil 2’de temsil edilmektedir. Buna göre, en güçlü ilişki KAZA_TRAFİK(Trafik Sigortası) ile KAZA_KASKO (Otomobil Sigortası) arasında bulunmaktadır. Bu çalışma sonucunda veri setinin birliktelik analizine uygun yapıda olduğu saptanmıştır. Modelin kurulması aşamasında bu değişkenler üzerinde sonuca yönelik bilgi aranmıştır.

3. Bulgular ve Tartışma

Şekil 3’de Apriori algoritmasını hazırlanan veri setine uygulamak için kullanılan model yapısı görülmektedir. Hazırlanan veri setinde sekiz farklı sigorta türüne ait birliktelik ilişkilerinin bulunması için Apriori algoritması uygulanması aşağıdaki model yapısı sayesinde gerçekleştirilmektedir.



Şekil 3. Apriori Algoritmasının Uygulanması

Şekil 4’de Apriori algoritmasının sonuçları görülmektedir. Şekilde “Confidence” güven, “Rule Support” destek değerini ifade etmektedir. Kuralların oluşturulmasında kullanılan, “Consequent(sonuç)” “Antecedent(öncül)” alanları ise birliktelik kuralları arasındaki neden-sonuç ilişkisini ifade etmektedir. A => B gibi bir kural için A öncül kısım, B ise sonuç kısmı olmaktadır.

Minimum destek değeri % 4, minimum güven değeri %15 olarak belirlendiğinde; en yüksek destek ve güven değerlerine sahip olan ilk beş birliktelik sonucu destek ve güven değerleri yuvarlanarak aşağıda açıklanmaktadır:

KAZA_KASKO=> KAZA_TRAFİK: KAZA_KASKO(Kasko Sigortası) satın alan müşterilerin %64 ’ü KAZA_TRAFİK(Trafik Sigortası) da almıştır ve bu kişiler toplam müşterilerin %17’sini oluşturmaktadır.

YANGIN => DASK: YANGIN sigortası alanların %55’i DASK (Zorunlu Deprem Sigortası) da satın almıştır ve bu kişiler toplam kişilerin % 9 unu oluşturmaktadır.

DASK => YANGIN: DASK(Zorunlu Deprem Sigortası) sigortası alanların %47'si YANGIN sigortası da satın almıştır ve bu kişiler toplam kişilerin %9'unu oluşturmaktadır.

YANGIN => KAZA_TRAFİK: YANGIN sigortası alanların %34'ü KAZA_TRAFİK(Trafik Sigortası) da satın almıştır ve bu kişiler toplam müşterilerin %6'sını oluşturmaktadır.

YANGIN=>KAZA_KASKO: YANGIN sigortası alanların %33'ü KAZA_KASKO(Kasko Sigortası) da satın almıştır ve bu kişiler toplam müşterilerin %5'ini oluşturmaktadır.

Consequent	Antecedent	Confidence %	Rule Support %
KAZA_TRAFIK	KAZA_KASKO	63,585	17,342
DASK	YANGIN	54,962	8,95
YANGIN	DASK	47,382	8,95
KAZA_TRAFIK	YANGIN	33,832	5,509
KAZA_KASKO	YANGIN	32,293	5,258
KAZA_TRAFIK	DASK	27,765	5,244
KAZA_KASKO	KAZA_TRAFIK	24,077	17,342
YANGIN	KAZA_KASKO	23,775	4,123
KAZA_KASKO	DASK	22,308	4,214
YANGIN	KAZA_KASKO	19,28	5,258
DASK	KAZA_KASKO	18,635	3,232
DASK	KAZA_TRAFIK	18,635	3,232
DASK	KAZA_KASKO	15,449	4,214

Şekil 4. Apriori Analiz Sonuçları

Veri madenciliği analizinde kurulan modelin sonuçlarının değerlendirilmesi ile geleceğe yönelik kararlarda kullanılması analizin esas amacıdır. Şekil 4'de ortaya çıkan kurallara göre aşağıdaki eylem önerileri müşteri ilişkileri yönetiminde kullanılabilir:

Birliktelik kuralı analizinden öne çıkan beş kural:

1. KAZA_KASKO=> KAZA_TRAFİK,
2. YANGIN=>DASK,
3. DASK => YANGIN,
4. YANGIN => KAZA_TRAFİK,
5. YANGIN=>KAZA_KASKO olmuştur.

