

Meslek Odalarında Veri Madenciliği Yardımıyla Üye Segmentasyonu ve İş Geliştirme Uygulamaları

Çağrı ÖZGÜN KİBİROĞLU¹, Sevim AYHAN^{1*}

¹ Haliç Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği, İstanbul, Türkiye
Orcid: 0000-0003-2015-7075

Geliş Tarihi: 12.02.2021

***Sorumlu Yazar e mail:** cagrikibiroglu@halic.edu.tr **Kabul Tarihi:** 24.02.2021

Atf/Citation: Özgün Kibiroğlu, Ç., Ayhan, S. “Meslek Odalarında Veri Madenciliği Yardımıyla Üye Segmentasyonu ve İş Geliştirme Uygulamaları”, Haliç Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi 2021, 4/1: 1-23.

Araştırma Makalesi/ Research Article

Özet

Yaşamış olduğumuz bilişim çağında teknolojinin hızlı artışı ve bilginin bu kadar güçlü bir şekilde artması nedeni ile bilgisayarlarda daha büyük miktarda verinin saklanabilmesine imkân sağlamaktadır. Bu yüzden, büyük miktardaki verileri kayıt altına alabilmek için kolayca saklanabilmesini ve erişimini sağlayabilmek büyük bir önem kazanmaktadır. Veri madenciliği sayesinde biriken yığınlardan kurumlara faydalı ve anlamlı bilgilerin elde edilebilmesi sağlanmaktadır. Bu çalışmada veri madenciliği teknikleri ile iş geliştirme analizi yapılmıştır. Analiz için TMMOB’ne kayıtlı 28314 adet üye kaydında 17 farklı özneliği içeren veriler kullanılmıştır. Bir sınıflama problemi olan bu analizde üyelerin meslek birliği aidiyetini yükseltecek üye kazanımı durumları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Ayrıca üyelerin oda ile etkileşimine sebep olan etkenler analiz edilmiştir. Segmentasyon sonucu ortaya çıkan sınıfların ortak özellikleri tespit edilmiştir. Müşteri kazanımı analizinde en etkili özneliklerin üye yaşı, lisans branşı, bağlı bulunduğu temsilcilik şubesi olduğu gözlemlenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Veri Madenciliği, Büyük Veri, Sınıflandırma, Kümeleme, Segmentasyon, İş Geliştirme

Member Segmentation and Business Development Practices with Data Mining Method in Professional Chambers

Abstract

With the rapid development of technology in the age of informatics we have experienced and the powerful increase in knowledge, a great amount of data can be stored in computers. Therefore, it has crucial importance to be able to easily store and access large amounts of data in order to be able to record. Data mining techniques are utilized to obtain useful and meaningful information from the accumulated mass of data. In this study, business development analysis has been made with data mining techniques. For analysis, data containing 17 different attributes in 28314 members registered in TMMOB were used. In this analysis, which is a classification problem, it has been tried to predict the membership acquisition status that will increase the membership of the professional association. In addition, the factors that cause members to interact with the chamber were analyzed. The common features of the classes resulting from the segmentation have been determined. In the customer acquisition analysis, it has been observed that the most effective attributes are the age of the member, graduate majors and the representative office affiliated to.

Keywords: Data Mining, Big Data, Classification, Clustering, Segmentation, Business Development

1. Giriş

Teknolojinin gelişmesi ve ulaşılabilirliğinin artmasıyla dijital dönüşüm kavramı ortaya çıkmıştır. Dijitalleşme sürecinde verinin toplanması ve işlenmesi için birçok yöntem olduğu görülmektedir. İnsanın tüketen toplumdaki üreten topluma geçişini veri madenciliği yöntemlerindeki uygulamalarla üretilen verilerin başarılı olabilmesi için analiz edip özelleştirilmiş hizmet veya ürün sunmak gerekmektedir. Tüm bunları gerçekleştirebilmek için mevcut üyeler ve üye olma özelliklerine sahip kişilerin demografik verilerinin yanında yaptıkları işlemlerin içeriğini kapsayan analizler yapılarak kişisel profil oluşturup aktif etmek ya da bir diğer deyişle sadık olmasını sağlamak için pazarlama faaliyetlerine yön vermek gerekmektedir. Günümüzde bilgi çağında

veri tabanlarının hacimlerinde ok byk artıřlar grlmektedir. Veri sistemlerinin bu denli geniřlemesi, oluřan verilerden nasıl bilgi dnřm yapılacađı sorununu da ortaya ıkar mıřtır. řu zamana kadar mevcut olan veri analizi yntemlerinin yetersiz kalması sebebiyle veri tabanlarında bilgi keřfi srecine bařlanılmıř ve bu alıřmaların rn olarak veri madenciliđi yntemi ortaya ıkmıřtır.

Veri madenciliđi pek ok alıřmada tanımlanmıřtır. Ařađıda bazı kaynaklardaki veri madenciliđi tanımları bulunmaktadır.

- Veri madenciliđini, ham verinin tek basına sunamadıđı bilgiyi ıkaran, veri analizi sreci olarak tanımlamıřtır. [24]
- Veri madenciliđi, byk veri yıđımları arasından gelecekle ilgili tahminde bulunabilmemizi sađlayabilecek bađlantıların, bilgisayar programı kullanarak aranması isidir. [25]
- Veri madenciliđini istatistik, veri tabanı teknolojisi, rnt tanıma, makine đrenme ile etkileřimli yeni bir disiplin ve geniř veri tabanlarında nceden tahmin edilemeyen iliřkilerin ikincil analizidir. [26]

Literatrde veri madenciliđine ynelik yapılan geniř sayıda alıřma mevcuttur. alıřmanın kapsamı geređi mhendislik alanında Trkiye’de yapılan birkaç alıřma ařađıdaki tabloda zetlenmiřtir.

Tablo 1. Veri Madenciliği Literatür Çalışması

Kaynakça	Makalenin Amacı
[7]	Mekanik hatalarının tespiti
[8]	Kişisel mekan ve zaman bilgilerini içeren datalar için gizliliğinin korunması
[9]	Mobil kullanıcıların hareket modelleri
[10]	Nüfus verilerini içeren büyük veri sınıfları için kümeleme
[12]	Deprem verilerinin analizi
[13]	Web tabanlı basılı yayınlarda bulunan görsel verilerin ve metin bilgilerinin erişimi
[14]	Matematiksel biçim bilgilerinden yola çıkarak değerlendirilen verilerin yoğunluk temelli kümelemesi
[15]	Çok boyutlu veri tabanları ve görselleştirme tekniklerini
[16]	Yarışmayı kazanan yaklaşımın desenlerinin belirlenmesi
[17]	DNA veri kümesinde bulunan biyolojik sıralar üzerinde örüntüler ve potansiyel motifler
[18], [1]	Finansal göstergeleri üzerinden farklı sektörlerde faaliyet gösteren firmaları ayıran faktörlerin belirlenmesi
[19]	Kredi kartı sahiplerine ait bir yaşam çözümlemesi
[20]	Firmaların finansal tablolarındaki hataların belirlenmesi
[21]	CRM uygulamaları adına banka kredi kartı kullanıcılarının sınıflandırılması
[22]	Üretilen ürün ve tedarik edilen hammaddelerin kalite standartları üzerinden değerlendirilmesi

Kümeleme çalışmalarının temel amacı üyelerin kümelere çok düzenli ve ince ayırmalar yaparak, bu kümeleme işlemi sonucunda iki şart mümkün olduğunca sağlanacak. Bu şartlardan ilki kümelerin kendi içinde homojen olması yani küme içindeki üyelerin benzer özelliklere sahip olmasıdır. İkinci şart ise kümelerin birbirlerinden farklı yani heterojen olmasıdır. Bu kümeleme sayesinde istatistiksel yollarla analiz yapılarak çözüm önerileri oluşturulacaktır.

