

UDK

004.62.021:{565.73:[005.42:658.89

Kabul edildi: 06.03.2018

Revize : 23.03.2018

Makale türü:

1.01 Orjinal bilimsel makale

Onaylandı : 16.04.2018

MÜŞTERİ İLİŞKİLERİ YÖNETİMİNİ DESTEKLEMELİK VE MÜŞTERİ SADAKATINI DEĞERLENDİRMEK İÇİN HAVAYOLU ENDÜSTRİSİNDE VERİ MADENCİLİĞİ TEKNİKLERİNİN KULLANILMASI

Mr. Affan Hasan ,

Yıldız Technical University, Computer Engineering Department,
34220 – İstanbul, Turkey affan-2006@hotmail.com

Songül Albayrak

Yıldız Technical University, Computer Engineering Department,
34220 – İstanbul, Turkey, songul@ce.yildiz.edu.tr

Mr. İlker Ali

Uluslararası Vizyon Üniversitesi, Makedonya
ilker@vizyon.edu.mk

ÖZET

Bu çalışmanın amacı, üyelerin bilgilerini müşteri ilişkileri yönetimi için faydalı olabilecek gerçek havayolu şirketi sık uçuş programındaki veritabanından çıkarmak için veri madenciliği veya bilgi keşif teknikleri kullanmaktır. Üyeler puanlarına, millerine, etkinlik sayılarına, sektör puanlarına ve üyeliklerine göre kümelendir. Bu parametreler kümeleme algoritması için girdi olarak kullanılır ve havayolu ihtiyaçlarına göre giriş parametre listesinden eklenebilir veya çıkarılabilir. Şirket kuralları, kullanılan faaliyetler arasındaki ilişkilerin ve uçuş noktaları arasındaki ilişkilerin çıkarılmasında kullanılır.

Anahtar Kelimeler: Sık Uçuş Programı (FFP), Havayolları, Veri Madenciliği, Müşteri İlişkileri Yönetimi (CRM), K-araçları, Dernek Kuralları.

UDK

004.62.021:[565.73:[005.42:658.89

Article type:

1.01 Original scientific article

Received : 06.03.2018

Revise : 23.03.2018

Accepted : 16.04.2018

USING DATA MINING TECHNIQUES IN AIRLINE INDUSTRY TO SUPPORT CUSTOMER RELATIONSHIP MANAGEMENT AND TO EVALUATE CUSTOMER LOYALTY

Mr.Sci. Affan Hasan ,

Yildiz Technical University, Computer Engineering Department,
34220 – Istanbul, Turkey affan-2006@hotmail.com,

Mr.Sci. Songül Albayrak

Yildiz Technical University, Computer Engineering Department,
34220 – Istanbul, Turkey, songul@ce.yildiz.edu.tr

Mr.Sci. İlker Ali

International Vision University, Macedonia
ilker@vizyon.edu.mk

ABSTRACT

The objective of this study is using so-called data mining or knowledge discovery techniques for extracting members' information from real airline frequent flyer program's database that can be helpful for customer relationship management (CRM). Members are clustered according to their points, miles, number of activities, sector points and membership. These parameters are used as input for clustering algorithm and can be added or removed from input parameter list according to airline needs. Association rules are used for extracting associations between used activities and association between flown destinations. As a result frequent flyer members are clustered according to defined input parameters. From this result each cluster's customer behavior can be defined, accordingly relevant business strategies can be determined. Marketing specialists can use these results for defining separate campaign for each cluster, which can increase response and manage campaign cost effectively.

Keywords: Frequent Flyer Program (FFP), Airlines, Data Mining, Customer Relationship Management (CRM), K-means, Association Rules.

1. GİRİŞ

Havayolu endüstrisi oldukça rekabetçi hale geldi ve hızlı değişimlere maruz kaldı. Bu, müşterilerin ihtiyaçlarını anlama ve müşteri odaklı olma için havayollarını zorlar. Bu nedenle çoğu havayolu şirketi, müşterilerinin sadakatini kazanmak için sık uçan yolcu teşvik programları kullanır.

