

İlaç Satış Verileri Kullanılarak Ağaç Algoritmaları ile Elde Edilen Gelirin Tahmin Edilmesi

¹Emrah Aydemir, ²Feyzi Kaysi, ³Mehmet Yavuz

¹Kırşehir Ahi Evran Üniversitesi, Mühendislik-Mimarlık Fakültesi, emrah.aydemir@ahievran.edu.tr

²İstanbul Üniversitesi-Cerrahpaşa, Teknik Bilimler MYO, fkaysi@istanbul.edu.tr

³Millî Eğitim Bakanlığı, yavuz.mehmet21@gmail.com

Received Date: Jul. 21, 2019.

Acceptance Date: Jan. 8, 2020.

Published Date : Jun.1, 2020.

Özet-İnsanların bozulan sağlık dengelerinin iyileştirilmesinde kilit rolleri bulunan ilaçlar, günümüzde artan bir oranda satın alınmaktadır. Bu ilaçlara yönelik satın alınma davranışlarının bilinmesi önemlidir. Bu çalışmanın amacı, bir bölgedeki ilaç satın alımına yönelik veriler kullanılarak sonraki durumların tahminlenmesini sağlamaktır. Bu sayede bölgesel olarak tüketilen ilaç türleri üzerinden ilaçların depolanma durumları da kontrol altına alınabilir. Bu çalışmada Türkiye'deki bir eczanenin 2018 Mayıs ayı ile 2019 Mart ayı arasındaki bir yıllık 108.525 adet ilaç satış verileri analiz edilmiştir. Bu kapsamda hasta türlerine, ilaç yazan kuruma ve ilaç grubuna göre satış tutarları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Weka programı ile yapılan tahminlerde ağaç algoritmalarından olan DecisionStump, M5P, RandomForest, RandomTree ve REPTree kullanılmıştır. Bu algoritmaların ortalama mutlak hata, hata karelerinin karekökü ve korelasyon katsayısı değerleri karşılaştırılarak en başarılı tahmin modeli bulunmaya çalışılmıştır. İlaç grubuna göre satın alma tutarı ile hasta türlerine göre satın alma tutarları tahmin edilirken 0,53 ve 0,58 korelasyon katsayıları çok düşük çıkmış ve başarılı bir tahmin elde edilememiştir. Fakat ilaç yazan kurumdan elde edilen satın alma tutarları 0,83 korelasyon katsayısı ile yüksek başarılı tahminler elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: İlaç Tahmin, Ağaç Algoritmaları, Veri Madenciliği

Estimation of Income Obtained By Tree Algorithms Using Drug Sales Data

Abstract-Drugs, which play a key role in improving people's deteriorating health balance, are now increasingly being purchased. It is important to know the buying behavior of these drugs. The aim of this study is to predict subsequent situations using data for drug purchase in a region. In this way, the storage status of drugs can be controlled through the types of drugs consumed locally. In this study one year 108525 Total pharmaceutical sales data between a pharmacy in Turkey in March 2019 with the month of May 2018 were analyzed. In this context, sales amounts were tried to be estimated according to patient types, drug writing institution and drug group. In the estimations made with the Weka program, the tree algorithms DecisionStump, M5P, RandomForest, RandomTree and REPTree were used. The mean absolute error, root mean squared error and correlation coefficient values of these algorithms were compared to find the most successful estimation model. While the purchase amount was estimated according to the drug group and the purchase amounts according to the patient types, the correlation coefficients of 0,53 and 0,58 were very low and a successful estimate was not obtained. However, high successful estimates were obtained with a correlation coefficient of 0,83 obtained from the drug issuing institution.