Makina Mühendisleri Odası'na yurt içinde ve yurt dışında Makina, Endüstri, İşletme, Uçak, Havacılık, Uzay, Mekatronik, Sistem, İmalat, Üretim, Üretim Tekniği, Üretim Sistemleri, Otomotiv, Endüstriyel Tasarım, Enerji Sistemleri, Makina ve İmalat ile Raylı Sistemler

Mühendisliđi öğretimi yapan üniversitelerden (ya da TMMOB Genel Kurul ve Yönetim Kurulu kararlarıyla TMMOB Makina Mühendisleri Odasına girmeleri kabul edilen diđer mühendislik disiplinlerinde) mezun olarak diploma almış, Türkiye sınırları içinde meslek ve sanatlarını uygulamaya yasal yetkili mühendisler üye olabilir.

TMMOB çalışmalarını 24 Oda, bu Odalara bađlı 213 şube ve 50 İl/İlçe Koordinasyon Kurulu ile sürdürmektedir. TMMOB özelinde meslek odaları gibi birlikler ,akreditasyon sistemine sahip olmaları, uzmanlaşmış çalışanların varlığı, mesleđe yönelik ulusal çapta önemli etkinlikleri organize etmesi ve muhatapları/üyeleri tarafından güven ve saygı duyulan bir kurum olmalarına rağmen çođu zaman statik iş geliştirme faaliyetlerine sahip olmalarından ötürü eleştirilmektedirler. Basın, halkla ilişkiler ve tanıtım faaliyetlerinin yetersizliđi, örgütlenme çalışmalarının ve üyeyle etkileşimin istenilen düzeyde olmaması ve bütçe kısıtları, ücret politikası vb. nedenlerle sektörel ve ulusal etkinliklerini uzun süreli devam ettirememektedirler.

Bu çalışmada TMMOB İstanbul ili için kayıtlı üyelere ait veriler değerlendirilerek odanın etkin iş geliştirme süreçleri yaratabilmesi adına değerlendirmeler yapılmıştır. Odadan elde edilen ham veriler strateji yaratılmasına fayda sağlayacak bilgilere dönüştürülmüştür. Bu veri seti için karar ağacı modeli geliştirilmiştir. Toplanan veriler ve geliştirilen model R-Project programı yardımı ile işlenmiş, analizler elde edilmiş ve sonuçlar değerlendirilmiştir. Bu sonuçlar ışığında TMMOB için müşteri aidiyetini arttıracak ve müşteri kazanımını sağlayacak stratejiler önerilmiştir.

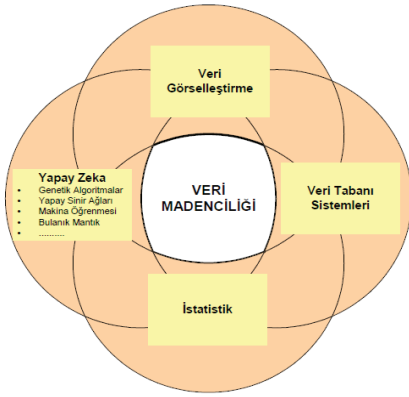
Bu çalışmada temel amaç ise Türkiye'deki gelişmekte olan teknolojiye paralel biçimde R programlama dili sayesinde istatistiksel hesaplama ve grafikler oluşturarak işletmenin veri analizi yapmak olacaktır. Bu bağlamda veri madenciliđi yöntemi hakkında bilgi vermek; yöntemin hizmet sektöründeki etkinliğini ortaya koymak önemlidir. Üyeleri kümelere ayırarak her kümedeki üyelerin kişisel özelliklerine göre onların ilgisini çekebilecek ürün ve hizmetler sunmak için stratejiler geliştirilecektir.

2. Materyal ve Metot

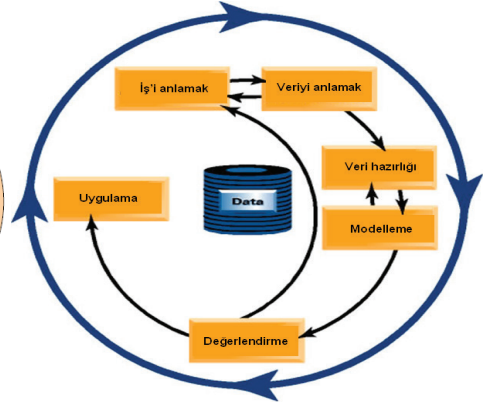
2.1. Veri Madenciliđi

Veri madenciliđi, büyük veri kümelerindeki kalıpları keşfetme ve ortaya çıkarmanın bir sürecidir. İstatistik, veri bilimi, veri tabanı teorisi ve makine öğrenmesi gibi birçok tekniđi harmanlayan bir bilgisayar bilimi alt alanıdır. Veri madenciliđi kavramının gelişimi 1960'lı yıllarda veri toplama sistemleri ile başlar; 1970'lerde veri tabanları, 1980'lerde ise ilişkişel veri tabanları kavramları ile devam eder. 1990-2000'li, yıllarda veri tabanı kullanıcıları ile ticari kullanımlar başlamıştır.

Günümüzde ise veri madenciliđinde veri ambarlarının, çoklu ortam ve web veri tabanlarının hızla yaygınlaşmaya başladığı görülmektedir. Veri madenciliđi son yıllarda birçok disiplinler arası bağlar oluşturarak geniş alanlara yayılmıştır. Bugün, veri madenciliđi işletme, bilim, mühendislik ve tıpta gibi alanlarda yaygın olarak kullanılmaktadır. Kredi kartı işlemlerinin madenciliđi, borsa hareketleri, ulusal güvenlik, genom dizilimi ve klinik denemeler, veri madenciliđi uygulamaları için buzdağının sadece görünen kısmıdır. Büyük Veri gibi terimler artık daha ucuz hale gelen verilerin toplanması ve yetenekli cihazların çođalması ile yaygın hale gelmiştir. Özet olarak veri madenciliđi yöntemiyle mühendislik, tıp, bankacılık gibi birçok sektörde ileriye dönük öngörüler yapılabilir hatta süreç kaliteleri yükseltecek veriye ulaşılabilir.



Şekil 1. Veri Madenciliği İlgili Alanları



Şekil 2. Veri Madenciliği Süreci

Veri Madenciliği uygulamaları 6 aşamadan oluşur. Aşamalar arasında ileri ve geri hareketlilik gerekmektedir. Hareketlilik, her aşamanın sonucunda bundan sonra hangi aşamanın ya da aşamadaki hangi işin yapılması gerektiğine bağlıdır. [23]

