

BİR EĞİTİM ARAŞTIRMA HASTANESİ ACİL SERVİS BİRİMİNE BAŞVURAN HASTA SAYISI TAHMİNİ

Hatice ESEN¹, Ümran KAYA²

ÖZET

Amaç: Acil servisin hasta gereksinimlerini karşılayacak tarzda planlanması, tüm kaynakların etkin yönetimi, kaliteli sağlık hizmeti ve hasta memnuniyetini doğrudan etkileyecek, kaynakların verimli kullanılmasını sağlayacaktır. Bu araştırmayla, eğitim ve araştırma hastanesi acil servisine hasta başvurusunun kantitatif tahmin yöntemleriyle analiz edilmesi, en uygun tahmin modelinin belirlenerek gelecek dönemlere ait hasta sayısı tahmininin yapılması amaçlanmaktadır.

Yöntem: Tahmin yöntemi olarak iki farklı model kullanılmıştır. Birincisi olan Rassal Orman Modeli'nde hastaneye gelen hastaların şehrin nüfusuna ve gelen turist sayısına bağlı olduğu varsayımı kullanılmıştır. İkinci model olan Holt-Winters Modeli'nde, beş yıllık acil durum hastalarının mevsimsel verileri dikkate alınmaksızın diğer verilerden hareketle tahmin gerçekleştirilmiştir.

Bulgular: Uygulanan analiz sonucunda Antalya'daki bir eğitim hastanesinin acil servisine 2015-2019 yılları arasındaki toplam başvuru 3.709.716 iken, 2020-2024 yıllarında bu sayının 3.985.932 olacağı tahmin edilmiştir.

Özgünlük: Acil servisler kesintisiz hizmet veren çok yoğun birimlerdir. Bu nedenle, bu talebi doğru olarak belirlemek ve hastane yöneticileri tarafından gerekli iyileştirmeleri yapmak oldukça önemlidir. Kapasite planlaması, idari anlamda birçok sorunu çözecek alandır. Kapasite planlaması hakkında yapılmış birçok çalışma olmasına rağmen, turistik bir bölgede mevsimlik hasta sayısı değişen bir hastanenin yatak kapasitesinin kantitatif ve analitik yöntemler ile planlaması literatürde yapılan bir çalışma değildir.

Anahtar Kelimeler: Acil Servis, Rassal Orman, Holt-Winters, Talep Tahmini.

ESTIMATED NUMBER of PATIENTS APPLIED to a TRAINING RESEARCH HOSPITAL EMERGENCY DEPARTMENT

ABSTRACT

Purpose: Planning the emergency department to meet patient needs, effective management of all resources, quality health care and patient satisfaction will directly affect the efficient use of resources. With this study, it is aimed to analyze the patient admission to the training and research hospital emergency department with quantitative estimation methods, to determine the most appropriate estimation model and to estimate the number of patients for future periods.

Methodology: Two different models are used as estimation method. First, the Random Forest Model was modeled with the assumption that the patients coming to the hospital depend on the population of the city and the number of tourists coming. In the second model, the Holt-Winters Model, five-year emergency number patients were estimated by considering seasonal data regardless of any other data.

Findings: When the results are examined; while the total application to the emergency room was 3.709.716 between 2015 and 2019, it was estimated that 3.985.932 would apply in 2020-2024.

Originality: Emergency services are very busy units that provide uninterrupted service. Therefore, it is very important to accurately determine this demand and make the necessary improvements by hospital managers. Capacity planning is an area that will solve many administrative problems. Planning for the future; helps to solve the problem by foreseeing the event and before the risk moments come Although there are many studies about capacity planning, planning the bed capacity of a hospital with a changing number of seasonal patients in a touristic area is not a study in the literature. In this respect, the study shows its originality in the literature.

Keywords: Emergency Service, Rassal Orman, Holt-Winters, Demand Forecast.

¹ Dr., Antalya Eğitim ve Araştırma Hastanesi, Ar-Ge Birimi, hatice.esen1@saglik.gov.tr, ORCID: 0000-0003-1164-9086 (Sorumlu Yazar-Corresponding Author)

² Arş. Gör., Antalya Bilim Üniversitesi, Mühendislik Fakültesi, Endüstri Mühendisliği Bölümü, umran.kaya@antalya.edu.tr, ORCID: 0000-0002-8211-2908

1. GİRİŞ

Türkiye’de sağlık hizmetleri sunumu, kamu ve özel hizmet sunucular tarafından sağlanmaktadır. Sağlık hizmetleri; hastalıkların teşhis edilmesinin yanı sıra tedavi ve rehabilitasyonu, hastalıkların önlenmesine, birey ve toplumun sağlık düzeyinin geliştirilmesine yönelik faaliyetler bütünüdür (Kavuncubaşı ve Yıldırım, 2015: 40). Hastaneler; teşhis, tedavi ve rehabilitasyon ihtiyacı olan hasta, yaralı, hamile kişiye 24 saat kesintisiz hizmet veren, bünyesinde birden çok tıbbi teşhis ve tedavi birimi barındıran kurumlardır (Resmi Gazete, 2000). Bu kurumlara başvuranların hizmetten yararlanması reddedilmez, ertelenemez ve kesintisiz biçimde devam etmesi ve talebe hızlı bir biçimde cevap verilmesi gerekir (Irmak ve diğerleri, 2012). Hastane birimleri arasında acil servisler öncelikli ve yoğun olarak sağlık hizmeti sunan birimlerdir (Sarıyer, 2018). Acil servislerdeki hasta başvuru sayıları her geçen gün artmaktadır. Bu artış, sağlık hizmeti sunumunda karmaşıklığa, acil servis yataklarının verimli kullanılmaması, bekleme süresinin uzunluğundan dolayı yaşanan olumsuzluklar gibi çeşitli zorlukları beraberinde getirmektedir (Wargon ve diğerleri, 2009). Sağlık hizmetlerine olan talebin öngörülmesi ve belirlenebilmesi, sağlık hizmetlerinin iyi biçimde planlanması ve uygulanmasına olanak sağlaması nedeniyle hastane yönetimi açısından oldukça önemli bir konudur. Tahmin etme konusunda tecrübe ve sezgi gibi nitel yöntemlerle birlikte ekonomik göstergeler ve istatistiksel tekniklerin dâhil olduğu nicel yöntemlerin kullanıldığı görülmektedir (Yiğit, 2016).

Sağlık hizmetleri sistemlerindeki verilerin doğru şekilde tahmin edilmesi, karar vericilerin, hizmet ihtiyacını öngörmeleri ve zaman içinde kaynakların verimli kullanılması açısından oldukça önemlidir. Verimli sistemler, kaynakları zaman içinde ortaya çıkan hizmet talepleriyle karşılamayı amaçlamaktadır. Kaynak tahsisi kararları, stokastik belirsizlik altında alınmaktadır. Bu durum, farklı zaman aralıklarında hizmete ihtiyaç duyan bireylerin sayısındaki belirsizliği içermektedir. Sağlık sistemlerindeki talep verilerinin doğru bir şekilde tahmin edilmesi, karar vericilerin hizmete olan ihtiyacı önceden tahmin etmelerine ve kaynakların nasıl yönetileceği konusunda bilinçli kararlar almalarına olanak sağlayacaktır (Jalalpour ve diğerleri, 2015).