Key Words: Drug Prediction, Tree Algorithms, Data Mining

1. Giriş

İlaçlar, gündelik hayatta sıkça kullanılan ve kolay ulaşabilecek yerlerde saklanılan sağlık gereçlerinden birisidir. Dünya'da olduğu gibi Türkiye'de de sürekli olarak ilaç miktarı satışı

artmaktadır. İlaç kullanım miktarını arttıran farklı sebepler olsa da özellikle stresin önemli bir payı bulunmaktadır (Barutçu, Tengilimoğlu ve Naldöken, 2017). Türkiye’de son 10 yılda bu miktar 1,6 milyar kutudan 2,3 milyar kutuya kadar ulaşmıştır (İlaç Endüstrisi İşverenler Sendikası, 2019). Bu artışla birlikte ilaçların akıllı kullanımı ön plana çıkmıştır. Akıllı ilaç kullanımı, her hasta için farklı olabilecek şekilde gerekli zaman aralıklarında ve doz miktarıyla tıbbi gereksinimlerin karşılanması şeklinde ifade edilebilir (Molahaliloğlu, Alkan, Özgülcü, Öncül ve Akıcı, 2011). Bu sayede gereksiz ilaç kullanımının önüne de geçilebilir. Akıllı ilaç kullanımının aynı zamanda ülke ekonomisine olumlu katkıları olmaktadır (Barutçu, Tengilimoğlu ve Naldöken, 2017). Çünkü kişilere fazla ilaç vermeye gerek kalmamaktadır. Ayrıca ilaç maliyetleri de bu süreçte en önemli etkenler arasında yer almaktadır. Bir sağlık teknolojisinin ekonomik değerlendirmesine yönelik bir karar modelinde, ilaç maliyetleri önemli unsurlardan biridir (Hay ve diğ., 2010). Bu sebepler ilaç kullanımındaki artışla birlikte, ilaç maliyetleri de önemli etkenler arasında yer almaktadır.

İlaçlar, canlıların bozulan sağlıklarının düzeltilmesi amacıyla kullanılmaktadır. İlaçların doğru kullanılması ile bozulan sağlık durumunun iyileşmesi sağlanabilir (Şantaş ve Demirgil, 2017). İlaçlar ile hastaların tedavi edilmesi ve yaşamlarının kurtarılması gibi sonuçlar elde edilebilir (Angamo, Wabe ve Raju, 2011). Bu nedenle ilaçların sağlık için kilit bir rolü bulunmaktadır. Günümüzde çoğunlukla ilaç satışları eczaneler üzerinden yürütülmektedir. Eczaneler, hastaların belirlenen ihtiyaçlarına göre ilaç almalarına imkân sunar (Barutçu, Tengilimoğlu ve Naldöken, 2017). Bu sebeple bu kurumlardaki ilaç satışlarının kontrol edilmesi, doğrudan ilaç kullanımının takip edilmesi için önem arz etmektedir.

Şantaş ve Demirgil (2017) çalışmalarında, öğrencilerin ilaç kullanma alışkanlıklarını incelemiştir. Çalışma sonuçlarında; öğrencilerin %52’sinin son bir ay içerisinde ilaç kullandığı, sık ilaç kullanan öğrencilerin %13’ünün kullandığı ilacın adını bilmediği ve ağrı kesicilerin %53,3 ile en çok kullanılan ilaçlar olduğu ortaya çıkmıştır. Arinaminpathy ve diğ. (2016) çalışmalarında Hindistan’daki 2013-2014 yılları arasında kullanılan tüberküloz miktarını ele almışlardır. Bu çalışma sonuçları arasında, yaklaşık 18 milyon hasta özel sektör imkânlarıyla tedavi görmüştür. 2014 yılındaki tüberküloz vakalarında çok az bir miktarda artış olmuştur. Özel sektördeki tedavi oranı kamu imkânlarının yaklaşık iki katı kadardır. Pirinççi ve Bozan (2016) çalışmalarında, hemşirelerin ilaç kullanım alışkanlıklarını incelemiştir. Sonuçlar arasında hemşirelerin %69,2’sinin hastalandıklarında ilk olarak hekime danıştıkları ve hastalara uygulanan ilaçlar hakkında bilgi almak için %63,4 oranında hekim veya eczacıya sordukları belirlenmiştir. Kullandıkları ilacı eczaneden zamanında alma durumları ise %92,8 oranında elde edilmiştir. Van Boeckel ve diğ. (2014) çalışmalarını, 71 ülkedeki 2000 ve 2010 yılları arasındaki antibiyotik tüketimi üzerine gerçekleştirmişlerdir. Bu süre zarfında antibiyotik tüketiminin %35 civarında arttığı; Brezilya, Rusya, Hindistan, Çin ve Güney Afrika’da bu artışın %76’ya ulaştığı belirlenmiştir.