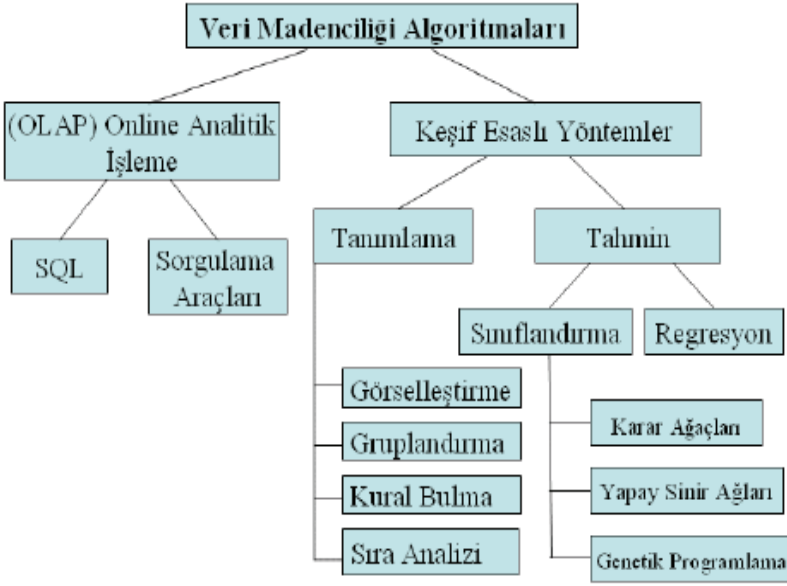
- *İş'i Anlamak* : Bir veri madenciliği uygulaması, verinin hangi sorunun çözümü ya da cevabı olacağına dair karar verme süreci ile başlar. Veriden elde edilmek istenen bilginin hangi amaca hizmet edeceğinin anlaşılması gerekmektedir. Uygulamanın hedefleri ve gereksinimleri iş perspektifinden tanımlanmalıdır.
- *Veriyi Anlamak*: Meta verilerin anlamlandırılma sürecidir. Verileri toplanır, tarif edilir ve araştırılırlar. Ayrıca, verilerin kalite sorunları da belirlenir.
- *Veri Hazırlığı* : Veri hazırlama aşamasında, veri önceden tanımlanmış bir düzende defalarca düzenlenmiştir. Verilerin modellenmesi için belirli bir düzene ve formata göre düzenlenmesidir. Verileri içeren tabloları, kayıtları ve öznitelikleri seçerek hazırlamak, bu aşamadaki tipik görevlerdir. Verinin anlamı değişmez. Verileri toplanır, temizlenir ve biçimlendirilirler.
- *Modelleme ve Değerlendirme* : Çeşitli madencilik fonksiyonları seçilir ve uygulanır. Bu modeller veriyi sınıflandırmak, tanımlayıcı etmenleri belirlemek veya tahmin yapmak için bir

örüntü elde etmek için kullanılabilir. En uygun değerlere ulaşıncaya kadar parametreleri değiştirmek için birkaç kez tekrarlanabilirler. Son modelleme aşaması tamamlandığında, yüksek kalitede bir model oluşturulmuştur. Yapılan modeli değerlendirilirken beklentileri karşılamıyorsa, modelleme aşamasına geri döner. Değerlendirme aşamasında sonuçların nasıl kullanılacağına karar verilir.

- *Uygulama* : Tüm bu karmaşık süreçlerin sonunda elde edilen bilgi anlamlandırılabilir ve kullanılabilir şekilde düzenlenmeli ve sunulmalıdır.

2.2. Veri Madenciliği Algoritmaları

Veri madenciliğindeki bir algoritma verilerden bir model oluşturan sezgisel tarama ve hesaplamalar kümesidir. Bir model oluşturmak için algoritma öncelikle verileri analiz eder. Belirlenen desen ve akım türlerini arar. Algoritma, madencilik modelini oluşturmaya başlamak üzere en uygun parametreleri bulmak için birçok analiz kullanarak bu analizin sonuçları kullanılır. Örüntüleri ve ayrıntılı istatistikleri çıkarmak için tüm veri kümesine uygulanır.



Şekil 3. Veri Madenciliđi Algoritmaları

SQL Server Veri Madenciliđi'nde sağlanan algoritmalar, verilerden türetilmiş en popüler ve iyi araştırılmış yöntemlerdir. Bir örnek almak gerekirse, K-aracı kümelemesinin belirli bir uygulaması Microsoft Research tarafından geliştirilmiş ve Analiz Hizmetleri ile performans için optimize edilmiştir. Aslında veri madenciliđi algoritmaları bir analiz uzmanlığı gerektirmez. Uzman sistemlerin en önemli sorunu olan kural tabanını oluşturacak olan kuralların elde edilmesi veri yoğun ortamlarda veri madenciliđi yaklaşımları ile desteklenebilir. Algoritmalar sayesinde veri zenginleştirilebilir ve böylece daha güvenilir sistemler oluşturulabilir.

Veri madenciliđi algoritmaları amaçları göz önünde bulundurularak 6 başlıkta tanımlanabilir: Sınıflandırma (Classification), Kestirme (Estimation), Öngörü (Prediction), Benzerlik (Affinity Grouping), Demetleme (Clustering), Tanımlama (Description).

Veri madenciliği uygulamalarında birçok farklı yöntemler ve algoritmalar kullanılmaktadır. Var olan yöntemlerin pek çoğu istatistiksel tabanlıdır.

Sınıflandırma : En çok uygulanan veri madenciliği tekniklerinden birisi olan sınıflandırma, insanın düşünce biçiminin en rahat algıladığı ve yatkın olduğu veri madenciliği işlemidir. İnsan her şeyi kümelere ayırır ve bunları derecelendirir. Veri madenciliğinde ise amaç, yeni oluşacak girdinin özelliklerine sistemsal analiz yapılarak önceden oluşturulmuş sınıflara ataması kararını vermektedir. Genelde yapılacak işlemlerde veri tabanında var olan kayıtların “bir sınıfa atama” işlemi de veri tabanındaki kayıtlı olan sınıflandırılmış kodların veya benzer özellikteki alanlara uygun şekilde doldurulması ile oluşturulur. Sınıflandırma tekniği sınıfları tanımlar ve her sınıftaki nesnelere yerleştirir.

Karar Ağaçları: Karar ağacı, en yaygın olarak kullanılan veri madenciliği yöntemlerinden biridir. Bu teknikte karar ağacının kökü, birden fazla cevabı olan basit bir soru veya durumlardır. Her cevap verildikten sonra verilere ulaşıp karar verilmesine yardımcı olacak bir takım soru veya koşullara yol açılır, böylece nihai karar bu sorular silsilesine dayandırılır. İş gereksinimlerini karşılayan uygun bir süreç oluşturmak için sık sık veri madenciliği tekniklerinden ikisi veya daha fazlası birleştirilir.

2.2. Problemin tanımı

Veri madenciliği uygulamalarında öncelikli olarak analiz edilecek verinin neyi amaçladığını doğru belirlemektir. Bu yüzden veri madenciliğinden faydalanacak işletmelerin hangi amaç için bu bilgi dönüşüm sürecini gerçekleştirmek istediklerine karar vermeleri gerekmektedir. Veri madenciliği uygulamalarının başarılı olması, projenin dikkatle planlanması ve spesifik, gerçekleştirilebilir, ölçülebilir bir hedefin olmasına bağlıdır.

Tablo 2. Veri Madenciliğinin Cevap Bulabileceği Bazı Sorular

Üye Davranışları	MMO İstanbul Şube’de aktif olan üyelerin özellikleri nelerdir? Aktif üyelerin sıklıkla katıldıkları etkinlik vb.şeyler nelerdir?
Üyelerin Demografik Özellikleri	Aktif üyelerin lisans ünvanları nelerdir? Aktif üyelerin buldukları temsilcilikler nelerdir?
Zamana Bağlı Değişimler	Aktif üyeler hangi sıklıklarda odaya uğramaktadır? Aktif üyelerin daha az odaya uğradıkları bir zaman dilimi var mıdır?

Bu çalışmada TMMOB Makine Mühendisleri Odası İstanbul Şubelerinden elde edilen bilgiler ışığında bir meslek odasının üye profili ve segmentasyonu için bir analiz yürütülmüştür. Bu analizlerin ışığında meslek odası adına iş geliştirme stratejileri önerilmiştir.