Tahmin, stratejik planlama açısından çok önemlidir. Yöneticiler tahmin bilgilerini herhangi bir konu ile ilgili karar alırken çoğunda kullanır. Bu nedenle, güvenilir bir tahmin, kurumların yalnızca gelecekteki fırsatları açıkça tanımalarına yardımcı olmakla kalmaz, aynı zamanda potansiyel riskleri de azaltmasına olanak sağlar. Her sektörün farklı iş planlama tekniklerine ve özelliklerine göre, yöneticiler, gelecekteki talebi tahmin etmek için farklı tahmin tekniklerini kullanmaktadırlar (Dang ve diğerleri, 2016). Bu nedenle sağlık hizmetlerinde veri madenciliği oldukça önemlidir. Sağlık bilgi sistemleri, büyük verilerinden yararlı bilgi elde etmeyi amaçlamaktadır. Elde edilen bu bilgilerle; birey bazında daha nitelikli ve kaliteli sağlık hizmeti sunumu, sağlık kurumlarındaki mevcut kaynakların etkin kullanılmasıyla daha iyi yönetilmesinin sağlanması ve etkin sağlık politikalarının oluşturulması sağlanmaktadır (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2009).

Veri madenciliği, geçmiş faaliyetlerin analizini esas alarak veriler arasındaki ilişkiyi tespit etmek ve gelecek faaliyetlerin tahminine yönelik karar verme modeli olarak tanımlanmaktadır (Koyuncugil ve Özgülbaş, 2009). Bir başka deyişle veri madenciliği, geniş veri yığınları içerisinde gizli kalmış bilgilere ulaşılmasını sağlar. Bu işlem, istatistik, matematik disiplinleri, modelleme teknikleri ve çeşitli bilgisayar programları aracılığı ile yapılır (Baykal, 2006). Hastane Bilgi Yönetim Sistemleri (HBYS), hasta verilerinin en sağlıklı şekilde depolandığı alanlardır. Bu verilerin doğru şekilde değerlendirilerek analiz edilmesi yeni bilgilerin ortaya konulması hastane yönetimine mevcut durum değerlendirmesinde ve geleceğe yönelik kararlar almada yol gösterici olacaktır (Alan, 2019). Veri madenciliği astronomi, biyoloji, finans, pazarlama, sigorta, tıp gibi birçok alanda uygulanmaktadır. Veri madenciliğinde kullanılan modeller, tahmin edici ve tanımlayıcı olarak iki temel grupta incelenir. Tahmin edici modellerde, sonuçları bilinen verilerden esas alınarak bir model oluşturulur ve geliştirilen bu model aracılığıyla bilinmeyen veri kümeleri için sonuç değerlerinin tahmin edilmesi sağlanır. Tanımlayıcı modellerde ise karar vermeye yardımcı olacak mevcut verilerdeki örüntülerin tanımlanması amaçlanmaktadır (Özekes, 2003).

Acil servislere hasta başvurusu giderek artmaktadır. Sağlık Bakanlığı İstatistik, Analiz, Raporlama ve Stratejik Yönetim Dairesi Başkanlığı tarafından yayımlanan rapora göre Türkiye’deki kamu hastaneleri acil servislerinde 2010 yılında 74,2 milyon hasta sağlık hizmeti alırken bu sayı 2017 yılında 101,4 milyona

ulaşmıştır (SB, 2018). Acil servislerde birikmeden kaynaklanan hasta yoğunluğunun nedenleri arasında; hastanedeki yatak eksikliği, artan hasta sayısı, personel yetersizliği, acil servis muayene alanlarının fiziki alt yapısının yeterli olmaması, konsültasyon süreçlerinde yaşanan aksaklıklar, görüntüleme ve laboratuvar hizmetlerinde yaşanan sorunlar yer almaktadır (Söyler ve Koç, 2014). Yine acil servise başvuran hasta sayısındaki artış, maliyetlerin artmasının yanı sıra hasta bakım sonuçlarında da önemli bir sorun haline gelmiştir (Schweigler ve diğerleri, 2009). Acil servislerde tahmin modellerinin kullanılması, acil serviste kapasiteyi yönetmek ve hasta yoğunluğu olduğu zamanda yatakların verimli kullanılmasına olanak sağlayacaktır (Lucini ve diğerleri, 2017). Durum tespitinin önceden yapılması iş yükünü azaltmak için tedbirler alınmasına imkân sağlayacaktır (Hoot ve diğerleri, 2008).

Bu çalışmada ise bir eğitim ve araştırma hastanesinin acil servisinden alınan geçmiş beş yıllık (2015-2019) hasta verileri Rassal Orman Metodu ve Holt-Winters Modeli kullanılarak gelecek beş yıl (2020-2024) içerisinde karşılaşılabilecek talepler tahmin edilecektir. Eğer acil servis talep tahmini doğru yapılabilirse hem insan kaynaklı hem de altyapı planlaması yapılarak yaşanabilecek birçok sorun önlenabilir. Yine kapasite planlamasının doğru yapılmasıyla hasta memnuniyetinin yanı sıra çalışan memnuniyetinin de artması sağlanacaktır.

Bir eğitim ve araştırma hastanesi acil servisine başvuran hasta sayısı tahminini amaçlayan çalışma beş bölümden oluşmaktadır. İzleyen bölümde literatür taraması, üçüncü bölümde yöntemi oluşturan metodlar, dördüncü bölümde yapılan analizler sonucunda elde edilen bulgular verilmiştir. Son bölümde ise sonuçlar yer almaktadır.

2. LİTERATÜR TARAMASI

Sağlık hizmetlerinde veri madenciliği algoritmaları kullanılarak vaka sayısı, yatak sayısı, yatak doluluk oranı, hastalık yükü, iş yükü, tıbbi cihaz kapasite oranı gibi konularda algoritma analizleri yapılarak sonraki dönemlerdeki ihtiyaçları tahmin etmeyi amaçlayan birçok çalışma bulunmaktadır. Kocadağ ve Şahin tarafından yapılan çalışmada sağlık sektöründe yapılan talep tahmini çalışmalarının ve tahmin etmede kullanılan yöntemler incelemiştir. Türkiye’de yapılan çalışmalarda kullanılan yöntemler incelendiğinde; hasta yatağı talep tahmininde, bilgisayarlı tomografi ve MR cihazı kullanım kapasitesi, sağlık hizmeti talep etme oranı, hastaneden hizmet alan hasta profilini belirlemek, ilaç endüstrisi satış tahmininde regresyon analizinin kullanıldığı gösterilmiştir. Zaman serileri analizi kullanılarak yapılan çalışmalar da bulunmaktadır. Hasta yoğunluğunu, reçete başına ortalama maliyetini, 112 Acil Çağrı Merkezi’ne gelebilecek çağrı sayılarını tahmin ARIMA Modeli kullanıldığı belirtilmiştir (Kocadağ ve Şahin 2020). Özellikle son yıllarda zaman serileri modellerinde ARIMA Modeli, Holt-Winters Modeli, SARIMAX Modeli ve LSTM (Long Short-Term Memory) kullanılarak COVID-19 salgının düzeyi tahmin edilmeye çalışılmıştır (Panda 2020; Solanki ve Singh, 2021). COVID-19 sürecinde, İngiltere’de yoğun bakım kapasitesini tahmin etmek için çalışma yapılmıştır (Deasy ve diğerleri, 2020). Özel bir sağlık kurumunda; hasta profili belirlenerek hasta taleplerinin karşılanmasını amaçlayan veri madenciliği yapılmıştır (Karabulut, 2021: 111). Hipertansiyon hastalarında makine öğrenme yöntemlerinden Rassal Orman Modeli kullanılarak hastalarda hipertansif atak olasılığı belirlenmiştir (Fidan, 2020: 94). Cilt hastalıklarında (sedef hastalığı, seboreik dermatit, liken planus, pityriasis rosea, kronik dermatit), bilgi sistemi geliştirmek amacıyla; Sınıflandırma ve Regresyon Ağacı, Rassal Orman, Karar Ağacı, Destek Vektör Makineleri, Degrade Artırıcı Karar Ağacı veri yöntemleri kullanılmıştır (Verma ve diğerleri, 2019). Başka bir çalışmada veri madenciliği yöntemleri kullanılarak meme kanserinde doğru sınıflama yapabilmek için; Naive Bayes, K-En Yakın Komşu Algoritması (K-Nearest Neighbor-KNN), Destek Vektör Makineleri (Support Vector Machine-SVM), Yapay Sinir Ağlar (Artificial Neural Network-ANN), Logistic Regression, Rassal Orman Algoritmaları kullanılmıştır (Yalçın, 2019: 55). Rahim ağzı kanserinin erken teşhisi için veri madenciliği yöntemlerinden naive bayes, karar ağacı ve destek vektör makinesi algoritmaları kullanılmıştır (Yetginler, 2019: 43). Yoğun bakım hastalarının mortalite ve yoğun bakımda yatış sürelerine hangi faktörlerin etki ettiğini belirlemek için; Yapay Sinir Ağı, Naive Bayes, Rastgele Orman, C4.5 Algoritması, Sınıflama ve Regresyon Ağacı (Cart), Lojistik Regresyon, Destek Vektör Makineleri (DVM) veri madenciliği yöntemleri kullanılmıştır (Sülekli, 2019: 57). Alan (2019) tarafından yapılan çalışmada; veri madenciliği yapılarak hastanede kayıt altında tutulan farklı bölümlerdeki veriler arasında birliktelik kuralı olup olmadığını analiz etmiştir (Alan, 2019: 410). Hertzum (2017) Danimarka’da