Gündelik hayatta kullanılan ilaçlara yönelik tahminleme çalışmaları ile; (1) Bölgesel olarak hangi hastalıkların sıklıkla görüldüğü, (2) Bölgede artmaya başlayan bir hastalık olup olmadığı, (3) En çok ihtiyaç duyulan ilaç türlerinin belirlenmesi, (4) Stok kontrolünde eldeki verilere göre ilaç miktarının korunması ve (5) Kişilerin ilaç almak amacıyla eczanelere erişim alışkanlıklarına yönelik sonuçlar elde edilebilir. Tüm bunların sağlanabilmesi ile ilaç satın alma ve depolanma ile hastalıklara karşı önlem alma gibi önemli görevler yerine getirilebilir. Çalışmanın amacı ilaç satış verileri kullanarak eczanenin elde edeceği geliri tahmin etmektir. Bu da gereksiz ilaç kullanımının önüne geçmenin önemli olduğu günümüzde bu tarz çalışmaların artması çalışmanın önemini de arttırmaktadır.

1.1. Veri Madenciliği

Veri madenciliği, büyük veri yığınlarının içinde gizli kalmış, farklı analizler yoluyla geçerli ve işe yarar bilgi elde edilmesi yoludur (Aydemir, 2018). Bir başka deyişle, veri tabanları ya da veri ambarlarında yer alan büyük veri içindeki gizli ilişkileri bulmak amacıyla istatistiksel algoritmaları ve yapay zekâ yöntemlerini kullanan karışık bir veri arama yöntemi veri madenciliği olarak ifade edilir (Gargano ve Raggad, 1999, 81-82).

Veri madenciliği; tanımlayıcı ve tahmin edici olmak üzere iki farklı biçimde kullanılmaktadır. Sınıflama modeli ile regresyon modeli tahmin amacıyla kullanılırken, birliktelik kuralı, kümeleme ve ardışık zamanlı modeller ise tanımlama amacıyla kullanılmaktadır. En çok tercih edilen veri madenciliği tekniklerinden olan sınıflama, tanımlanmış sınıfı olan veriler kullanılarak sınıfı henüz belli olmayan verilerin sınıfını tahmin etmek amacıyla kullanılan veri madenciliği modelidir. Sınıflandırma iki adımda gerçekleşmektedir. Birinci aşamada tahmin amacıyla kullanılacak bir model oluşturulur. İkinci aşamada ise kullanılacak modelin sınıfı belli olmayan veriler yoluyla uygulanıp sınıfların tahmin yapılır. En çok tercih edilen sınıflandırma teknikleri, Yapay Sinir Ağları, K-En Yakın Komşu, Genetik Algoritmalar, Bellek Temelli Nedenleme, Lojistik Regresyon ve Karar Ağaçları şeklinde sıralanabilir (Albayrak ve Yılmaz, 2009).

Çalışmamızda tercih edilen karar ağaçları, sınıflandırma ve tahmin amacıyla sık tercih edilen veri madenciliği yaklaşımıdır. Bu ağaçlar nominal ve scale verilerin sınıflandırılmasında kullanılmaktadır. Yapay sinir ağları gibi diğer yöntemlerin de sınıflandırma amacıyla kullanılabilmesine karşın, karar ağaçları genellikle, kolay yorumlama ve anlaşılabilirlik açısından karar vericiler için çok büyük avantaj sağlamaktadır (Chien ve Chen, 2008). Karar ağaçları;

- Düşük maliyetli olması,
- Diğer sınıflandırma modellerine göre daha hızlı olması,
- Yorumlanabilmesi, anlaşılabilmesi ve veri tabanları ile entegrasyonun kolay olması,
- Güvenilirliğinin yüksek olması gibi nedenlerden dolayı en çok tercih edilen sınıflandırma tekniklerindedir.