Üyelerinin bağlılığını arttırmak isteyen bir meslek kuruluşu; “çapraz satış tekniklerinin kullanılması” hedeflenerek, pazarlama kampanyasına cevap verme olasılığı yüksek olan üyelerin belirlenmesi, segmentasyonda belirlenen puanlama yoluyla üyelerin ortalama puanını arttırmak, mobil uygulama yoluyla iletişim maliyetlerini düşürmek, yeni proje stratejileri geliştirmek veya üye sayısını arttırmayı istemek gibi hedefler belirlenebilir [2].

2.3. Çalışmada kullanılan veriler

Yapılan çalışma kapsamında TMMOB Makine Mühendisleri Odası İstanbul Şubelerinde kayıtlı üyelerin bilgilerini içeren farklı veri havuzları kullanılmıştır. Gizlilik durumlarına bağlı olarak üye numaraları belli bir sıralama ile numaralandırılmıştır. Bu araştırma 28.477 üyenin bulunduğu MMO İstanbul Şubesinde ilişki durumu kapalı üyeleri yok sayarak 24.281 üye göz önüne alınarak yapılmıştır.

Tüm veri madenciliği süreci tek bir adımda tamamlanmamalıdır. Başka bir deyişle, büyük miktarda veriden gerekli bilgiyi elde etmek çok sayıda sürecin iç içe geçtiği çok daha karmaşık bir süreçtir. Bu süreç veri temizleme, veri entegrasyonu, veri seçimi, veri dönüşümü, veri madenciliği, örüntü değerlendirme ve bilgi temsili gibi adımlardan oluşmaktadır [6].

ÜYE BİLGİLERİ					
Sicil No	71411	Okul	OSMANGAZI UNIVERSITESI	Ev Adresi	MEVLANA.MH. AKŞEMSETTİN BULVARI MEVLANA TOKI KO
T.C. No	52909747968	Mezuniyet	MAKİNA MÜHENDİSİ	Şehir	İSTANBUL
Adı Soyadı	EREN DENİZ	Mezuniyet Tarihi	10.09.2007	İlçe	GAZİOSMANPAŞA
Cinsiyeti	ERKEK	Temsilcilik	BAŞAKŞEHİR İLÇE TEMSİLCİLİĞİ	Çap Telefonu	5414094110
E-Mail	eren.deniz@mimo.org.tr	Çalıştığı Firma	TMMOB MAKİNA MÜHENDİSLERİ ODASI BAŞAKŞEHİR	Çap Telefonu 2	
Doğum Tarihi	1985-01-01	Firma Adresi	İOŞB MAH. BAĞCILAR GÜNGÖREN SAN. SİT.	GSM Numarası	6710663
Kan Grubu	AB+	Firma Şehri	İSTANBUL	Kayıt Durumu	Onaylı
Aldat Muafiyeti	Muaf değil	Firma İlçesi	BAŞAKŞEHİR	Aktiflik Durumu	Şube Üyesi
				Adres Kapalı/Açık	AÇIK

Şekil 4. Örnek Üye Profili

Verinin Temizlenmesi : Genel olarak çoğu zaman veriler eksik ya da tutarsız bir şekilde bir araya getirilmiş durumdadırlar. Mevcut veriler, nitelik değerleri, ilgi durumları gibi eksikler içerebilir. Bazen veriler hatalar veya aykırı değerler içerebilir. Nitelik açısından yetersiz veriler veri madenciliği sonuçlarının güvenilirliğini zedeleyecektir. Hatalı verilerin eliminasyonu, eksik değerlerin düzeltilmesi, vb. dahil olmak üzere birkaç teknik bu süreçte kullanılır.

Veri Entegrasyonu : Veriler; veri tabanlarında, metin dosyalarında, elektronik tablolarda, belgelerde, veri küplerinde, internet veya bulut sistemlerinde depolanabilir[3]. Veri entegrasyonu, farklı veri kaynaklarından gelen verilerin birleştirildiği süreçtir.

SICILNO	YASARALIGI	CINSIYET	LISANS.UNIVERSITE	LISANS.UNVANI	MESLEK TIBI	EVILICE	TEMSILCIK
1	50-60 ARASI	ERKEK	A.KINCİEV YÜKSEK TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	32	BEYLÜKÖZÜ	BEYLÜKÖZÜ İLCE TEMSİLİ
2	60-70 ARASI	ERKEK	A.KINCİEV YÜKSEK TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	37	ADAĞAR	KADIKÖY İLCE TEMSİLİ
3	70 ÜSTÜ	ERKEK	AAÇHEN T.H.S.	MAKİNA MÜHENDİSİ	50	SİSİ	SİSİ İLCE TEMSİLİ
4	70 ÜSTÜ	ERKEK	AAÇHEN T.H.S.	MAKİNA MÜHENDİSİ	50	KARTAL	KARTAL İLCE TEMSİLİ
5	70 ÜSTÜ	ERKEK	AAÇHEN T.H.S.	MAKİNA MÜHENDİSİ	50	ATAŞEHİR	KADIKÖY İLCE TEMSİLİ
6	70 ÜSTÜ	ERKEK	AAÇHEN T.H.S.	MAKİNA MÜHENDİSİ	52	MALTEPE	KARTAL İLCE TEMSİLİ
7	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	6	GAZİOSMANPAŞA	SİSİ İLCE TEMSİLİ
8	30-40 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	6	MALTEPE	KARTAL İLCE TEMSİLİ
9	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	5	KARTAL	KARTAL İLCE TEMSİLİ
10	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	5	KÜÇÜKÇEKİRMECE	BASAŞEHİR İLCE TEMSİLİ
11	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	5	KÜÇÜKÇEKİRMECE	BASAŞEHİR İLCE TEMSİLİ
12	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	4	MALTEPE	KARTAL İLCE TEMSİLİ
13	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	5	ESENYURT	SİSİ İLCE TEMSİLİ
14	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	4	BAHÇELİEVLER	BAKIRKÖY İLCE TEMSİLİ
15	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	4	BAHÇELİEVLER	BAKIRKÖY İLCE TEMSİLİ
16	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	5	KÜÇÜKÇEKİRMECE	BASAŞEHİR İLCE TEMSİLİ
17	20-30 ARASI	KADIN	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	4	SULTANGAZI	SİSİ İLCE TEMSİLİ
18	20-30 ARASI	ERKEK	ABANT İZZET BAYSAL UNIVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	3	SULTANBEĞÜ	UMURSANIYE İLCE TEMSİLİ

Şekil 5. Verinin işlenip yüklenmiş hali

Veri Seçimi : Veri madenciliği süreci analiz için büyük miktarlarda geçmiş verileri gerektirir. Bu nedenle, genellikle entegre veri içeren veri havuzu gerçekte gerekenden çok daha fazla veri içerir. Mevcut verilerden, ilgilenilen verilerin seçilmesi ve saklanması gerekir. Veri seçimi, analiz ile ilgili verilerin veri tabanından alındığı süreçtir.

Veri Dönüşümü : Veri dönüşümü, verilerin işlem yapabilmek adına farklı formlara dönüştürme ve farklı formları entegre etme işlemidir.

Veri Madenciliği : Veri madenciliği, verilerden desen çıkarmak için çeşitli karmaşık ve akıllı yöntemlerin uygulandığı temel işlemidir. Veri madenciliği süreci, birleşme, sınıflandırma, tahmin, kümeleme, zaman serileri analizi ve benzeri bir dizi görevi içerir.