dört farklı acil servise başvuran hastaların hizmet verilen nüfus, hasta yaşı, bireylerin kronik hastalığı, çalışan ve işsizlik verileri temel alınarak yıllık hasta sayısındaki saatlik artış tahmin edilmiştir. Çalışma sonucunda, ARIMA Modeli'nin regresyon modellerine göre daha iyi sonuçlar verdiği öngörülmüştür (Hertzum, 2017). Bircan ve Çam (2016), Cumhuriyet Üniversitesi Hastanesine 2006-2011 yılında başvurmuş hastaların, veri tabanlarından alınan tedavi-demografik verilerini elde edip, bu verilere göre hasta profili ve hasta başvuru davranışlarının belirlenmesiyle hastanedeki hizmet planlamasını amaçlamış ve kümeleme analizi tekniklerinden K-Means Kümeleme yöntemine göre daha uygun sonuçlar tespit etmişlerdir (Bircan ve Çam, 2016). Yapılan bir çalışmada Fransa'nın Troyes Şehir Hastanesi acil servisinin 2010-2014 yılları arasında hasta verileri kullanılarak uzun ve kısa dönemde talep tahmini gerçekleştirilmiştir (Afial ve diğerleri, 2016). Diğer bir çalışmada sıtma hastalığında; Bulanık Birliktelik Kuralları Madenciliği yöntemi kullanılarak hastalığın mortalite ve morbidite tahmin edilmeye çalışılmıştır (Buczak ve diğerleri, 2015). Irmak ve diğerleri tarafından yapılan çalışmada, hastane verileri kullanılarak bazı veri madenciliği teknikleri ile hasta yoğunlukları ARIMA ve yapay sinir ağları yöntemleri ile tahmin edilmiş ve elde edilen sonuçlar birbiriyle karşılaştırılmıştır. (Irmak ve diğerleri, 2012). Sun ve diğerleri (2009) Singapur'da kamu hastanesinde, 2005-2008 yılları arasında acil servise başvuran hasta verilerini kullanarak haftalık ve yıllık tahminler yapmışlardır. Zaman serisi analizinin, acil servisin iş yükü tahmininde personel kadrosu ve kaynak kullanımı planlanmasında kullanılabilir verimli bir metot olduğu gösterilmiştir (Sun ve diğerleri, 2009). Ege Bölgesi'ndeki bir araştırma ve uygulama hastanesi belirli bir dönemde başvuruda bulunan acil hasta verilerini (başvuran hastaların yaşı, cinsiyeti, tanısı, fiziki ve coğrafi şartları, çalışan sayısı, hastaların acil serviste kalma süreleri gibi) kullanarak bir simülasyon modeli geliştirmeyi amaçlamıştır. İki senaryo oluşturularak hastaların bekleme süresi personelin iş yükü hesaplanmış ve Senaryo 2'nin, doktor, hemşire ve yatak kaynaklarının faydalı kullanım oranlarını etkilemediği çalışanlara ek bir iş yükü getirmediği tespit edilmiştir (Özdağoğlu ve diğerleri, 2009). Schweigler ve diğerleri (2009) tarafından yapılan çalışmada, acil servisin yatak doluluk oranları tahmin edilmesinde ARIMA Modeli'nin daha uygun olduğu gösterilmiştir (Schweigler ve diğerleri, 2009). Yalçın (2009) tarafından yapılan çalışmada, bir devlet hastanesi acil servisinin işleyişini iyileştirmek amacıyla karar destek aracı olarak simülasyon ve optimizasyon teknikleri kullanılarak hastanelerin hastanede geçirdikleri sürenin %28,27 kısaldığı bulunmuştur (Yalçın, 2009: 119).

Hoot ve diğerleri (2008) çalışmalarında, acil servisin gelecekteki çalışma koşullarının zaman serileri modeli kullanılarak belirlenmesinin acil serviste yığılmaları engelleyebileceğini belirtmiştir (Hoot ve diğerleri, 2008). Bu çalışmada Rassal Orman ve Holt-Winter Modelleri birlikte kullanılarak acil servis talep tahmini yapılmıştır. Kapasite planlamasına yönelik çalışmalarda, turistik bölgelerde değişkenlik arz eden hastane yatak kapasitesinin kantitatif ve analitik yöntemlerle yapılan çalışmaya rastlanmamıştır. Bu bağlamda, kantitatif tahmin modelleri kullanılarak acil servis talep tahmininin yapılabileceği, gelecekte acil servis kapasite planlamasında nasıl bir yol izleneceğinin önceden öngörülerek gerekli iyileştirme faaliyetlerinin yapılmasına olanak sağlayacaktır.

3. YÖNTEM

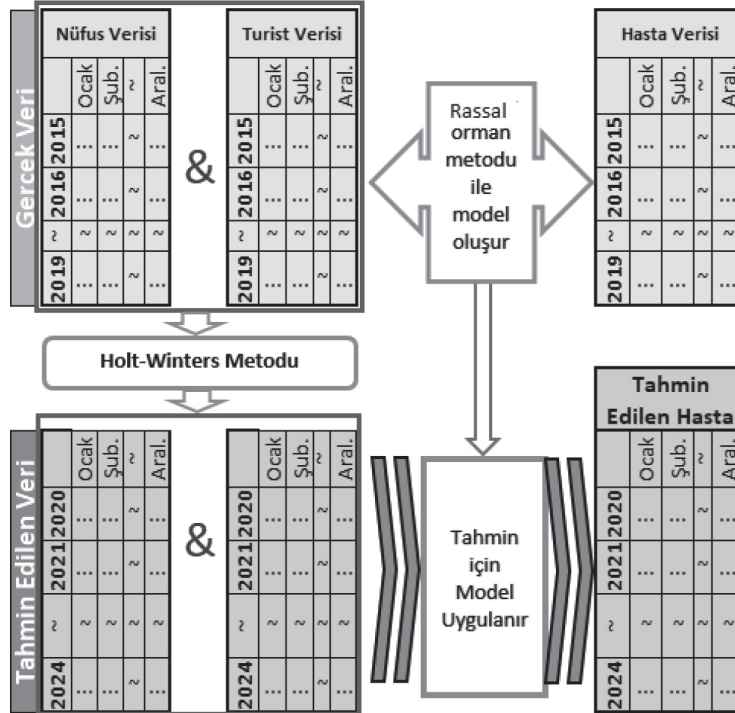
Bu araştırmanın amacı, bir eğitim ve araştırma hastanesi acil servisine gelen aylık hasta sayılarına dayanarak kantitatif tahmin yöntemleri ile analiz edilmesi ve en uygun tahmin yönteminin belirlenerek 2020-2024 yıllarındaki acil servise başvurunun tahmin edilmesi ve acil servis yoğunluğunu ortaya koymaktır.