Karar ağaçlarında kullanılan algoritmalar; DecisionStump, HoeffdingTree, J48, LMT, M5P, RandomForest, RandomTree ve REPTree algoritması şeklinde sıralanabilir. Çalışma kapsamında kullanılan karar ağacı algoritmaları ise aşağıdaki gibidir (Breiman, 2001).

- Decision Stump algoritması, tek düzeyli karar ağacı oluşturan yöntemlerdendir. Bu yöntemle oluşturulan ağaç, kök düğümler yaprak düğümlere doğrudan bağlıdır. Decision Stump, sınıflandırma işlemini doğrudan tek bir girdili olarak gerçekleştirmektedir. Bu algoritma genelde boosting yöntemleri ile birlikte tercih edilmektedir (Witten ve Frank, 2005).
- Random Forest algoritması, eğitsel datalardaki örneklerin random bir şekilde seçimi yapılır ve oluşturulan budanmamış ham sınıflandırma ve regresyon ağaçlarından oluşan modellerdir. Random Forest model ile sınıflandırmada genelleme hatası, tüm ağaçların bireysel olarak sahip olduğu güce ve bu ağaçlar arasındaki bağla ilişkilidir. Her bir bağın parçalanmasında kullanılacak özelliklerin rastgele seçimi, algoritmanın Adaboost ile yarışacak sonuçlar doğurmasına ve gürültülü değerlere karşı daha dayanıklı olmasına yol açmaktadır (Onan, 2015).
- RandomTree algoritması sonucunda oluşan ağaç, olası ağaç kümeleri içinden rastgele olarak seçilmektedir. Buradaki ağaç kümesi içerisinde yer alan her bir ağaç eşit örnek olasılık şansına sahiptir. Bu ağaçların rastgele dağılımı düzensiz dağılım göstermektedir. Bu rastgele ağaçlar, etkili bir şekilde oluşturulmakta ve birçok rastgele

oluşturulmuş ağaç modeller genellikle yüksek doğruluk oranına sahiptir (Fan, Wang, Yu ve Ma, 2003).

- REP Tree algoritmasında, en hızlı karar ağaç sınıflandırma algoritmalarından biridir. Rep Tree algoritması, regresyon ya da karar ağaçlarının oluşmasında bilgi kazancı ölçütünü kullanır ve oluşan bu ağacı, azaltılmış hata budaması metodolojisine dayalı olarak budama işlemine tabi tutmaktadır. Bu algortmada, yalnızca sayısal niteliklerin sıralanması işlemi söz konusudur. Eksik değerler olduğunda ise C4.5 algoritmasına karşılık gelen parçalara ayırma yöntemi kullanılır (Zhao ve Zhang, 2008).
- M5 algoritmasının weka üzerindeki Java versiyonu M5P olarak isimlendirilmektedir. M5P algoritmaları M5 olarak bilinen karar ağacı yapısını düğümlerinde doğrusal regresyon fonksiyonları saklayabilecek biçimde değişime uğratmıştır. Bu ağacın oluşturulmasında tümevarım ağaç algoritması kullanılmaktadır. Bir sonraki aşamada bölme kıstası kullanılarak ağaç düğümleri çocuklara bölünür. Düğümlerdeki sınıf değeri düşük farklılık gösterirse veya düğüm sayısı az ise bölme işlemi durdurulur. Daha sonra ağacın her bir yaprağı kontrol edilir ve budama işlemi yapılır. Bu aşamada budanmış düğümler regresyon düzeyine dönüştürülür ve son aşamada da alt ağaçlar arasındaki süreksizlikleri önlemek için bir yumuşatma prosedürü uygulanır (Öztürk, 2012).