Havayolu Şirketleri, önemli müşterileri tanımlamalı ve bu müşterilerle ilişki geliştirmede kullanılacak uygun stratejileri tasarlamalıdır. Bu tür stratejiler arasında pazar bölümlendirme ve Müşteri İlişkileri Yönetimi (CRM) kullanarak müşterilerle birebir ilişki geliştirme yer alıyor. Dick Lee'nin CRM tanımına [5] göre, CRM, tüm işletmenin müşterileriyle etkileşimini sunan pazarlama teorisinden geliştirilmiştir. CRM, havayolunun verimliliğini ve etkinliğini önemli ölçüde artırmak için üretim odaklı havayolunu müşteri odaklı havayoluna dönüştürme potansiyeline sahip bir yönetim modelidir.

Üyenin satın alma eğilimi, sipariş sıklığı ve satın alma davranışı havayolu şirketlerinin ana ilgi alanıdır. Bu işlemler için şirketin üyelerini segmentlere ayırması gerekir. Segmentasyon, müşterileri ortak özelliklere göre gruplara ayırma sürecidir, bu nedenle pazarlama ve operasyonel stratejiler belirli popülasyonlara hedeflenebilir [7].

Bu çalışmada kullandığımız veriler, sık uçan yolcu programları verileridir. Bu çalışmada, üye segmentasyonu ve aktiviteler arasındaki ilişkileri bulmak için veri madenciliği tekniklerini kullanmayı öneriyoruz.

Bu alanda çok sayıda eski çalışmalar yok. Bazı eski çalışmaların madencilik sık uçan havayolu şirketi verilerinin amacı:

- LRP'lerde kestirimci bir itfa ve sorumluluk modeli [1].
- Havayolu pazarının müşteri ilişkileri yönetiminde (CRM) faktör analizi ve Değişken Tutarlılık Baskınlığına Dayalı Kaba Küme Yaklaşımı (VC-DRSA) uygulaması [2].
- Müşteri ilişkileri yönetimi (CRM) önerileri ve stratejileri elde etmek için veri madenciliği tekniklerini gerçek havayolu sık uçan yolcu verilerine uygulamak [3].
- Seyahat amaçlarını boş zaman, iş, vb. Olarak sınıflandırma ... [4].
- Havayolu bilet fiyatlarının zaman içindeki davranışını ele alma [6].
- Bu çalışma, yolcu sadakatini değerlendirmek ve bilgilerini bir veri madenciliği tekniği ile bir veri tabanından almak için kullanılan sadık bir yolcu madenciliği süreci geliştirmektedir [8].

2 ÇALIŞMANIN AMACI

Bu çalışmanın amacı, veri madenciliği algoritmalarını kullanarak önemli iş süreci sorularının bazılarıyla ilgili karar vermede piyasa uzmanlarına yardımcı olmaktır. Sık uçan yolcu müşteri verileri için bu sorular aşağıdaki gibidir.

Müşteri değer ölçümü:

- Hangi müşteriler en değerlidir? Hangi faaliyetler onların değerine katkıda bulunur?
- En değerli müşteriler, bunları elde tutmak için uygun bir hizmet dağılımı alıyor mu?
- Tanımlanmış bir kampanya için en çok hangi müşterilere umut vaat ediyor?
- Düşük kârlı müşterileri daha iyi bir karlılık konumuna dönüştürmek için ne yapılabilir?

Müşteri büyüme:

- Hangi müşteri segmentinin ek seyahat segmenti satın alma potansiyeli var?
- Yukarı satış ve çapraz satış fırsatlarını belirlemek
- Tasarım paketleri veya hizmetlerin gruplandırılması.

Müşteri kazanımı:

- İyi bir müşteri ne oluşturur?
- En değerli müşteri segmentlerinin özellikleri ve özellikleri nelerdir?
- Yeni müşterileri doğru servislerle eşleştirebilir miyiz?