Buna göre, müşterilerin %18'i kasko ve trafik sigortasını birlikte almaktadır. Gerçekleştirilen birliktelik analizi sonucunda, Kasko Sigortası satın alan müşterilerin %64'ünün Trafik Sigortası da satın aldığı görülmektedir. Bu kuraldan yola çıkılarak, geleceğe yönelik kararlarda güven değeri yüksek olan kuralların gerçekleşme ihtimali yüksek olaylar olarak düşünülmesi ve buna göre müşteri ilişkileri yönetimi yapılması mümkündür. Örneğin, kasko sigortası almış müşterilere yönelik trafik sigortası için satış kampanyaları düzenlendiğinde, bu kampanya müşterilerin ilgisini çekecektir.

İkinci ve üçüncü kural Yangın ve Dask Sigortası (Zorunlu Deprem Sigortası) alan müşterilerin birlikte yaptıkları alışverişleri ait kurallardır. Buna göre, Yangın Sigortası alan bir müşteri %55 ihtimalle DASK(Zorunlu Deprem Sigortası) sigortası da satın alacaktır. Bu olasılıktan yola çıkarak Yangın Sigortası alan müşterilere Dask Sigortası'nın da sunulması alımı arttıracaktır. Öte yandan, Dask Sigortası alan müşterilerin %47'si beraberinde yangın sigortası da almaktadır.

Dördüncü ve beşinci kural yangın sigortası alan müşteriler ile ilgilidir. Dördüncü kurala göre, yangın sigortası olan bir müşteri %34 ihtimalle trafik sigortası alacaktır. Beşinci kurala göre ise, Yangın Sigortası alan bir müşteri %33 ihtimalle Kasko Sigortası alacaktır. Bu kurallara göre, yangın sigortası alan bir müşterinin trafik sigortası ve Kasko Sigortası gibi sigortalar da ilgisini çekebilir yorumu yapılabilir.

4.Sonuç

Elde edilen sonuçlara göre anlaşılmaktadır ki, sigortacılık sektöründe veri madenciliği analizlerinin anlamlı sonuçlar ortaya çıkarılması ve bu sonuçların müşteri ilişkileri yönetiminde kullanılabilmesi mümkündür. Bu analizler sayesinde; işletmede mevcut müşterilerin devamlılığı sağlanırken, diğer yandan değerli müşterilerin özellikleri keşfedilerek, hangi müşteri özelliklerine sahip müşterilere satış kampanyaları düzenlenirse daha verimli sonuç alınacağı hakkında bilgi sahibi olunması mümkündür. Bu çalışmada hangi müşterilerin ne tür sigorta poliçesi tercih ettiği sonucundan yola çıkılarak, odaklanılması gereken müşteriler ortaya çıkartılmaktadır. Ürünlerin bir arada alınma sıklıklarından faydalanılarak, bir arada alınan ürünlere kampanyalar düzenlenmesi ve müşterilerin ürünlere dikkatinin çekilmesi sağlanabilir.

Bu çalışma birliktelik kuralı kullanımına ait örnek bir çalışma olmakla birlikte kümeleme ve sınıflama analizleri de müşteri verilerinin analizi için kullanılacak farklı yöntemler içermektedir.