Araştırmanın evrenini, 2015-2019 yılları arasında bir eğitim araştırma hastanesine acil servis yeşil, sarı ve kırmızı alana başvuran hasta sayısı oluşturmaktadır. Araştırmada örneklem çekilmemiş, acil servise yapılan tüm hasta başvurusu dâhil edilmiştir. Araştırmanın gerçekleştirilmesinde bazı sınırlılıklar söz konusudur. Bunlar; araştırmanın yalnızca bir eğitim ve araştırma hastanesinin verilerinden yararlanılması ve tahmin etmek için kullanılan verilerin son beş yıl ile sınırlandırılmasıdır. Araştırmanın yapılabilmesi için hastane başhekimliğinden yazılı izin alınmıştır. Araştırmanın verileri ise Temel Sağlık İstatistikleri Modülünden (TSİM) aylık raporlar halinde toplanmıştır. Sonuçların gerçeği yansıtabilmesi için 60 aylık (5 yıllık) acil servise toplam hasta başvurusu alınmıştır. Araştırmanın tahmin sürecinde iki yöntem kullanılmıştır. Kullanılan tahmin modelleri kısaca aşağıda açıklanmıştır. Hastanenin acil servis bölümünün gelecek beş yıla göre planlanıp, yönetilebilmesi için, acil servise gelecek hasta sayısının tahmin edilmesi gerekmektedir. Bu tahminleme iki farklı şekilde yapılmıştır. İlk modelde, hastaneye gelen hastaların, şehrin nüfusu ve gelen turist sayısına

bağlı olduğu varsayılarak modellenmiştir. İkinci modelde ise herhangi bir veriye bağlı olmadan, mevsimsel veriler göz önüne alınarak beş yıllık acil servis hasta sayısı tahmin edilmiştir.

Bu bölümde anlatılan iki modelin de sonuçları, grafikleri ve görselleri bulgular bölümünde verilecektir. İlk modelde kullanılan Rassal Orman algoritması, WEKA programında çalıştırılıp, tahmin modeli oluşturulmuştur. Daha sonra Holt-Winters Metodu ile tahmin edilen nüfus ve turist verileri, yeniden WEKA programında oluşturulan bu tahmin modelinde çalıştırılıp sonuçlar alınmıştır. Holt-Winters Metodu ise Microsoft Excelde uygulanıp, parametrelerin optimizasyonu Excel Solver ile yapılarak sonuçlar, grafikler ve görseller elde edilmiştir.

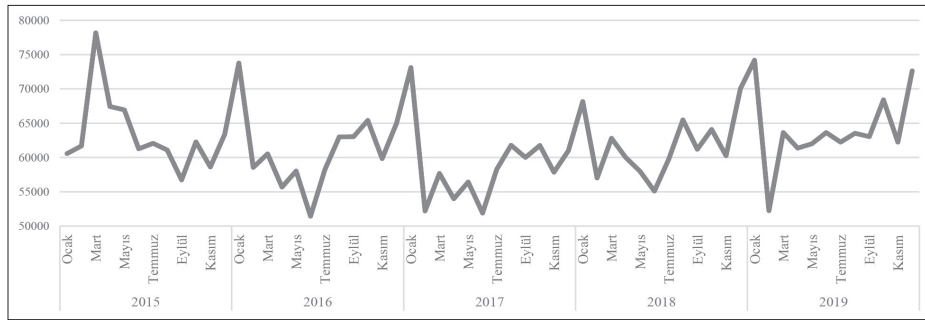
Model 1; hasta sayısının, şehrin nüfusu ve gelen turist sayısına bağlı olduğu varsayılarak geliştirilmiştir. Çünkü hastanenin bulunduğu Antalya şehri, nüfus açısından turist sayısına göre değişmekte, hatta 4-5 katına kadar çıkabilmektedir. Bu sebeple, şehrin yoğunluğu, acil servise gelen hasta sayısının tahmininde kullanılmıştır. İlk olarak, 2015-2019 arası nüfus ve turist verileri kullanılarak, veri madenciliğinde sınıflandırma ve tahminleme için kullanılan Rassal Orman Metodu ile hasta sayısını tahmin eden bir metod geliştirilmiştir. Geçmiş verilerle eğitilen model, 2020-2024 arası beş yıllık hasta sayısının tahmini için kullanılmıştır. Fakat model, nüfus ve turist verilerine bağlı olduğu için, 2020-2024 arasındaki nüfus ve turist sayısı verilerinin bilinmesi gerekmektedir. Bu beş yıllık nüfus ve turist verisi ise mevsimsel değişen veri olduğundan, mevsimsel verilerde çok iyi tahmin yapabilen Holt-Winters Metodu ile tahmin edilmiştir. Daha sonra tahmin edilen bu veriler, eğitilmiş Rassal Orman Modeli'nde kullanılarak, 2020-2024 yılları arasında acil servise gelecek hasta sayısı tahmin edilmiştir. Model-1'de, hasta sayısının hesaplanma adımları ve iş akışı Şekil-1'deki gibidir. Bu modelde, kısaca, geçmiş nüfus ve turist verileri kullanılarak acil servise gelen hasta sayısını tahmin etmek için Rassal Orman Modeli geliştirilmiştir. Daha sonra nüfus ve turist verileri Holt-Winters Metodu ile tahmin edilip, Rassal Orman Modeli'nde uygulanarak 2020-2024 arası acil servise gelecek hasta sayısı tahmin edilmiştir.



Şekil 1. Holt-Winters ve Rassal Orman Metodları ile Model 1'in oluşturulması

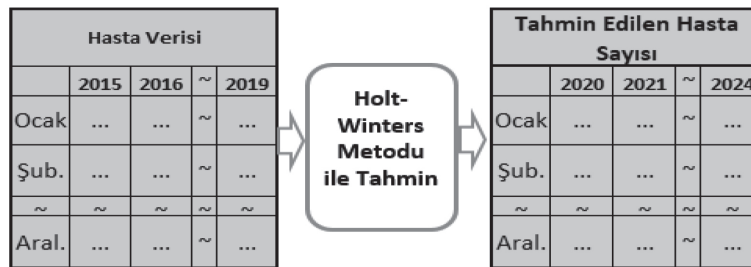
Model 2 uygulanmasının amacı, acil servise gelen hasta verilerine bakıldığı zaman (Şekil 2) mevsimsel değişimin gözlenebilmesidir. Mevsimsel verilerin tahmini ise tek başına Holt-Winters Metodu'nun

uygulanmasıyla elde edilebileceğinden, bu modelde; geçmiş acil servis verileri Holt-Winters Metodu'nda kullanılarak 2020-2024 arasındaki hasta sayıları tahmin edilmektedir.



Şekil 2. Yıllık hasta sayısı (2015-2019)

Bu modelin uygulanmasında nüfus ve turist verileri kullanılmamıştır. Sadece hasta sayılarının geçmiş verileri kullanılarak, 2020-2024 arasında olabilecek muhtemel hasta sayısı tahmin edilmiştir. Bu modelin iş akışı ve grafiği Şekil 3'te verilmiştir.