3 VERİ TANIMLAMASI

Yukarıda da belirttiğimiz gibi, bu çalışmada kullanılan veri kaynağı sık uçan yolcu programının verileridir. Sık uçan broşür programları verileri müşteri türlerini ve davranışlarını daha iyi anlayabilmenizi sağlar. Program, yüksek değerli müşterileri belirlemeyi ve onlara özel hizmetler ve yükseltme gibi avantajlar sağlamayı amaçlamaktadır. Sık uçan yolcu programının para birimi mildir. Bu çalışmada Frequent Flyer Programı, havayolu hizmetleri, telekom, mağaza, servis kurtarma, yaşam tarzı, uluslararası ortak, otel, araç kiralama ve banka hizmetlerini içeren bir hava yolu ödül programıdır. Bir üye, ortak uçucu servislerinden herhangi birini her kullandığında, sık uçuş programında ek mil kazanacaktır. Telekom, mağazalar, bankalar, oteller ve diğer şirketler ile yapılan anlaşmalar nedeniyle havayolu gelir elde ediyor. Müşteriler dört kategoriye ayrılmıştır. Bu kategoriler mavi, gümüş, altın ve platin kart türleri olarak tanımlanmaktadır. Kart türleri değerleri ile uyumludur, mavi kart

daha az değerlidir ve platin kart en değerlidir. Bu çalışmada kullanılan veriler 7 yıl boyunca 28 milyon müşteri aktivitesi işlemine ve 1,8 milyon üyeye dayanmaktadır.

4 AMPİRİK ÇALIŞMA

Ampirik Çalışma Havayolunun sık uçan broşür verilerinde veri madenciliğinin kullanımını ve önerilen yaklaşımımızı göstermek için, bu bölümde ampirik bir çalışma sunulmaktadır. Anket yapılan havayolu şirketi, 1.8 milyondan fazla üyesi olan uluslararası havayolu şirketidir. Kullandığımız veriler bu çalışmanın Oracle veritabanında depolandığı ve her araştırmanın veri aktarımını önlemek ve belirlediğimiz senaryoyu canlı verilere uygulayabilmek için bu veritabanında saklanmaya devam edecektir. Veri madenciliği algoritmaları için ODM (Oracle Data Miner) kullanmak.

İlk adımda kümeleme, üyelerin verilerine uygulanır, kümeleme için K-aracı algoritması kullanılır. Kümelemede ilk adım, K-aracı algoritmaları için temel çalıştırma parametresini seçmektir. Kümelenme için optimum parametreyi tanımlamak amacıyla farklı parametrelerle farklı senaryolar test edilmiştir.

4.1 K-Kümeleme algoritması

Sık uçan yolcu sistemine kayıtlı kümelenme üyelerinin amacı, üyelerin havayolu şirketi için karlılıklarını değerlendirmektir. Kümelemeden sonra hedefimiz, üyelerini karlılıklarına göre ayırmak, yani yüksek karlı, orta karlı ve düşük karlı üye kümelerine sahip olacağız. Her senaryoda, üyeler belirlenen dönem içindeki veriler dokuz kümeye ayrılır. Elde edilen kümeler, üyelerin karlılığını ölçmek için kullandığımız tanımlanmış parametrelere göre azalan düzende sıralanır. İlk üç küme yüksek karlı üyeler olarak kabul edilirken, ikinci üç küme orta kârlı üyeler olarak kabul edilirken, son üç küme düşük kârlı üyeler olarak kabul edilir.

Bu kümeleme yapısını kümeleme için farklı girdi parametreleri kullanarak farklı zaman çizelgelerine uyguladık.

4.1.1 Ocak 2010 - Haziran 2011 Arası Araştırma Üyesi Faaliyetleri

Bu senaryoda, Ocak 2010-Haziran 2011 tarihleri arasındaki tarihte üye aktiviteleri araştırdık. Bu tarihler arasında toplam 3.186.184 aktivitemiz var. Bu tarihte belirli bir tarihte faaliyette bulunan tüm üyeler araştırılır. Faaliyetler Üye Kimliği'ne göre gruplandırılır ve puan, mil, sektör puanı ve aylık üyelik sayıları hesaplanır. Faaliyetleri Üye Kimliğine göre grupladıktan sonra 570.986 kayıt alıyoruz; bu tarihte en az bir etkinlik düzenleyen 570.986 üyemiz var. Gruplandırma aktivitelerinden sonra sahip olduğumuz verilere örnek Tablo 1'de gösterilmektedir.