2. Yöntem

Türkiye’de Güney Doğu Anadolu Bölgesinde yer alan bir eczanenin 2018 Mayıs ayı ile 2019 Mart ayı arasındaki bir yıllık ilaç satış verileri elde edilmiştir. Çalışma kapsamında toplam 108.525 adet veri öncelikle bir veritabanında ilişkişel tablolarda tutulmuş ve sonrasında tüm veriler tek bir tabloda toplanacak şekilde düzenlemeler yapılmıştır. Aşağıdaki Tablo 1’de veriler hakkında genel bilgiler sunulmuştur.

Tablo 1. Verilere Genel Bir Bakış

Nitelik	Bilgi
Toplam Tekil İlaç Türü Sayısı	1.379
Toplam Reçete Sayısı	19.901
Satılan Toplam İlaç Sayısı	108.525
İlaç Satış Tarih Aralığı	07.05.2018- 29.04.2019
Reçete Başına Satılan Ortalama İlaç Sayısı	1,67

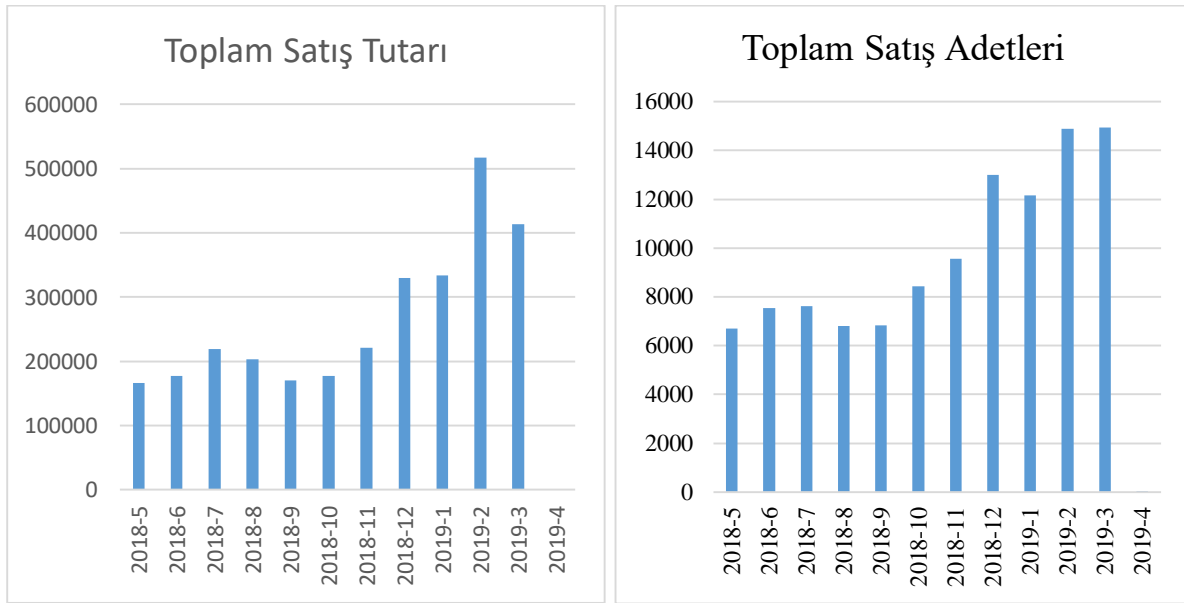
Buradaki verilerde ilaç adları her bir ilacın özelliğini barındırması nedeniyle çok farklılaşmaktadır. İlaç adlarındaki farklılıkları gidererek ilaç grubu adlı bir alan oluşturulmuş ve veriler Weka programında analiz edilmesi için arff uzantılı dosyalara dönüştürülmüştür. İlaç gruplarına göre satış tutarları, ilacın yazıldığı kurum adına göre satış tutarları ile hasta türüne göre satış tutarları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Hasta türleri çalışan, emekli ve bu ikisi dışındakiler olmak üzere belirlenmiştir. Tahmin başarısının analizinde ortalama mutlak hata (mean square error), hata karelerinin karekökü (root mean square error) ve korelasyon katsayısı (correlation coefficient) değerleri kullanılmıştır. Weka programında ağaç algoritmalarından olan DecisionStump, RandomForest, RandomTree, REPTree ve M5P yöntemleri kullanılmıştır. En yüksek tahmin başarısı elde etmek amaçlanmıştır. Verilerin analiz için aşağıdaki başlıklarda hazırlanmış ve Weka programına sunulmuştur.