Örüntü Değerlendirme : Örüntü değerlendirme, farklı ilginçlik ölçütlerine dayanan bilgiyi temsil eden gerçekten ilginç örüntüleri tanımlar. Bir modelin potansiyel olarak yararlı olması, insanlar tarafından kolayca anlaşılması durumunda ilginç olduğu düşünülürse, birisinin kesin olarak yeni verilerde onaylamak veya geçerli olmak istediği hipotezini doğrular.

Bilgi Temsili : Veriden çıkarılan bilgilerin anlaşılır ve ilgi çekici şekilde sunulması gerekir. Kullanıcılara veri madenciliğinin çıktısını sağlamak için farklı bilgi gösterimi ve görselleştirme teknikleri uygulanmaktadır.

3. Bulgular ve Tartışma

Dernek üyelerine ait veriler genellikle karmaşık bir yapıda tutulmaktadır. Çünkü bu veriler farklı zaman dilimlerinde farklı okazyonlara bağlı olarak ve farklı yönetimler altında toplanmış olabilirler. Ayrıca bu formlar dernek üyeliğine dair ödeme verileri, herhangi bir toplantıda bildirilen görüş bilgileri ve sosyo-ekonomik değişkenleri de içerebilmektedir. Dolayısıyla verilerde bir tarafta müşterilerle alakalı demografik bilgiler yer alabilirken diğer tarafta maddi ve fikişsel bilgileri yer alabilir [2]. Bu çalışmanın amacı karmaşık yapıdaki, meslek odası ile alakalı bir veri seti hakkında daha detaylı ve özelleştirilmiş bir iç görü sağlamak ve bu veri setini kümeleme analizine tabi tutmaktır. Bu analizler sayesinde meslek odası üyelerini segmentlere ayrılacaktır.

SİCİLNO	CİNSİYETİ	DOĞUM.YILI	LİSANS.ÜNİVERSİTE	LİSANS.ÜNİVANI	BORÇ.TL	ODA.KAYIT.TARİHİ
1	ERKEK	1332	EDİGONOSSSCHE.TÜ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	10.03.1954
2	ERKEK	1922	YILDIZ ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	14.02.1955
3	ERKEK	1956	PURDUUE UNİVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	11.03.1954
4	KADIN	1324	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	24.03.1954
5	ERKEK	1929	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	1.01.1954
6	ERKEK	1935	YILDIZ TEKNİK ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	13.07.1958
7	ERKEK	1340	MİCHİGAN ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	4.03.1954
8	ERKEK	1335	ADOLF HITLER ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	20.03.1954
9	ERKEK	1918	BERLİN T.Ü.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	27.03.1954
10	ERKEK	1934	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	5.12.1959
11	ERKEK	1929	BİLİNYEMEN	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	23.03.1954
12	ERKEK	1927	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	22.03.1954
13	ERKEK	1921	ROBERT KOLEJİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	20.08.1955
14	ERKEK	1930	İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	31.03.1954
15	ERKEK	1929	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	20.03.1959
16	ERKEK	1931	İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	13.03.1954
17	ERKEK	0	YILDIZ ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	13.03.1954
18	ERKEK	1926	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	15.03.1954
19	ERKEK	1916	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	9.03.1954
20	ERKEK	1929	İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	25.03.1954
21	ERKEK	1917	MİCHİGAN ÜNİ.	UÇAK MÜHENDİSİ	0	25.03.1954
22	ERKEK	1931	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	25.03.1954
23	ERKEK	1930	İSTANBUL TEKNİK OKULU	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	27.03.1954
24	ERKEK	1928	İSTANBUL TEKNİK ÜNİVERSİTESİ	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	29.03.1955
25	ERKEK	1917	YILDIZ ÜNİ.	MAKİNA MÜHENDİSİ	1000.00	15.03.1954
26	ERKEK	0	BİLİNYEMEN	MAKİNA MÜHENDİSİ	1000.00	1.03.1954
27	ERKEK	1931	BİLİNYEMEN	MAKİNA MÜHENDİSİ	0	8.04.1955

Şekil 6. Verinin içindeki bilgiler ekranı

Çalışma kapsamında uygulamaya konu olan veri setinde 24.281 üyenin demografik özellikleri (yaş, meslek, gelir durumu, eğitim durumu) dışında kurslara/egitime katılım durumları, aidat ödemeleri, odada yer aldıkları idari görevler, dergi üyelikleri, mobil uygulama kullanımları, internet üzerinden web sitesi ziyaretleri gibi veriler bulunmaktadır. Bu veri işleme, seçim ve dönüşüm süreçlerinde 17 faktör

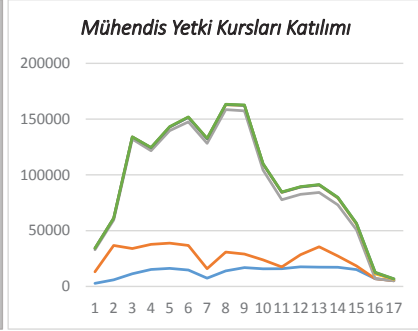
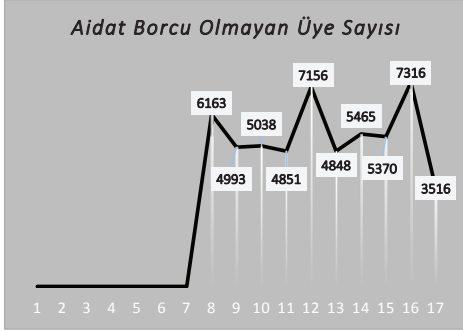
(yaş, cinsiyet, mezun olunan üniversite, mezun olunan lisans alanı, meslekte deneyim süresi, mobil uygulama kullanımı, ödeme bilgileri, idari görevler, etkinlik katılımı, seçim katılımı, vb.) değerlendirmeye alınmıştır. Çalışmanın amacı, bu müşterileri sahip olunan veriler ışığında daha önceden sayısı bilinmeyen segmentlere ayırmaktır. Firmanın veri tabanından çekilen, mobil uygulama ve web sitesinden alınan ham veri yukarıda sıralanan konu başlıklarında bilgileri içerir şekilde bir veri setine dönüştürüldükten sonra aşağıdaki şekilde görseli bulunan bir veri seti elde edilmiştir.