Tablo 1. Gruplandırılmış üye aktiviteleri örneği

	Member ID	Total Points	Total Miles	Total Sector Points	Number of Activities	Total Membership
1	90071	113,396.00	101,577.00	49.75	54.00	146.06
2	90072	84,201.00	58,237.00	33.00	34.00	146.06
3	90265	1,584.00	1,584.00	1.00	1.00	133.51
4	100331	1,652.00	1,652.00	1.00	1.00	144.06
5	101806	1,618.00	1,186.00	2.25	3.00	148.58

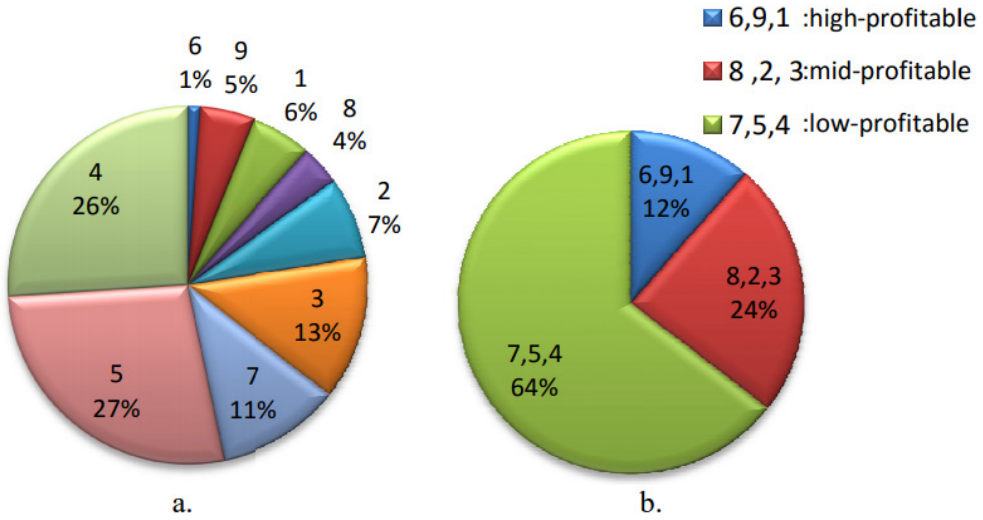
K-ortalama algoritmasını gruplandırılmış faaliyetlere uyguladıktan sonra hangi üyenin hangi gruba ait olduğu belirlenir. Buna göre, etkinlikler kümenin potansiyel işletme değerini elde etmek için Küme Kimliği'ne göre gruplandırılmıştır. Küme Kimliğine Göre Gruplama Faaliyetlerinden Sonra Elde Edilen Sonuçlar Tablo 2 ve Tablo 3'te gösterilmiştir.

Tablo 2. k-aracı algoritmasının uygulanması

	Member ID	Total Points	Total Miles	Total Sector Points	Number of Activities	Total Membership
1	90071	113,396.00	101,577.00	49.75	54.00	146.06
2	90072	84,201.00	58,237.00	33.00	34.00	146.06
3	90265	1,584.00	1,584.00	1.00	1.00	133.51
4	100331	1,652.00	1,652.00	1.00	1.00	144.06
5	101806	1,618.00	1,186.00	2.25	3.00	148.58

Tablo 3. 2010 yılında faaliyetlerin küme değerleri

Cluster ID	Points % / Membership %	Miles % / Membership %	Sector Points % / Membership %	Number of Activities % / Membership %	Total Membership / Number of Members
6	19.86	1.56	1.29	2.81	84.12
9	3.62	5.17	2.54	1.81	63.52
1	3.46	4.38	6.89	5.56	77.85
8	1.69	0.86	1.43	3.17	77.11
2	1.58	2.48	1.23	0.89	10.67
3	0.73	1.06	1.13	0.96	71.84
7	0.5	0.68	0.97	0.95	14.42
5	0.21	0.2	0.27	0.38	82.98
4	0.11	0.02	0.05	0.24	9.23



Grafik 1. Her kümedeki üyelerin yüzdesi

Kümelere, üyelerin kârlılığının ölçülmesinde kullanılan tanımlanmış parametrelere göre azalan düzende sıralanır. Sıralamadan sonra, kümeler üçe üç gruplanır. Gruplandırma kümelerinin amacı, yüksek karlı, orta karlı ve düşük karlı üyeleri tanımlamaktır. Gruplandırma ağacının ağacına göre sonucu Grafik 1 b'de gösterilmektedir.