- Hasta Türlerine Göre İlaç Satış Tutarları
 - Hasta Türü
 - Yıl
 - Ay

- Hafta
- Toplam Satış Tutarı
- İlaç Grubuna Göre Satın Alma Tutarları
 - İlaç Grubu
 - Ay
 - Toplam Satış Tutarı
- İlacın Yazıldığı Kurum Adına Göre Satın Alma Tutarları
 - Kurum Adı
 - Ay
 - Toplam Satış Tutarı

3. Bulgular

Satılan ilaç sayıları aylara göre analiz edildiğinde en yüksek sayıda ilaç satış tutarı Şubat ve Mart aylarında olduğu görülmektedir. Fakat ilaç satış adetlerine bakıldığında ise Aralık, Ocak, Şubat ve Mart aylarında en yüksek sayıda ilaç satışının yapıldığı görülmektedir. Şekil 1’de aylara göre satış tutarları ve adetlerine yönelik grafikler gösterilmiştir.



Şekil 1. Aylara Göre İlaç Satış Verileri

İlaç satış verileri hastaların türlerine göre analiz edilince en fazla ilaç satış tutarının emeklilerde elde edildiğini fakat en yüksek sayıda ilaç satışının ise çalışanlarda olduğu görülmektedir. Bu durumun temel nedenleri arasında çalışan sayısının emekli sayısına oranla daha fazla olması yer almaktadır. Ortalama satılan ilaç adetleri incelendiğinde de bu durum rahatlıkla görülebilmektedir. Aşağıdaki Tablo 2’de hasta türlerine göre ilaç satış analizleri verilmiştir.

Tablo 2. Hasta Türlerine Göre İlaç Satış Analizleri

	Ortalama Satılan İlaç Adedi	Satılan Toplam İlaç Adedi	Toplam Satın Alma Tutarı
Diğer	2,43	6073	228.355 TL
Çalışan	1,45	57370	1.367.564 TL
Emekli	1,99	45082	1.334.227 TL

Hasta türlerine göre satın alma tutarları ağaç algoritmaları ile tahmin edildiğinde 163 adet verinin sonuçları aşağıdaki Tablo 3'te gösterilmiştir. En yüksek tahmin başarısı ortalama 10.015,67 TL sapma ile M5P algoritmasında elde edilmiştir. Fakat bu algoritmanın korelasyon katsayısının 0,58 çıkması nedeniyle çok da başarılı bir tahmin elde edildiği söylenemez.

Tablo 3. Hasta Türlerine Göre Satın Alma Tutarları Tahmin Sonuçları

Algoritma Adı	Ortalama Mutlak Hata	Hata Karelerinin Karekökü	Korelasyon Katsayısı
Decision Stump	11.121,22	16.368,96	0,4776
M5P	10.015,67	15.148,20	0,5828
Random Forest	10.765,55	15.970,33	0,5728
Random Tree	12.403,09	18.524,64	0,5347
REP Tree	10.214,28	15.390,11	0,5796

Ağaç algoritmaları ile 8991 adet veri ilaç gruplarına göre satın alma tutarları için tahmin edilince en yüksek başarı RandomForest algoritması ile elde edilmiştir. Bu algoritma 184,47 TL ortalama mutlak hata ile sonuçları üretmiş ve 0,53 korelasyon katsayısına sahiptir. Korelasyon katsayısının düşük olması nedeniyle iyi bir tahmin başarısı elde edildiği söylenemez.