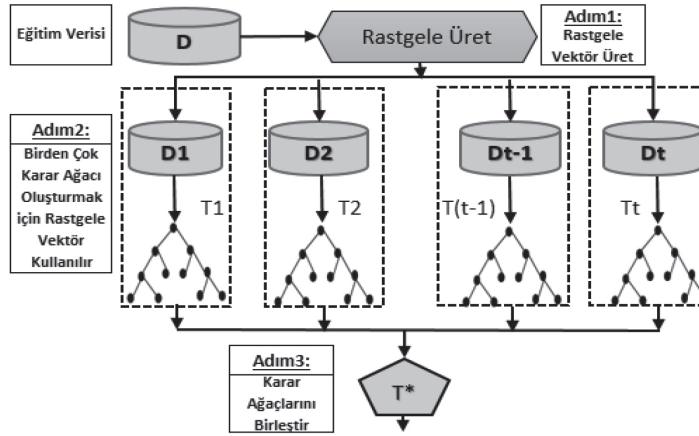
Şekil 3. Model 2 iş akışı

Çalışmada uygulanacak modellerde kullanılan Rassal Orman Metodu ve Holt- Winters Metodu'nun uygulaması sonuçlar kısmında verilmiştir. Bu bölümde metotların içeriği açıklanmıştır.

2.1. Rassal Orman Metodu

Bu metot, çözüm sürecinde diğer sınıflandırma algoritmalarını kullanarak meydana gelmiştir. Her bir metot bir ağaç gibi sayılıp, metotların birleşimine orman denmiştir. Metodun içeriğinde ise her ağaç, ormandaki tüm ağaçlar için bağımsız ve aynı dağılımla örneklenmiş rastgele bir vektörün değeridir (Han ve diğerleri, 2012: 382-386). Karar ağacı oluştururken, düğüm noktaları rastgele herhangi bir metot için atanır ve ona göre ayrılarak diğer düğüm noktasına kadar sınıflandırma yapar. Düğüm noktaları, sınıflandırma metotlarına göre ayrıştırılıp, minimum hata miktarını verdiğinde, Rassal Orman Metodu'nun son hali elde edilir (Şekil 4). Bu metodun amacı, verideki herhangi bir özelliği düğümlere ayırırken, hangi düğümlerde hangi sınıflandırma metodunun en az hata ile çalıştığını bulmaktır.

Her karar ağacı, tüm metotlar için sabit olan olasılık dağılımından üretilen rastgele bir vektör kullanır. Rastgele bir vektör, ağaç üretme işlemine birçok yolla dâhil edilebilir. İlk adım, karar ağacının her bir düğümüne bölünecek K adet giriş özelliklerini rastgele seçmektir. Sonuç olarak, mevcut tüm özellikleri incelemek yerine, bir düğümü bölme kararı seçilen bu K tane özellikten belirlenir. Ağaç daha sonra budamasız bütünüyle dallanır. Bu, ortaya çıkan ağaçta bulunan sapmanın azaltılmasına yardımcı olabilir. Ağaçlar tamamlandıktan sonra, tahminler çoğunluk oyu kullanılarak birleştirilir (Han ve diğerleri, 2012: 382-386).



Şekil 4. Rassel Orman Metodu'nun uygulama iş akışı (Tan ve diğerleri, 2005)

Rassel ormanların gücü ve korelasyonu, seçilen K adet özelliğin büyüklüğüne bağlı olabilir. K küçükse, ağaçlar daha az korelasyonlu olma eğilimindedir. Öte yandan, ağaç sınıflandırıcısının gücü, daha fazla sayıda özellik olan K ile gelişme eğilimindedir. Bir takas olarak, özellik sayısı yaygın olarak $K = \log_2 d + 1$ olarak seçilir, burada d, girdi özelliklerinin sayısıdır. Her düğümde özelliklerin yalnızca bir alt kümesinin incelenmesi gerektiğinden, bu yaklaşım algoritmanın çalışma zamanını önemli ölçüde azaltmaya yardımcı olur.

2.2. Holt-Winters Metodu

Holt-Winters tahmin metodu, iyonosferde tekrarlanan ve mevsimsel olarak değişen zaman serilerini tahmin etmek için kullanılmıştır (Coster ve diğerleri, 2003). Bu metot, zaman serilerinin her bir döneminde seviye, trend ve mevsimsel parametrelerle tahmin üretmektedir (Gelper ve diğerleri, 2010). Bu yöntemin çalışmasının dayandığı ilke, parametrelerin başlangıç değeri ve ağırlığının tanımlanmasını içermektedir. Üç farklı parametre, yani α (seviye), β (eğilim) ve γ (mevsimsel) her zaman periyodunda (t) güncellenir ve bu ağırlıkların değeri 0 ile 1 arasında değişir. Tüm bileşenlerin başlangıç değerleri 0,2 alınıp daha sonra uygun bir algoritma ile minimum hata seviyesine çekilene kadar değişir. En yaygın kullanılan mevsimsel modeller Holt-Winters Bağımlılık ve Çoklayıcı modellerdir. Zaman serisi verileri artarsa mevsimsel büyüklük de artar. Belirtilen parametrelere bağlı olan Holt-Winters Mevsimsel Tahmin Metodu'nun formülleri (Eşitlik 1-5) şöyledir (Elmunim ve diğerleri, 2015);

$$\text{Seviye:} \quad L_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(L_{t-1} + b_{t-1}) \quad (1)$$

$$\text{Eğim:} \quad L_t = \beta(L_t - L_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2)$$

$$\text{Sezonsallık:} \quad L_t = \delta(Y_t - L_t) + (1 - \delta)S_{t-s} \quad (3)$$

$$\text{Uyarlanmış:} \quad F_t = L_{t-1} + b_{t-1} + S_{t-s} \quad (4)$$

$$\text{Tahmin:} \quad F_{t+m} = L_t + b_t m + S_{t-s+m} \quad (5)$$

Burada Y, gerçek veri; L, seviye; b, trend; F (forecast), bir sonraki dönemin tahmini; F (fitted), zaman periyodundaki tahmindir. α , β ve δ ise level, trend ve mevsimsel iyileştirme katsayılarıdır. m tahmin edilen periyodu gösterirken s sezon miktarını (aylık gün sayısı, yıllık ay sayısı vb.) belirtir.

Bunlara ek olarak, hesaplamada bilinmesi gereken bazı başlangıç çözümleri de vardır (Eşitlik 6 ve Eşitlik 7)

$$S_1 = Y_1 - L_s, S_2 = Y_1 - L_s, \dots, S_s = Y_s - L_s \quad (6)$$

$$L_s = \frac{1}{s} * (Y_1 + Y_2 + \dots + Y_s) \quad (7)$$

Bu metodun, tahminin uygunluğunu ve doğruluğunu ölçmesi de önemli bir kriterdir. Hata ölçümü, Mean Absolute Percentage Error, (MAPE), Mean Absolute Deviation (MAD) and Mean Squared Deviation (MSD) kullanılarak yapılabilir. Bu hata oranları Eşitlik 8-10'daki gibi hesaplanır (Elmunim ve diğerleri, 2015):

$$\text{MAPE: } \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n |PE_t|, PE_t = \frac{Y_t - F_t}{Y_t} * 100 \quad (8)$$