Console	Jobs	X.6	X.7	X.12
C:/Users/revim/Desktop/		MAKINA MOBİL KULLANIM: 1	900.00 ¢, ¢:3584	
T. KİŞİSEL BİLGİLER	X	VAR :2241	0.00 ¢, ¢:1545	
100000 : 1	AHMET YILMAZ : 6	YOK :6229	150.00 ¢, ¢: 952	EGİTİM VEYA ETKİNLİK KATILIMI: 1
100025 : 1	MEHMET SAHİN : 5		600.00 ¢, ¢: 800	VAR :2753
10004 : 1	HUSEYİN KAYA : 4		300.00 ¢, ¢: 621	YOK :5717
100073 : 1	MEHMET KAYA : 4		450.00 ¢, ¢: 458	
100114 : 1	MURAT ÖZTURK : 4		(Other) : 511	
100118 : 1	HUSEYİN DEMİR : 3			
(Other) :8465	(Other) :8445			
X.1	X.2			
20-30 ARASI: 254	CİNSİYET: 1			
30-40 ARASI:1819	ERNEK :7778			
40-50 ARASI:2010	KADIN : 692			
50-60 ARASI:1893				
60-70 ARASI:1693				
70 ÜSTÜ : 801				
YAS ARALIGI: 1				
X.3				
YILDIZ TEKNİK ÜNİVERSİTESİ:2121				
İSTANBUL TEKNİK ÜNİ. :1153				
İSTANBUL D.N.M.A. :1017				
TRAKYA ÜNİ. : 400				
SAKARYA ÜNİ. : 288				
KOCAELİ ÜNİ. : 267				
(Other) :2795				
X.4	X.5			
MAK :7887	1.01.1978 : 46			
EM : 397	1.01.1976 : 44			
UCAK : 105	1.01.1974 : 39			
İŞLETME: 32	1.01.1972 : 38			
GEMİ : 24	1.01.1973 : 34			
HU : 17	14.10.1987: 30			
(Other) : 9	(Other) :8240			
X.6	X.7			
MAKINA MOBİL KULLANIM: 1	900.00 ¢, ¢:3584			
VAR :2241	0.00 ¢, ¢:1545			
YOK :6229	150.00 ¢, ¢: 952			
	600.00 ¢, ¢: 800			
	300.00 ¢, ¢: 621			
	450.00 ¢, ¢: 458			
	(Other) : 511			
X.8				
DANIŞMA KURULU: 1				
VAR : 823				
YOK :7647				
X.13	SECİM			
EGİTİM KATILIMI: 1	SECİM 33: 1			
VAR : 495	VAR :2441			
YOK :7975	YOK :6029			
X.14	X.15			
SECİM 32: 1	SECİM 31: 1			
VAR :3226	VAR :2944			
YOK :5244	YOK :5526			
X.16	X.17			
SECİM 30: 1	SECİM+A2:V2 HERHANGİ: 1			
VAR :2790	VAR :8470			
YOK :5680				
X.9	X.10			
TEKNİK GÖREVLİ: 1	KOMİSYON: 1			
VAR : 167	VAR : 596			
YOK :8303	YOK :7874			
X.11				
İS MUHENDİSİ: 1				
VAR : 730				
YOK:8142	YOK :7740			
X32.DONEM.İLİSKİLER				
SMM: 1				
VAR: 328				
YOK:8142				

Şekil 7. Veri Seti Özet Bilgileri Çıktısı (R programı)

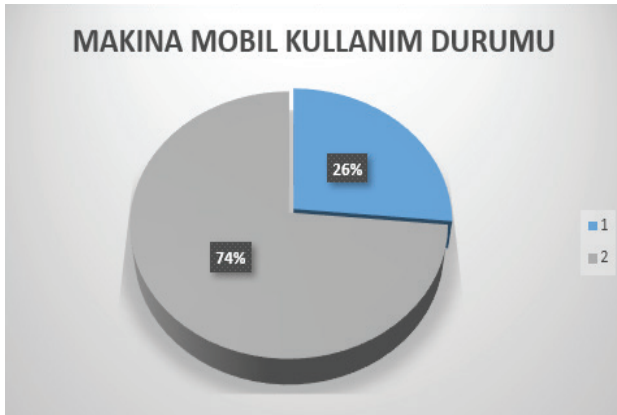
Elde edilen veri seti, meslek odasının sahip olduğu üye profili hakkında güvenilir bir bilgi kaynağı olmaktadır. Bu verilerin farklı başlıklardaki dağılımları aşağıdaki şekilde gösterilmektedir. Sonuç olarak üyelerin bilgi haritaları ortaya konulmaya çalışılmıştır.

Bu işlemler eşliğinde veri seti incelendiğinde meslek odası ve üyeleri hakkında bazı sonuçlara varılmıştır. Meslek odası üye katılımının sayısal olarak yüksek olmasına rağmen odanın bu üyeliklerden maddi olarak destek göremediği anlaşılmaktadır. Ayrıca son yıllarda oda tarafından düzenlenen etkinlikler geçmiş yıllara oranla sönük geçmektedir. Günümüz teknolojisi ile uyumlu olmasına rağmen mobil meslek odası uygulaması yeterli sayıda üyeye ulaşamamıştır.



Şekil 8. Aidat Borcu Olmayan Üye Sayısı

Şekil 9. Yetki Kurs Katılım Dağılımı



Şekil 10. Aidat Borcu Olmayan Üye Sayısı

2013 - 2019 yılları arası aidat borcu bulunmayan üye sayıları Şekil 7'de gösterilmiştir. Bu grafikte 2009 yılına kadar aidat borçlarının sıfır olarak gözükmemesinin sebebi MMO İstanbul Şube'nin internet üzerinde verilerinin bulunmamasında kaynaklanmaktadır. Bu grafikteki rakamlar değerlendirildiğinde 28.000 üye sayısından çok daha düşük oranlara rastlanmaktadır. Benzer şekilde kayıtlı üyelerin sadece %26'sı mobil uygulama kullanmaktadır.

Çalışmada üyelerin hangi etkinliklere davet edilse daha çok gelir ya da aidat sağlayacağı ve eğitimlere katılım odanın gelir kalemlerini

nasıl düzenli bir hale getireceğini modelin temel hedefi olarak kurgulanmıştır. Bundan ötürü etkinlik katılım sayıları, idari görev gibi faktörler puanlama sistemi ile üyelerin meslek odası ile etkileşimini gösteren tek bir parametre haline getirilmiştir. Etkinlik veya eğitime katılmak +1, seçime katılmak +1, herhangi bir dönem oda görevinde bulunması +1 ve son olarak aidat durumuna bağlı olarak +1 puan alacak şekilde üyelerin etkileşim faktörü belirlenmiştir.

TEMSİLCİLİK	AIDAT DURUMU	ETKİNLİK KATILIMI	MAKİNA MOBİL ..	ODA GÖREVİ	SECİM
BAKIRKOY ILCE TEMSİLCİLİ..	490	432	389	24	739
BASAKSEHIR ILCE TEMSİL..	276	312	329	15	367
BEYLIKDUZU ILCE TEMSİL..	403	488	437	34	500
DİGER	194	72	102	9	344
KADIKOY ILCE TEMSİLCİLİ..	1.011	841	575	55	1.272
KARTAL ILCE TEMSİLCİLİGİ	499	448	479	42	633
SİSLİ ILCE TEMSİLCİLİGİ	693	669	555	41	1.044
TUZLA ILCE TEMSİLCİLİGİ	74	85	89	12	94
UMRANIYE ILCE TEMSİLCİLİ..	300	304	346	27	397

Şekil 11. Temsilciliğe Bağlı Etkinlik Katılımı ve Aidat Durumuna Ait Veriler

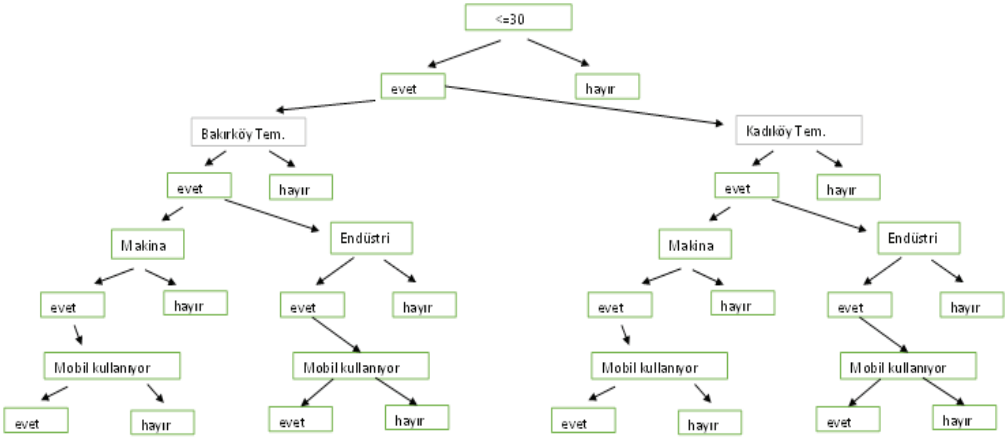
Yukarıdaki şekilde bulunan verilere göre Kadıköy ve Şişli ilçe temsilciliklerinde daha çok aidat borcu olmayan üye vardır. Temsilcilik iç faaliyetlerine bakacak olursak Şişli ilçe temsilciliğinde haftada 3 kez mesleki ve sosyal etkinlikler düzenlenmektedir.