Tablo 4. İlaç Grubuna Göre Satın Alma Tutarları Tahmin Sonuçları

Algoritma Adı	Ortalama Mutlak Hata	Hata Karelerinin Karekökü	Korelasyon Katsayısı
DecisionStump	361,10	1.337,71	-0,0275
M5P	193,11	1.138,34	0,5266
RandomForest	184,47	1.131,51	0,5341
RandomTree	197,00	1.134,79	0,5310
REPTree	189,79	1.138,43	0,5267

419 adet ilaç yazan kurumdan elde edilen satın alma tutarları analiz edildiğinde en yüksek başarı 0,83 korelasyon katsayısı ile RandomForest algoritmasından elde edilmiştir. Ortaya çıkan bu korelasyon katsayısı başarılı tahminler elde edildiğini göstermektedir. Ortalama 4.134,74 TL farklarla tahminler üretmektedir.

Tablo 5. İlacın Yazıldığı Kurum Adına Göre Satın Alma Tutarları Tahmin Sonuçları

Algoritma Adı	Ortalama Mutlak Hata	Hata Karelerinin Karekökü	Korelasyon Katsayısı
Decision Stump	7.870,55	15.612,69	0,6551
M5P	4.381,67	12.225,23	0,8067
Random Forest	4.134,74	11.326,48	0,8394
Random Tree	4.527,14	13.637,88	0,7978
REP Tree	4.265,19	13.109,43	0,7857

4. Tartışma ve Sonuç

Türkiye'deki bir eczanenin 2018 Mayıs ayı ile 2019 Mart ayı arasındaki bir yıllık 108.525 adet ilaç satış verileri analiz edilmiştir. Elde edilen bulgular üzerinden hasta türleri, ilaç yazan kurum ve ilaç grubu satış tutarları tahmin edilmeye çalışılmıştır. Weka programı ile yapılan tahminlerde ağaç algoritmalarından olan DecisionStump, M5P, RandomForest, RandomTree ve REPTree kullanılmıştır. Bu algoritmaların ortalama mutlak hata, hata karelerinin karekökü ve korelasyon katsayısı değerleri karşılaştırılarak en başarılı tahmin modeli bulunmaya çalışılmıştır. İlaç grubuna göre satın alma tutarı ile hasta türlerine göre satın alma tutarları tahmin edilirken 0,53 ve 0,58 korelasyon katsayıları çok düşük çıkmış ve başarılı bir tahmin elde edilememiştir. Fakat ilaç yazan kurumdan elde edilen satın alma tutarları 0.83 korelasyon katsayısı ile yüksek başarılı tahminler elde edilmiştir. İnsanların kullandığı ilaçlar hakkında fikir sahibi olmamaları bilinçsiz ilaç tüketimine neden olmaktadır (Şantaş ve Demirgil, 2017).

Bu tür durumlar da buradan tahminler elde etmeyi zorlaştırmaktadır. Kurumların ise bazı branşlarda yoğunlaşması onlar üzerinden yapılacak tahminleri kolaylaştırdığı söylenebilir. Çalışma sonucunda ortaya çıkan ilaç satış tutarlarındaki yükseliş oranı, Dünya’da olduğu gibi Türkiye’deki artışa (İlaç Endüstrisi İşverenler Sendikası, 2019) da deliller sunmaktadır. Bu sonuçlar aynı zamanda Arinaminpathy ve diğ. (2016) ve Van Boeckel ve diğ. (2014) de çalışmalarlarıyla uyumludur. Ayrıca satın alınan ilaçlara yönelik satış tutarlarının da artış göstermiş olması, ilaçlara yönelik yapılacak karar modellerinde bu tutarların da göz önünde bulundurulmasını gerektirmektedir (Hay ve diğ., 2010). İleride yapılacak çalışmalarda, ilaçların kullanıldığı hastalık türlerine göre analizlerin yapılmasının yararlı olacağı düşünülmektedir.