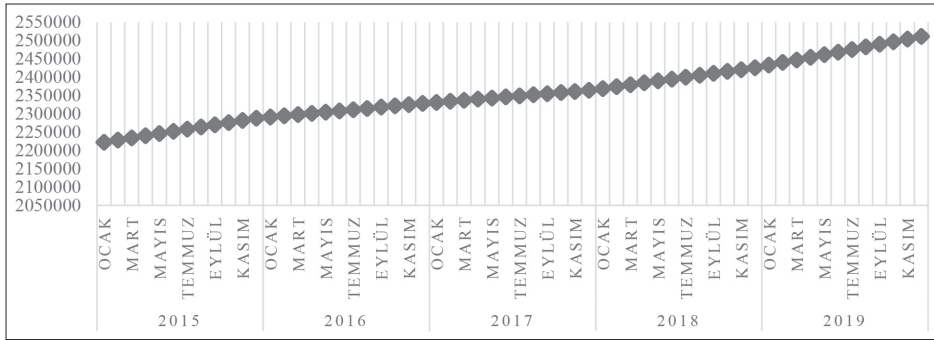
$$\text{MAD: } \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n |Y_t - F_t| \quad (9)$$

$$\text{MSD: } \frac{1}{n} * \sum_{t=1}^n (Y_t - F_t)^2 \quad (10)$$

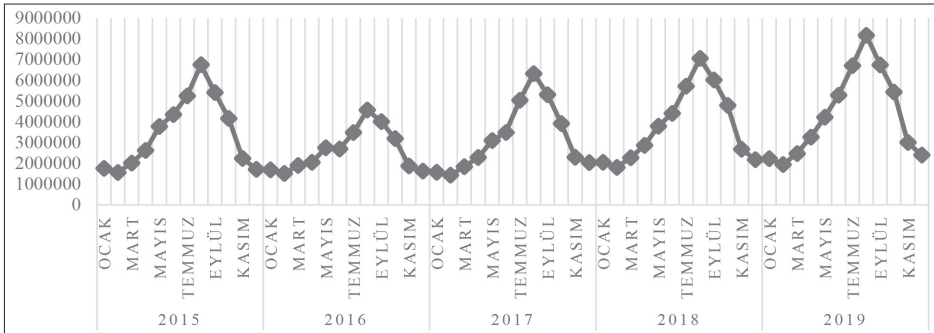
4. BULGULAR

4.1. Model 1'e Göre Elde Edilen Bulgular

2015-2019 yılları arası aylık nüfus (Şekil 5), turist sayısı (Şekil 6) ve acil servise gelen hasta verileri Şekil 2'deki gibidir. Nüfus, yıllara göre sabit bir ivmeyle yükselirken, turist sayısı yaz aylarında artış, kış aylarında ise sezonluk düşüş göstermektedir.



Şekil 5. 2015-2019 arası aylık nüfus grafiği

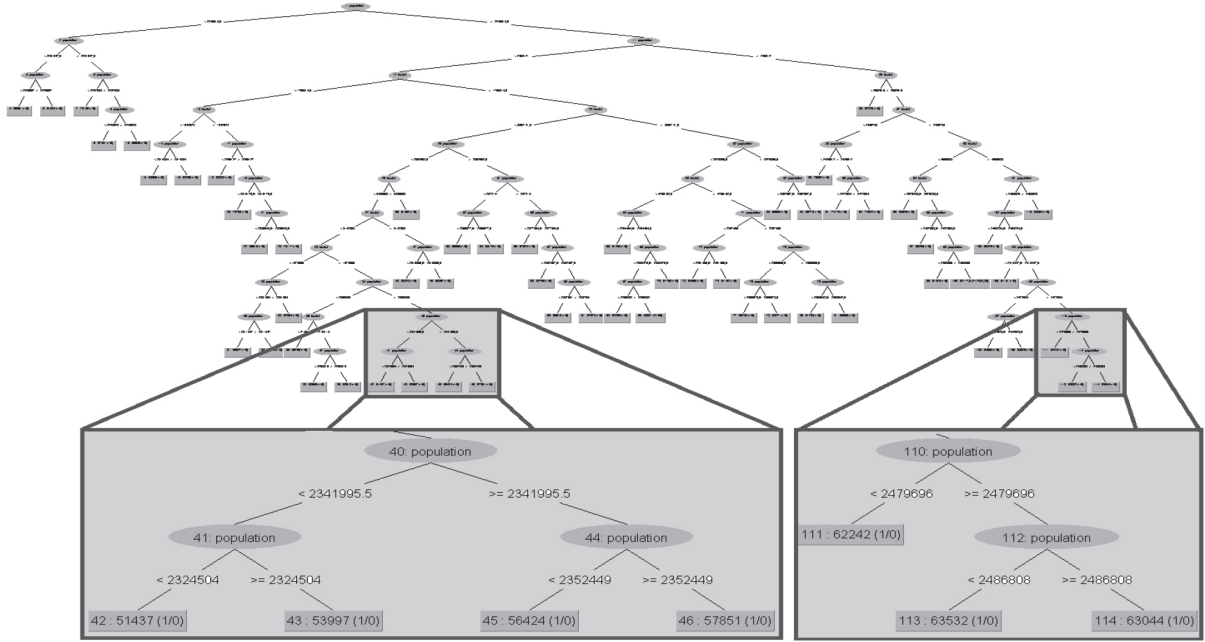


Şekil 6. 2015-2019 arası aylık turist veri grafiği

İlk önce, nüfus ve turist verileri kullanılarak Rassal Orman algoritması ile acil servise gelen hastalar arasında tahmin modeli oluşturulmuştur. Oluşturulan model, karar ağacıdır (Şekil 7). 115 düğümden oluşan karar ağacı modelinin istatistiksel sonuçları Çizelge 1'de ortaya konmuştur.

Çizelge 1. Model hata ölçüm sonuçları

İstatistik	Değer
Korelasyon katsayısı	1
Ortalama Mutlak Hata (MAE)	4,15
Kök Ortalama Kare Hatası (RMSE)	20,4949
Bağımlı Mutlak Hata (RAE)	%0,1035
Kök Bağımlı Kare Hatası (RRSE)	%0,3721

**Şekil 7. Rassal Orman Modeli karar ağacı**

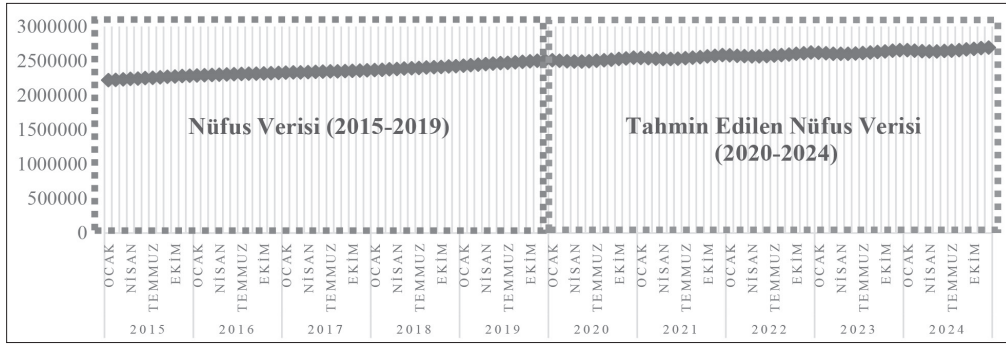
Bu sonuçlara göre, ham veri ile eğitilen model, çok az bir hata ile sonuçları tahmin edebilmektedir. Ortalama mutlak hata, toplamda 4,15'tir. Model, ham veri ile tekrar çalıştırıldığında %100 doğrulukla sonuç elde edebilmektedir. 2015-2019 yılları arasındaki nüfus, turist ve hasta sayısı verileriyle yukardaki model elde edilmiştir. 2020-2024 yılları arası hasta sayısının tahmin edilebilmesi için öncelikle nüfus ve turist verileri, karar ağacı modelinde kullanılarak 2020-2024 arası nüfus ve turist sayılarının tahmin edilmesi gerekmektedir.

Model 1'de 2020-2024 yılları arasındaki nüfus ve turist sayılarının tahmini, Holt-Winters Metodu ile tahmin edilmiştir. Bu metotta önemli olan; α (for Level), β (for Trend) ve δ (for Seasonal) parametre değerlerinin, tahmin modelinin minimum hata miktarına göre optimize edilmesidir. α , β ve δ değerleri, Excel Solver'da Minimum Sapma Karelerine (MSD) göre optimize edildiğinde bulunan sonuçlar Çizelge 2'de gösterilmiştir.