Konumu sebebiyle Avrupa yakasındaki üyelerin Taksim temsilciliğinden sonra bu temsilciliği daha çok tercih ettiği anlaşılmaktadır. Kadıköy ve Şişli temsilciliklerinde etkinlikler düzenli şekilde gerçekleştirilerek genç üyelerin ilgisini arttırmaya gayret gösterilmektedir.

Tablo 3. Karar Ağacı algoritmasında değer ifade eden faktör kuralları

Yaş Aralığı	Temsilcilik	Lisans Ünvanı	Üye-Meslek Odası Etkileşim Puanı	Mobil Uygulama Kullanımı
<=30	Kadıköy	Makine	5	1,0
<=30	Kadıköy	Endüstri	5	1,0
<=40	Kadıköy	Makine	3,4,5	1,0
<=40	Kadıköy	Endüstri	4,5	0,1
<=40	Kadıköy	İşletme	3	0,1
<=40	Kadıköy	Uçak	3	0,1
<=50	Kadıköy	Makine	3,4,5	0,1
<=50	Kadıköy	Endüstri	3	0,1
<=50	Kadıköy	Havacılık ve Uzay	3	0,1
<=60	Kadıköy	Makine	3,4,5	0,1
<=60	Kadıköy	Endüstri	4,5	0,1
<=60	Kadıköy	İşletme	3	0,1
<=70	Kadıköy	Makine	3,4,5	0,1
>70	Kadıköy	Makine	4,5	0,1
<=30	Bakırköy	Makine	4,5	0,1
<=40	Bakırköy	Makine	4,5	0,1
<=50	Bakırköy	Makine	3,4,5	0,1
<=50	Bakırköy	Endüstri	3	0,1
<=50	Bakırköy	Uçak	3	0,1
<=60	Bakırköy	Makine	3,4,5	0,1
<=70	Bakırköy	Makine	3,4,5	0,1
>70	Bakırköy	Makine	5	0,1

Karar ağaçları, sınıflandırma için kullanılan parametrik olmayan bir öğrenme yöntemidir. Bu algoritmalar analizlerde oldukça iyi sonuçlar vermektedir. Aynı zamanda karar ağaçları aktif olarak araştırılan dinamik bir yöntemdir [27]. Karar ağaçları veri setindeki en ayırt edici nitelikleri belirlemektedir.



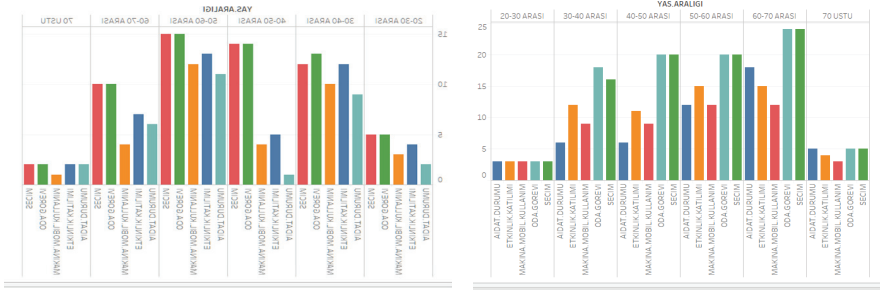
Şekil 12. Karar Ağacı Algoritması 30 Yaş altı kişiler

Bir karar ağacı kullanarak verileri analiz etmek için, CART model ağacı R-projesinden çekilmiştir [4]. Amaç üyeler tarafından sağlanan en değerli servis özellikle meslek odası faktörlerini belirlemek ve tahmin etmektir. Daha önce bahsedilen 17 faktörlerdeki üye değerleri normalize edilerek kullanılmıştır.

İlk adımda elde edilen ağaç 5 düğüm kullanılarak elde edilmiştir. Bu 5 düğüm yaş, temsilcilik bilgisi, lisans branşı, etkileşim puanı ve mobil uygulama kullanımı olarak belirlenmiştir. Aşağıdaki tablo en uygun karar ağacı ile ilgili bilgileri özetlemektedir.

Karar ağacı algoritmalarında Bakırköy ve Kadıköy temsilcilikleri özel olarak modellenmiş ve görsel yapılmıştır. Yukarıdaki görselde 30 yaş ve altı üyelere yöneliktir. Aşağıdaki şekil, düğümleri ve nasıl bölündüklerini gösterir.

Karar ağacı ile Meslek Odalarında müşteri kazanımı için en önemli faktörün “Yaş” olduğu anlaşılmıştır. 30 yaş altı üyelere “Temsilcilikler” üzerinden etkinlik katılımlarının sağlayacağı kazanımların; 30 yaş üzeri üyelere ise “Temsilcilikler” üzerinden idari görev yapanların aidiyet duygusu ile ispatlandığı görülmektedir.



Şekil 13. Farklı Temsilciliklerin Segmentasyon Kısıtlarına Göre Analizi

Yukarıdaki verilere bakarak 30 ile 60 yaş arasında olan üyelerin daha aktif oldukları söylenebilmektedir. Bu sonuçlar da segmentasyon değeri en yüksek olan kitleyi göstermektedir. Bakırköy temsilcilik mobil kullanım durumları 20-30 ve 70 üstü yaş aralığında olan kişilerin aidat durumu sayılarının yaklaşık olarak birbirine yakın olduğunu ortaya koymaktadır. Oda görevi alan 20-30 yaş aralığındaki üyelerin ise seçime muhakkak katıldıkları gözlemlenmiştir. 70 üstü yaşlı olan kişilerin var olan dönemde ya da geçmişte oda görevi yapmış ise yine seçime muhakkak katıldığı ve aidat borçlarının olmadığı gözlemlenmiştir. 40-50 yaş aralığındaki üyeler uzun yıllardır oda da görev almış seçimlere katılan ve aidat borçlarının çoğunda olmadığı ortaya çıkmıştır.

4. Sonuçlar

Yapılan bu çalışmalarda 20-30 yaş aralığındaki üyelerinden oluşan profilin segmentasyon değerlerinin düşük olduğu tespit edilmiştir. Öncelikle 20-30 yaş arasında bulunan üyelerin yaşları gereği mesleğinin ilk yıllarında olması sebebiyle ve interneti daha aktif kullanması sebebiyle mobil uygulamayı tanıtmak bu profil için uygun bir strateji olarak belirlenmiştir.

Hali hazırda odanın sahip olduğu mobil uygulamanın bu hedef için geliştirilmesi önemlidir. Etkinlik katılımları ile karekod okumaları

entegre edilerek mobil uygulamanın kullanımını arttırılmalıdır. Mobil uygulamanın belirlenen segmentteki profile uygun oda komisyonlarına katılım için davet göndermesi hem mesleki anlamda gelişimin hem de üye aidiyetinin arttırılmasını sağlayacaktır. Ayrıca mobil uygulama ile aйдat ya da dergi abonelikleri gibi ödemelerin sağlanması her segmentte erişim kolaylığı yaratacaktır. Makine Mobil uygulamasını ne kadar çok üye yüklerse o kadar çok odanın iletişim için harcadığı ücretler düşecektir. Bir etkinlik haberini vermek için 28.477 kişiye sms yerine mobil uygulamadan bildirim gönderilmesi önemli bir iletişim maliyetini ortadan kaldırmaktadır. Bu sayede ciddi oranlarda tasarruf elde edilecektir. Makine Mobil üzerinden dergilerin pdf olarak yüklenmesi ve erişimi kolaylığı sağlanması önerilmiştir. Böylece 28.477 üye için hazırlanan basılı yayın için gerekli zaman, maliyet iyileştirilmiş olacaktır. Ayrıca uygulama üzerinden üyeler ile etkileşim daha çok artacaktır.