Üyelerin faaliyetlerini kümelendikten sonra, küme altı'nın şirket için en iyi müşterileri içerdiği açıktır. Tablo 2'yi daha ayrıntılı araştırdığımızda, küme altı'nın toplam üyelerin yalnızca% 1,72'sini içermesine rağmen toplam puanların% 21,90'ını içerdiğini görebiliriz. Bu nedenle havayolu şirketi için küme altıyı en iyi küme olarak kabul ettik.

Bu kümelene göre, küme 6, 9 ve 1, yüksek kârlı üye kümeleri olarak kabul edilir. Yüksek kârlı kümelene, üye başına puanlar diğer kümelere göre daha yüksektir. Uygulanabilecek CRM stratejilerini araştırırsak:

- 6, 9 ve 1 numaralı kümelere saklama stratejileri uygulanmalıdır.
- Orta-kârlı üyeler için çapraz satış stratejileri uygulanmalıdır. Bu durumda orta karlı üyeler 8, 2 ve 3. kümelere. Amacımız orta karlı üyeleri yüksek karlı üyelere dönüştürmektir. Orta seviye kârlı üyeleri yüksek oranlı üyelere dönüştürmek için gereken çaba, satın alınan kümelere kullanılan faaliyetlerin sayısına yakın olması nedeniyle minimum düzeyde olmalıdır.
- Küme 8 ve küme 6 üyelerine baktığımızda. Küme 6'nın en iyi üyeleri

tarafından kullanılan faaliyetlerin küme 8 üyeleri tarafından satın alınanlarla karşılaştırılması, çapraz satış için aday olan faaliyetleri belirleyecektir. Havayolu şirketinin istediği kümeler arasında aynı çapraz satış stratejileri uygulanabilir.

- Küme 4, belli bir süre boyunca yakından izlenmelidir. Bir grup yeni üyeyi tanımlar. Bu yeni üyelerin davranışlarını belirlemek için daha fazla veri toplamalıyız. Kârlılığı hızlandırmak için sık uçan yolcu programının ürün ve hizmetlerinin 4. üyesini bilgilendirmek için bazı pazarlama çabaları benimsememiz gerekiyor.

- Küme 5 en kötüsüdür, çünkü üyelerin kilometre oranları çok düşüktür. Bu üyeler, 83 aydır şirketle olmasına rağmen çok az etkinlik kullanıyor. Strateji, bu gruba pazarlama harcamalarını en aza indirmek olabilir.

Ayrıca, havayolu şirketinin üyelerini nasıl değerlendirdiğini görmek için üyeler, 83 aydır şirketle olmasına rağmen çok az etkinlik kullanıyor. Strateji, bu gruba pazarlama harcamalarını en aza indirmek olabilir.

Ayrıca, havayolu şirketinin üyelerini nasıl değerlendirdiğini görmek için üyelerin kart türü gruplandırma üyesi etkinliklerini küme kimliği ile inceledik. Küme 6 ve küme 8 üyelerinin kart türleri Tablo 4'te gösterilmektedir. Bu iki küme, teklifimizi ve Havayolu Şirketi'nin seçimini karşılaştırmak için bir örnek olarak algılanmaktadır.

Tablo 4. Küme kimliğine göre gruplandırılmış üyelerin kart türü

Cluster ID	Card Type	Total Members	Member Percentage per Cluster
6	PLAT	52	0.83
6	GOLD	1,551	24.64
6	SILV	1,193	18.95
6	BLUE	3,498	55.58
8	PLAT	23	0.11
8	GOLD	1,663	8.04
8	SILV	2,076	10.04
8	BLUE	16,922	81.81