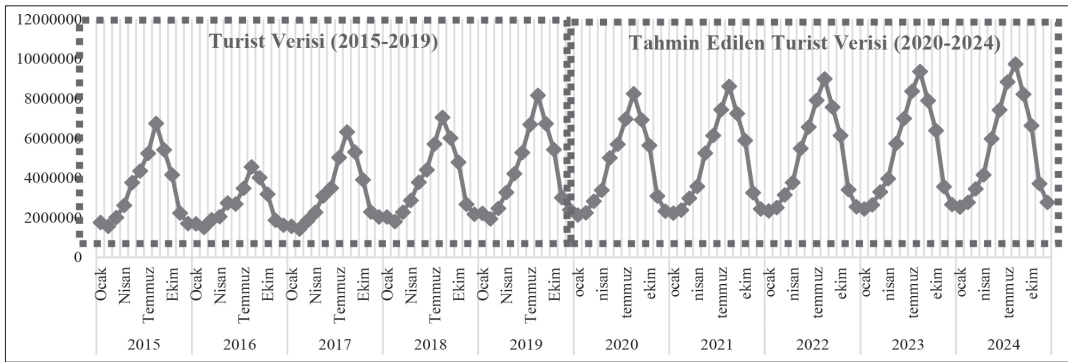
Çizelge 2. Optimize edilmiş α , β ve δ değerleri

	Nüfus Verisi için	Turist Verisi için
α	0,633997	1
β	0,020935	0,0000001
δ	1	0,0000001

Optimize edilmiş α , β ve δ değerlerine göre Holt-Winters Metodu ile tahmin yapılırsa, 2020-2024 yılları arası aylık nüfus (Şekil 8) ve turist (Şekil 9) verileri bulunur. Bu veriler hastaların Minimum Sapma Karelerine (MSD) göre bulunmuş en optimum verilerdir.



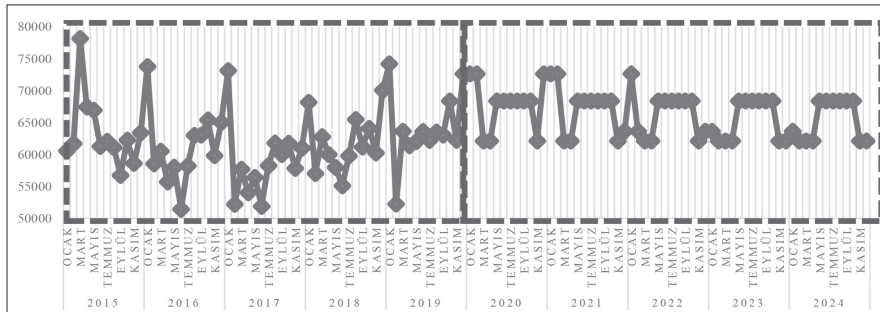
Şekil 8. 2015-2019 yılları arası nüfus verisi ve 2020-2024 yılları arası tahmin edilen nüfus verileri



Şekil 9. 2015-2019 yılları arası turist verisi ve 2020-2024 yılları arası tahmin edilen turist verileri

2020-2024 yılları arası tahmin edilen nüfus verilerine bakıldığında önceki beş yıldaki artış ivmesini koruduğu ve o çizgi üzerinde arttığı görülmektedir. Turist verilerinde ise geçmiş yıllardaki gibi mevsimsel bir iniş-çıkış gözlemlenmektedir. Aynı zamanda yıllık sabit bir ivme ile arttığı gözlemlenmektedir.

Tahmin edilmiş nüfus ve turist sayısı verileri, Rassal Orman Karar Ağacı Modeli'nde kullanılarak 2020-2024 arası hasta sayısı tahmin edilince sonuç grafiği Şekil 10'daki gibi olmaktadır.



Şekil 10. 2015-2019 yılları arası hasta sayısı ve 2020-2024 arası tahmin edilen hasta sayısı verileri

Tahmin edilen hasta verileri ile geçmiş yıllar arasındaki hasta verilerinin istatistiksel sonuçları Çizelge 3'te gösterilmiştir.

Çizelge 3. Geçmiş ve tahmin edilen yıllardaki hasta sayısı istatistikleri

İstatistik	Veri (2015-2019)	Tahmin (2020-2024)
Ortalama	61828,6	66432,2
Standart sapma	5553,7	3537,6
Örnek Varyans	30843630,4	12514360,3
Standart hata	717,0	456,7
Aralık	26743,0	10504,5
Asgari	51437,0	62117,5
Maksimum	78180,0	72622,0
Güven Düzeyi (%95,0)	1434,7	913,8

İstatistiksel sonuçlar ve grafik, tahmin edilen verinin önceki yıllara göre ortalamasının daha yüksek olduğunu fakat mevsimsel değişimin az olmasından standart sapmasının da az olduğunu göstermektedir. Hatta varyans, standart hata, aralık ve güven aralığının da önceki yıllara göre daha düşük olmasının sebebi, tahmin edilen yıllarda mevsimsel değişim aralığının düşük olmasından dolayıdır. 2020-2024 yılları arası, yıllık ortalama 4600 hastanın daha fazla geleceği tahmin edilmiştir. Bu ise aylık 383 hastanın, günlük ise 12 veya 13 hastanın daha fazla geleceğini göstermektedir.

4.2. Model 2'ye Göre Elde Edilen Bulgular

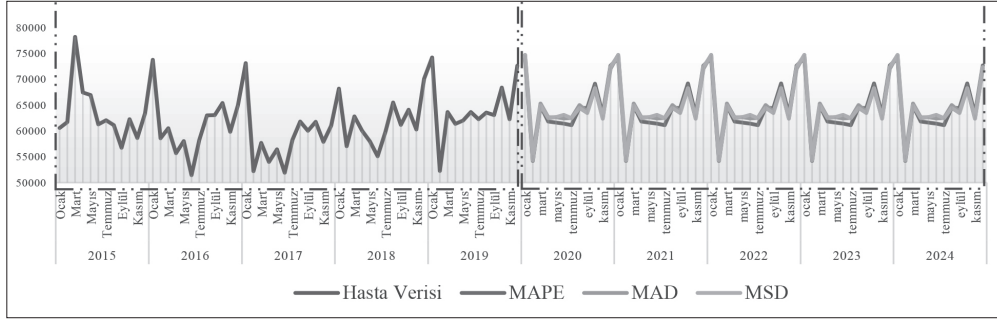
Bu modelde ise nüfus ve turist verileri kullanılmadan, sadece geçmiş yıllardaki hasta sayıları kullanılarak Holt-Winters Metodu ile 2020-2024 yılları arası hasta sayısı tahmin edilmiştir. Geçmiş beş yıl için hasta sayısı Şekil 2'deki gibidir.

Holt-Winters Metodu'nda kullanılan α , β ve δ parametreleri, tahmini etkileyen en önemli etmenlerdir. Rastgele ($\alpha=0.2$, $\beta=0.2$ ve $\delta=0.2$) bir değerle tahmini başlatıp, Mean Absolute Percentage Error (MAPE), Mean Absolute Deviation (MAD) and mean squared deviation (MSD) hata oranlarına göre ayrı ayrı optimum değerleri Excel Solver'da hesaplanmıştır.