Yapılan analizler sonucunda bir diğer segmenti oluşturan mesleğinde ilerlemiş, 60-70 yaş arasındaki kişilerin meslek birliklerinde daha aktif oldukları, odaya maddi katkı sağlamakta gönüllü oldukları tespit edilmiştir. Belli yaşın üstündeki üyelerin birçoğunun emekli olduğu bilinmektedir. Bu üyelerin mesleki bilgileri ve deneyimlerinden yararlanılması için danışmanlık isteyen kurumlar ile iletişim kurmaları ve hatta eşleştirilmeleri bu segmentteki üyeler için izlenebilecek bir stratejidir. Bu üyeler ile oda arasında iş birliğini ve bağlılığı arttıracak bir çapraz pazarlama fırsatıdır. Temsilciliklerde yapılan teknik eğitimler ve yetkilendirme kursları hakkında sektörel analizlerle çözüm önerileri üretilmesi, aynı sektörde olan üyelerin aldıkları eğitimlere göre eğitime katılmayan üyeye yönelik çalışmalar yapılması, herhangi bir etkinliğe katılan ve seçime katılmış üyelerin yürütülen komisyonlara davet edilmesi, üyelerin sadece mesleki hayatında değil akademik hayatlarında da yardımcı olmak için üniversitelerle üyeler arasında sağlanacak avantajlı protokoller ve teklifler verilmesi bu çalışmanın ışığında ortaya çıkan diğer iş geliştirme önerileridir.

Veri madenciliği yöntemleri ile 28477 üyenin ham verilerinden elde edilen bu sonuçlar değerlendirildiğinde veri madenciliği tekniklerini yalnızca analitik bir araç olarak değil hızlı, optimum ve güncel bilgiye ulaşmak için kullanılabilir karar destek sistemleri olarak tanımlamak akılcı olacaktır.

Kaynaklar

- [1] Albayrak, A.S. ve Yılmaz, S.K., (2009), “Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve _MKB Verileri Üzerine Bir Uygulama”, S.D.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 14, No 1, 31-52.
- [2] Şimşek Gürsoy U.T. (2011), “Uygulamalı Veri Madenciliği Sektörel Analizler”, Pegem Akademi
- [3] Şeker Ş. E. (2013) , “İş Zekâsı ve Veri Madenciliği”, Cinius Yayınları
- [4] Arslan İ. (2015), “R ile İstatistiksel Programlama”, Pusula
- [5] Akpınar H. (2011), Veri Tabanlarında Bilgi Keşfi ve Veri Madenciliği”, İ.Ü.İşletme Fakültesi Dergisi, Sayı:1, Nisan 2000, İstanbul, s. 1-22
- [6] Biroğul, S., Sönmez, Y., & Güvenç, U. (2007). Veri füzyonuna genel bir bakış. Politeknik Dergisi, 10(3), 235-240.
- [7] Kayaalp, K., (2007), Asenkron Motorlarda Veri Madenciliği ile Hata Tespiti, Yüksek Lisans Tezi, Süleyman Demirel Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [8] İnan, A., Privacy Preserving Distributed Spatio-Temporal Data Mining, Yüksek Lisans Tezi, Sabancı University, Computer Science and Engineering, 2006.
- [9] Yavas, G., (2003), Using A Data Mining Approach For The Prediction of User Movements in Mobile Environments, Yüksek Lisans Tezi, Bilkent University, Institute of Engineering and Science.
- [10] Çalışkan, S.K. ve Sogukpınar, __, (2008), “KxKNN: K-Means ve K En Yakın Komsu Yöntemleri ile Ağlarda Nüfuz Tespiti”, 2. Ağ ve Bilgi Güvenliği Sempozyumu, 16-18 Mayıs, Girne, 120-124.
- [11] Dogan, Y., (2004), A Data Mining Based Classification Algorithm for Tactical Underwater Sensor Networks, Yüksek Lisans Tezi, Turkish Naval Academy, Computer Engineering.
- [12] Duru, N. ve Canbay, M., (2007), “Veri Madenciliği ile Deprem Verilerinin Analizi”, International Earthquake Symposium, Kocaeli, 556-560.
- [13] Sıramkaya, E., (2005), Veri Madenciliğinde Bulanık Mantık Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [14] Erdem, C., (2006), Density Based Clustering Using Mathematical Morphology, Yüksek Lisans Tezi, Middle East Technical University, Information Systems.

- [15] Bilgin, T.T. ve Çamurcu, A.Y., (2008), “Çok Boyutlu Veri Görselleştirme Teknikleri”, Akademik Bilisim 2008, 30 Ocak - 01 Subat. Çanakkale Onsekiz Mart Üniversitesi, Çanakkale, 107-112.
- [16] Toprak, S., (2004), Data Mining For Rule Discovery in Relational Databases, Middle East Technical University, Computer Engineering.
- [17] Baloglu, U.B., (2006), DNA Sıralarındaki Tekrarlı Örüntülerin ve Potansiyel Motiflerin Veri Madenciliği Yöntemiyle Çıkarılması, Fırat Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [18] Albayrak, A.S., (2009), “Classification of Domestic and Foreign Commercial Banks in Turkey Based On Financial Efficiency: A Comparison of Decision Tree, Logistic Regression and Discriminant Analysis Models”, S.D.Ü. İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 14, No 2, 113-139.
- [19] Ata, N., Özkök, E. ve Karabey, U., (2008), “Survival Data Mining: An Application To Credit Card Holders”, Sigma Mühendislik ve Fen Bilimleri Dergisi, Cilt 26, No 1, 33-42.
- [20] Ata, A.H. ve Seyrek, _H., (2009), “The Use of Data Mining Techniques in Detecting Fraudulent Financial Statements: An Application on Manufacturing Firms”, Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, Cilt 14, No 2, 157-170.
- [21] Savaşçı, İ. ve Tatlıdil, R., (2006), “Bankaların Kredi Kartı Pazarında Uyguladıkları CRM (Müşteri İlişkiler Yönetimi) Stratejisinin Müşteri Sadakatine Etkisi”, Ege Akademik Bakış Dergisi, Cilt 6, No 1, 62-73.
- [22] Kılınç, Y., (2009), Mining Association Rules For Quality Related Data In An Electronics Company, Middle East Technical University, Industrial Engineering.
- [23] Ahi, L. (2015). Veri Madenciliği Yöntemleri İle Ana Harcama Gruplarının Paylarının Tahmini, Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü.
- [24] Jacobs, P., (1999), “Data Mining: What General Managers Need to Know”, Harvard Management Update, Cilt 4, No 10, 8.
- [25] Dogan, S., ve Türkoglu,, (2007), “ Hypothyroidi and Hyperthyroidi Detection from Thyroid Hormone Parameters by Using Decision Trees”, Dogu Anadolu Bölgesi Arastirmaları Dergisi, Cilt 5, No 2, 163-169.
- [26] Hand, D.J., (1998), “Data Mining: Statistics and More?”, The American Statistician, Cilt 52, 112-118.
- [27] Wang, Y., Xia, S.T., Wu, J., 2017. A less-greedy two-term Tsallis Entropy Information Metric approach for decision tree classification. Knowledge-Based Systems, 120: 34-42.