Altıncı küme, havayolu şirketi için en karlı küme olarak kabul edilir. Beklentimiz, en kârlı kümede üyelerin çoğunun altın veya platin üyesi olmasıydı. Ancak Tablo 4.4'te gösterildiği gibi, küme altı üyelerinin çoğu kendi mavi kartına sahiptir. Üyelerin sadece% 25'i altın veya platin kartlıdır. Küme 8, orta-karlı kümelerden biridir ve bu kümedeki üyelerin% 82'si mavi karta sahiptir, üyelerin sadece% 9'unda altın veya platin kartlar vardır. Altıncı kümede mavi karta sahip olan üyelerin daha detaylı araştırılması gerekir. Pazarlama uzmanı, bu üyelerin neden daha iyi kartlara yükseltilmediğini incelemelidir, bu üyeleri istediği gibi ya da değil olarak değerlendirir. Her kümede, her kart türünden üyeler bulunduğundan, pazarlama uzmanı her kümeyi değerlendirmelidir. Yüksek kazançlı kümelende mavi üyeler ve düşük kazançlı kümelende altın ve platin üyeleri araştırılmalıdır.

4.2 Dernek Kuralları

K-ortalama kümeleme sonuçlarından üretilen kümelere ilişkilendirme kural algoritması uygulanır. İlişkilendirme kuralları için iki senaryo tanımlanmıştır. İlk senaryoda, etkinlikler arasında ilişki kurmak için etkinlikler verisine ilişkilendirme kuralı uyguladık. İlişki almaya çalıştığımız faaliyetler şunlardır: Telekom, Mağaza, Servis Kurtarma, Yaşam Tarzı, Dahili Ortak, Otel, Araba Kiralama, Banka ve Havayolu. İkinci senaryoda, uçuş noktaları arasında ilişki kurmak için uçuş etkinlikleri tarihine ilişkilendirme kuralı uyguladık. Uçuş varış yerini tanımlamak için başlangıç noktası ve varış noktası kodları birleştirilir. Örneğin: İstanbul'dan Üsküp'e uçan uçuş etkinliği 'ISTSKP' olarak tanımlandı. Bu senaryoların ikisi de istediğimiz herhangi bir kümeye uygulanabilir. Bu taramaları birçok farklı kümeye uyguladık. Alt başlıklarda her iki senaryoya da örnek verdik. Her senaryoda ilişki kuralı değerlendirmesi, destek ve güven parametreleriyle yapılır.

Önceki bölümde K-aracı algoritması, Ocak 2010 ve Haziran 2011 arasındaki faaliyetlere uygulanmaktadır. Bu kümelenden sonra, 6. küme, Havayolu Şirketi için en karlı küme olarak kabul edilmektedir. Bu bölümde derleme kuralı kümeye uygulanır faaliyetleri arasında ilişki kurmak için altı. Bu kümede 88.976 faaliyet bulunmaktadır. Bu etkinlikleri Apriori algoritması için girdi verileri olarak kullanmak için bu etkinlikleri Üye Kimliği ve Etkinlik Tipine göre gruplandırmak zorunda kaldık.

Apriori algoritmasını aktivite verilerine uyguladıktan sonra, faaliyet kurallarını bir araya getiriyoruz. Apriori algoritmasının sonucu Tablo 5'de gösterilmektedir.

Table 5. Association Rules of activities in cluster six

ID	Antecedent	Consequent	Confidence %	Support %	Confidence % * Support %
4	Airline	Bank	95.33	58.69	5,594.776
5	Bank	Airline	60.58	58.69	3,555.113
1	Shop	Bank	98.22	13.41	1,317.416
16	Shop And Airline	Bank	98.24	11.77	1,156.591
10	Shop	Airline	87.75	11.98	1,051.663
18	Bank And Shop	Airline	87.77	11.77	1,033.371

Below is examined some of the results in more detailed:

Airline - > Bank The member that has used Airline activity, 58.69% has also used Bank activity. And the member that has used Airline activity is 95.33% likely to also use Bank activity.

Shop and Airline -> Bank The member that has used Shop and Airline activities, 11.77% has also used Bank activity. And the member that has used Shop and Airline activity is 98.24% likely to also use Bank activity.