5. Kaynakça

- Albayrak, A. S. ve Yılmaz, Ş. K. (2009). Veri Madenciliği: Karar Ağaç Algoritmaları ve İMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama. *Süleyman Demirel Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 14(1), 31-52.
- Angamo, M. T., Wabe, N. T. ve Raju, N. J. (2011). Assessment of Patterns of Drug Use by Using World Health Organization's Prescribing, Patient Care and Health Facility Indicators in Selected Health Facilities in Southwest Ethiopia. *Journal of Applied Pharmaceutical Science*, 1(7), 62-66.
- Arinaminpathy, N., Batra, D., Khaparde, S., Vualnam, T., Maheshwari, N., Sharma, L., Nair, S., A. ve Dewan, P. (2016). The number of privately treated tuberculosis cases in India: an estimation from drug sales data. *The Lancet Infectious Diseases*, 16(11), 1255-1260.
- Aydemir, E. (2018). *Weka ile Yapay Zekâ*. Seçkin Yayınevi. Ankara
- Barutçu, İ. A., Tengilimoğlu, D. ve Naldöken, Ü. (2017). Vatandaşların akılcı ilaç kullanımı, bilgi ve tutum değerlendirmesi: Ankara ili metropol ilçeler örneği. *Gazi Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 19(3), 1062.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*, 45(1), 5-32.
- Chien, C. F. ve Chen, L. F. (2008). Data Mining to Improve Personnel Selection and Enhance Human Capital: A Case Study in High-Technology Industry. *Expert Systems with Applications*, 34 (1), 280-290.
- Fan, W., Wang, H., Yu, P. S. ve Ma, S. (2003, November). Is random model better? on its accuracy and efficiency. In *Third IEEE International Conference on Data Mining* (pp. 51-58). IEEE.
- Gargano, M. L. ve Raggad, B. G. (1999). Data mining-a powerful information creating tool. *OCLC Systems & Services: International digital library perspectives*, 15(2), 81-90.
- Hay, J. W., Smeeding, J., Carroll, N. V., Drummond, M., Garrison, L. P., Mansley, E. C. ve Shi, L. (2010). Good research practices for measuring drug costs in cost effectiveness analyses: issues and recommendations: the ISPOR Drug Cost Task Force Report—part I. *Value in Health*, 13(1), 3-7.
- İlaç Endüstrisi İşverenler Sendikası (2019). Temel Göstergeler: Türkiye İlaç Pazarı. Erişim Temmuz 2019 < <http://www.ieis.org.tr/ieis/tr/indicators/33/turkiye-ilac-pazarı>>.
- Mollahaliloğlu, S., Alkan, A., Özgülcü, Ş., Öncül, H. G. ve Akıcı, A. (2011). *Hekimlerin Akılcı Reçeteleme Yaklaşımı*. T.C. Sağlık Bakanlığı, Refik Saydam Hıfzıssıhha Merkezi Başkanlığı Hıfzıssıhha Mektebi Müdürlüğü, Ankara.
- Onan, A. (2015). Şirket iflaslarının tahmin edilmesinde karar ağacı algoritmalarının karşılaştırmalı başarımların analizi. *Bilişim Teknolojileri Dergisi*, 8(1), 9-19.
- Öztürk, E. (2012). *Görüntü sıkıştırma yöntemlerinin etkinliğini arttıran dönüşüm ve bölümlendirme işlemleri* (Master's thesis, Trakya Üniversitesi Fen Bilimleri Enstitüsü).

- Pirinçci, E. ve Bozan, T. (2016). Bir Üniversite Hastanesinde Çalışan Hemşirelerin Akılcı İlaç Kullanım Durumları. *Firat Tıp Dergisi*, 21(3).
- Şantaş, F. ve Demirgil, B. (2017). Akılcı İlaç Kullanımına İlişkin Bir Araştırma. *İşletme Bilimi Dergisi*, 5(1), 35-48.
- Van Boeckel, T. P., Gandra, S., Ashok, A., Caudron, Q., Grenfell, B. T., Levin, S. A. ve Laxminarayan, R. (2014). Global antibiotic consumption 2000 to 2010: an analysis of national pharmaceutical sales data. *The Lancet Infectious Diseases*, 14(8), 742-750.
- Witten, I. H. ve Frank, E. (2005). *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*, 2. Baskı, San Elsevier, Francisco.
- Zhao, Y. ve Zhang, Y. (2008). Comparison of decision tree methods for finding active objects. *Advances in Space Research*, 41(12), 1955-1959.