Bu yöntemler aracılığı ile var olan veriden bilgi keşfi yapıp, değerli olan müşterilerin açığa çıkarılması ve bu bilgiler ışığında geleceğe yönelik doğru tahminler ile ilerlemek mümkün olmaktadır. Hızla değişen bilgi çağında, doğru zamanda doğru kararlar verilmesi konusunda farklı disiplinlere büyük katkı sağlayan veri madenciliğinden müşteri ilişkileri yönetimi konusunda da faydalanmak işletmelere daha fazla rekabet gücü ve kar olarak geri dönüş sağlayacaktır.

Kaynaklar

- [1] Payne, A. (2005). Handbook of CRM : Achieving Excellence in Customer Management, Butterworth-Heinemann Publishers, 1 edition, s. 1-25.
- [2] Michael, J.B. ve Gordon, S.L. (2000). Mastering Data Mining The Art Science of CM, Wiley, USA, s. 10-20.
- [3] Şimşek, U.T. (2006). Veri Madenciliği ve Müşteri ilişkileri Yönetiminde Bir Uygulama, Doktora Tezi, Sayısal Yöntemler, İstanbul Üniversitesi, s 107-108.
- [4] Tezcanlar, P. (2007). Müşteri İlişkileri Yönetimi, Veri Madenciliği ve Bir Uygulama, Yüksek Lisans Tezi, Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü, Sayısal Yöntemler Anabilim Dalı, İstanbul.
- [5] Kırım, A. (2001). Strateji ve Birebir Pazarlama MİY, Sistem Yayıncılık, İstanbul, s. 60-63
- [6] Odabaş, Y. (2001) Satışta ve Pazarlamada Müşteri İlişkileri Yönetimi, Sistem Yayıncılık, Sayı 1, Ağustos, İstanbul.
- [7] Zhi-Hua, Z. (2003) . Three perspectives of data mining, *Artificial Intelligence* , 139–146.

- [8] Witten, H.A.ve Frank, E. (2000). Data Mining, Practical Machine Learning Tools and Techniques with JAVA Implementations, Morgan Kaufmann Publishers, 10-54.
- [9] Han, J. ve Kamber, M.: "Data Mining Concept and Techniques", Morgan Kaufmann Publishers, 1st Ed., San Fransisco USA, (2000).
- [10] Babu, G.ve Bhuvanewari, T.A. (2012). Data Mining Technique to Find Optimal Customers for Beneficial Customer Relationship Management, *Journal of Computer Science*, 8(1), ISSN 1549-3636,89-98
- [11] Wang, C.ve Pang, C. (2012). Applying Fuzzy Data Mining for an Application CRM, Bulletin of Networking, *Computing, Systems, and Software*, ISSN 2186-5140, Volume 1, Number 1, January 2012, 46-51.
- [12] Hsieh, N. (2004). An Integrated Data Mining and Behavioral Scoring Model for Analyzing Bank Customers, *Expert Systems with Applications*, 27(4), 623-633.
- [13] Kim, E.ve Lee, Y. (2002.) Combination of multiple classifiers for the customer's purchase behavior prediction, *Decision Support Systems*, 34 (2), 167-175
- [14] Kantardzic, M. (2003). Data Mining - Concepts, Algorithms, Wiley-IEEE. Computer Society Press, s. 114.
- [15] Agrawal, R., Imielinski, T.ve Swami, A. (1993). Mining Association Rules Between Sets of Items in Large Databases, *In Proceedings of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, Washington, USA., 207-216.
- [16] Agrawal, R.ve Srikant, R.: "Fast Algorithms for Mining Association Rules", *Proc. 20th Int. Conf. Very Large Databases*, 487-499, (1994).
- [17] Zaki, M.J. ve Ogihara, M. (1998) Theoretical foundations of association rules, *3rd SIGMOD'98 Workshop on Research Issues in Data Mining and Knowledge Discovery(DMKD)* , Seattle, WA.
- [18] Han, J., Pei, J. ve Yin, Y. (2000). Mining frequent patterns without candidate generation. *In ACM SIGMOD Record* (Vol. 29, No. 2, pp. 1-12). ACM.