4.2.2. Uçuş Noktalarının Birliği Kuralları

Bu bölümde uçuş hedefleri arasında ilişki kurmak için 6. kümeye dernek kuralı uygulanmıştır. Altıncı kümede 47.326 uçuş etkinliği var. Havayolu şirketi gerçek liman kodlarını göstermekten memnun olmadığından onları dönüştürmek zorunda kaldık. Örneğin, üye İstanbul'u Üsküp'e uçarsa, onu İSTSTKP olarak kodladık, dönüşümden sonra PRT1PRT2 gibi olur. Bu aktiviteleri Apriori

Tablo 6. Apriori'ye girdi olarak kullanılan altı kümeden başlayan uçuş faaliyetlerinin bir kısmı algoritma

	ID	Origin - Destination	Activity Count
1	0090025	PRT2PRT3	2
2	0090025	PRT3PRT2	2
3	0090025	PRT4PRT2	1
4	0090025	PRT2PRT1	2
5	0090025	PRT7PRT2	1
6	0090025	PRT2PRT7	1
7	0090025	PRT2PRT4	1
8	0090025	PRT1PRT2	2
9	0090084	PRT5PRT2	1
10	0090084	PRT2PRT5	1

Apriori algoritmasını Tablo 6’da örnek olarak gösterilen aktivite verilerine uyguladıktan sonra uçuş noktalarının birliktelik kurallarını alıyoruz. Apriori algoritmasının sonucu Tablo 7’de gösterilmektedir.

Tablo 7. Dördüncü kümedeki uçuş faaliyetlerinin Dernek Kuralları

ID	Antecedent	Consequent	Confidence %	Support %	Confidence % * Support %
215	PRT1PRT2	PRT2PRT1	81.09	9.13	740.68
214	PRT2PRT1	PRT1PRT2	75.88	9.13	693.09
223	PRT 11PRT2	PRT2 PRT11	79.32	8.40	666.15
222	PRT2PRT11	PRT 11PRT2	78.08	8.40	655.73
186	PRT 14PRT13	PRT2 PRT14	84.88	7.67	651.03
185	PRT2PRT14	PRT 14PRT2	82.64	7.67	633.88
817	PRT 12PRT2 AND PRT1PRT2	PRT2PRT1	84.04	3.72	312.40
815	PRT2PRT1 AND PRT12PRT2	PRT1PRT2	82.44	3.72	306.47

Below is examined some of the results in more detailed:

PRT1PRT2- > PRT2PRT1 The member that has flown from PRT1 to PRT2, 9.31% has also flown from PRT2 to PRT1. And the member that has flown from PRT1 to PRT2 is 81.09% likely to also fly from PRT2 to PRT1.

When we investigate opposite way of this flight.

PRT2PRT1 - > PRT1PRT2 The member that has flown from PRT2 to PRT1, 9.31% has also flown from PRT1 to PRT2. And the member that has flown from PRT2 to PRT1 is 75.88% likely to also fly from PRT1 to PRT2.

Support
%

PRT12PRT2 AND PRT1PRT2 - > PRT2PRT1 The member that has flown from PRT12 to PRT2 and from PRT1 to PRT2, 3.71% has also flown from PRT2 to PRT1. And the member that has flown from PRT12 to PRT2 and from PRT1 to PRT2 is 84.04% likely to also fly from PRT2 to PRT1.

5. SONUÇ

Bu çalışmanın gözlemlenmesi, üyelerin verilerini yönetmek içindir. Üyelerin verilerini yönetmek için, aktiviteler tanımlanmış parametrelere göre gruplandırıldı ve k-ortalama kümelemesi kullanılarak dokuz kümeye kümelendi. Üyeleri kümeleyerek, CRM yöneticisi kampanyaları ve promosyonları hedef kitleye yönlendirme şansına sahip olacak.

İlk adımda yüksek karlı üyeler seçildi. Kümeleri mil yüzdesine göre sıraladıktan sonra ilk ağaç kümeleri yüksek kazançlı üyeler olarak tanımlanır. Bu üyelere çeşitli saklama stratejileri uygulanmalıdır. Bu üyelerin kart türlerini kontrol ettiğimizde, Havayolu Şirketi'nin müşterilerini olduğu gibi değerlendiremediğini tespit ettik. Her kümede, her kart türünden üyeler var. Yüksek kârlı üye kümelerinde, üyelerin çoğunun Gold veya Platinum el ilanı kartlarına sahip olmasını bekliyorduk. Ancak üyelerin çoğunun Mavi kartı vardır. Bu üyelerin ödüllendirilmesi için havayolu, belirli şartları yerine getiren Mavi üyelerin bir kısmını Misafir Altın olarak iki ay boyunca Altın'a yükseltebilir. Bu üyeleri Guest Gold'a yükselttikten sonra, havayolu şirketi bu üyeleri daha dikkatli değerlendirmek zorundadır.

İkinci aşamada, orta karlı üyeler seçilmektedir. Kümeleri mil yüzdesine göre sıraladıktan sonra ikinci ağaç kümeleri orta-kârlı üyeler olarak tanımlanmaktadır. Orta-karlı üyeleri tanımlamanın amacı, bu üyeleri orta-karlı üyelere yüksek-karlı üyelere taşımaktır. Havayolu Şirketi, orta ölçekli üyelere çapraz satışı artırabilen özel kampanya sunabilir.

Üçüncü adımda düşük karlı üyeler seçilmiştir. Kümeleri mil yüzdesine göre sıraladıktan sonra, son ağaç kümeleri düşük kârlı üyeler olarak tanımlanmaktadır. Bu adımda yeni üyelerin kümeleri ve kârsız üyelerin kümeleri tanımlanır. Yeni üyeyi üyeliği bir yıldan az olan üye olarak tanımlarız. Yeni bir üyenin düşük karlı bir üye olması bekleniyor. Yeni üyelere karlılığı hızlandırmak için sık uçuş programlarının ürün ve hizmetleri bu üyelere ilan edilmelidir. Ayrıca havayolu şirketi için kar amacı gütmeyen üyeler de tanımladık. Bu üyeler eski üyelere, ancak asgari etkinlik kullandılar. Bu üyeler için reklam harcamalarının asgari düzeyde tutulması gerektiğini öneriyoruz.

En iyi müşterilerin faaliyetlerine ilişkilendirme kuralları uygulamak, en iyi müşteriler hakkında daha fazla bilgi verir. Dernek kuralları, bu üyelerin ne tür faaliyetler kullandığı hakkında daha fazla bilgi almak için istediğimiz kümelere uygulanabilir. Birlik kuralları ayrıca, hangi küme üyelerinin daha çok hangi varış noktasına seyahat ettiklerini belirlemek amacıyla uçuş noktalarına da uygulanmaktadır. CRM yöneticileri, promosyonları ve kampanyaları tanımlamak için ilişkilendirme kuralının sonuçlarını kullanabilir.

KAYNAKÇA

1. A. L. Nsakanda; M. Diaby; Y. CAO; A Predictive Model of Redemption and Liability in Loyalty Reward Programs Industry (2010); 978-0-7695-3869-3/10 IEEE
2. Liou; J.J.H. ; A novel decision rules approach for customer relationship management ...; Expert Systems with Applications (2008); doi:10.1016/j.eswa.2008.05.002
3. L. Maalouf; N. Mansour; Mining Airline Data for CRM Strategies; Proceedings of the 7th WSEAS International Conference on Simulation; Modelling and Optimization; Beijing; China; September 15-17; 2007
4. Pritscher; L.; & Feyen; H.; (2001). Data Mining and Strategic Marketing in the Airline Industry. Atraxis AG; Swissair Group; Data Mining and Analysis; CKCB. www.informatik.uni-freiburg.de/~ml/ecmlpkdd/WSPProceedings/w10/pritscher1.pdf
5. Lee; D. (1999). CRM Definitions. CRM.Talk #054
<http://www.crmguru.com/content/crmtalk/2000a/crmt054.htm#1>
6. Etzioni; O.; Knoblock; C.; Tuchinda; R.; & Yales; A. (2003). To Buy or Not to Buy: Mining Airfare Data to Minimize Ticket Purchase Price. ACM. www.isi.edu/integration/papers/etzioni03-kdd.pdf
7. Fennell; G.; & Allenby; G. (2004). Market definition; market segmentation; and brand positioning create a powerful combination. fisher.osu.edu/~allenby_1/2004%20Integrated%20Approach.pdf
8. J. Wong; P. Chung; Retaining Passenger Loyalty through Data Mining: A Case Study of Taiwanese Airlines; TRANSPORTATION JOURNAL Winter 2008