Çizelge 4. Optimize edilmiş α , β ve δ değerleri

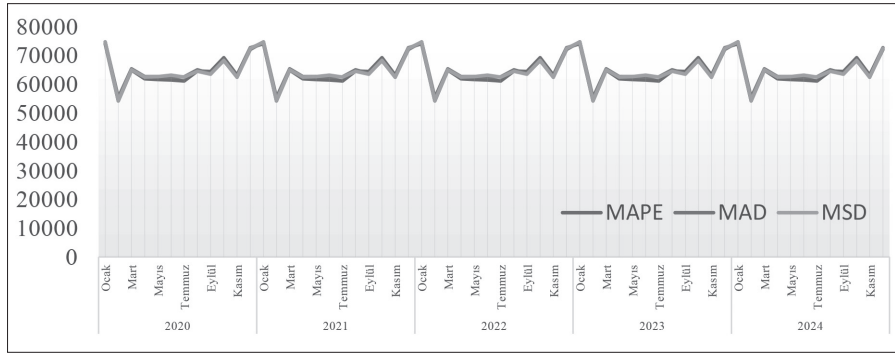
Parametre	MAPE	MAD	MSD
α	0,320203	0,118743	0,077756
β	0,0001	0,0001	0,0001
δ	0,9999	0,764167	0,874587

α , β ve δ parametrelerinin optimize edilmiş üç farklı değerine göre model çalıştırıldığında, 2020-2024 arası hasta sayısı tahmin edilmiş olur. Geçmiş veriler ve yapılan tahmin verileri aynı grafikte gösterildiğinde (Şekil 11), Holt-Winters Metodu, üç farklı hasta istatistiğine göre optimize edildiğinde mevsimsel artışın devam ettiği görülmektedir. Bu, Holt-Winters Metodu'nun δ parametresinden hesaplanan mevsimsel özelliğinden gelmektedir.



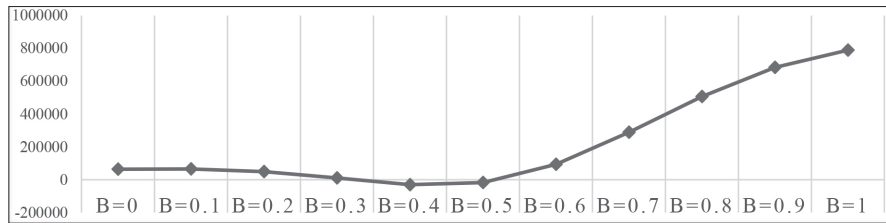
Şekil 11. 2015-2019 yılları arası hasta sayısı ve 2020-2024 yılları arası tahmin edilen hasta sayısı verileri

Tahmin edilen verilere β parametresi noktasından bakılırsa, yıllara göre eğimin sabit kalması, artışın olmaması, β parametresinin sıfıra çok yakın değer almasından dolayıdır (Şekil 11). Çünkü β parametresi, yıllık artış eğimini gösterir. MAPE, MAD ve MSD hata istatistiklerine göre Excel Solver'da optimize edilen β değeri sıfıra yakın çıktığı için tahminde böyle alınmıştır.



Şekil 12. 2020-2024 arası tahmin edilen hasta sayısı verilerine ilişkin istatistikler

Eğer bu β parametresi farklı değerlerde ($\beta = \{0,1; 0,2; 0,3; 0,4; 0,5; 0,6; 0,7; 0,8; 0,9; 1\}$) çalıştırılır ve bu değerlerin sonucunda elde edilen beş yıllık hasta sayısının yıllara göre ortalaması alınır, β parametresinin etkisi Şekil 12'deki gibi olacaktır.



Şekil 13. β değerine göre yıllık ortalama hasta sayısı

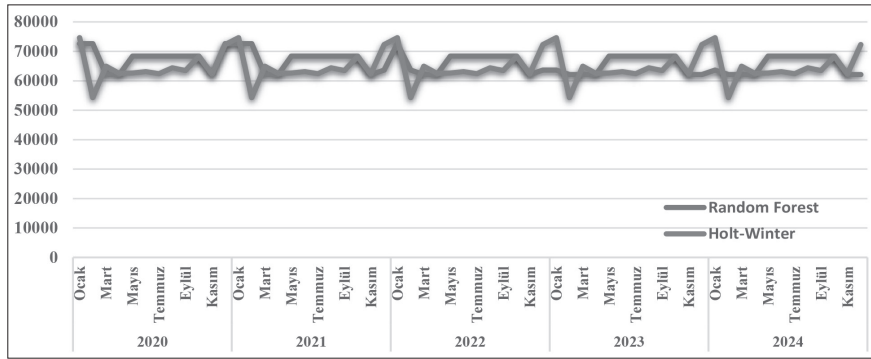
β parametresi, 0,4 değerinde minimum değeri alırken 1'e doğru giderken hasta sayısı ortalaması 1,000,000'a yaklaşır. Excel Solver'daki optimizasyon sonucuna göre çıkan β parametresinin değeri kullanarak tahmin yapılmıştır. Bu tahmin sonucunda (Şekil 13) ortaya çıkan istatistiksel sonuçlar Çizelge 5'teki gibidir.

Çizelge 5. Geçmiş ve tahmin edilen yıllardaki hasta sayısı istatistikleri

İstatistik	Veri (2015-2019)	Tahmin (2020-2024)
Ortalama	61828,6	64613,36
Standart sapma	5553,7	5060,35
Örnek Varyans	30843630,4	25607163,86
Standart hata	717,0	653,28
Aralık	26743,0	20342,62
Asgari	51437,0	54300,89
Maksimum	78180,0	74643,51
Güven Düzeyi (%95,0)	1434,7	1307,22

İstatistiksel verilere ve grafiklere (Şekil 11, Şekil 12) bakıldığında, bu model sonucunda oluşan 2020-2024 yılları arası olası hasta sayısı ortalaması, geçmiş yıllara göre daha yüksek ve geçmiş yıllardaki gibi mevsimsel bir artış göstermektedir. Standart sapmanın, aralığın (range) ve varyansın daha az olması, tahmin edilen verilerin daha düzenli ve mevsimsel olarak ortalama aynı değişime sahip olduğunu gösterir. 2020-2024 yılları arası, yıllık ortalama 3.000 hastanın daha fazla geleceği tahmin edilmiştir. Bu ise aylık 250 hastanın, günlük ise 8 veya 9 hastanın daha fazla geleceğini göstermektedir.

2020-2024 yılları arası acil servis bölümüne gelecek hasta sayısının iki farklı metoda göre tahmin grafiği şöyledir (Şekil-14):

**Şekil 14. İki farklı modele göre 2020-2024 yılları arası hasta sayısı verileri**

5. SONUÇ ve DEĞERLENDİRME

Acil servis, 24 saat kesintisiz acil tıbbi hizmetin verildiği hastanenin en yoğun ve en önemli birimlerinden birisidir. Her geçen gün acil servise hasta başvuru sayısının arttığı bilinmektedir. Bu nedenle acil servise başvuru sayısının tahmin edilmesi çok önemlidir. Bu durum hastane yöneticisine talebi karşılamak ve acil servisin doğru yönetilmesi imkânı sağlayacaktır. Böylece altyapı, tıbbi cihaz, medikal malzeme, insan kaynaklarının verimli bir şekilde kullanılarak kaliteli hizmet sunumuyla hasta memnuniyeti sağlanmış olacaktır. Sağlık sektöründe tahmin yöntemlerinin, maliyet öngörüsünden hasta sayısı tahminine ya da vaka sayısı tahmininden cihaz sayısı tahminine kadar çok farklı dallarda gelecek dönem tahmininde kullanıldığı gözlemlenmiştir.

Araştırmadan elde edilen sonuçlara göre tahmin yöntemleri kullanılarak acil servis talep tahmininin yapılabileceği sonucuna varılmıştır. Bu çalışmanın amaçlarından biri, mevsimsel hasta başvuru verilerinde Karar Ağacı Modeli'nin mi yoksa Holt-Winters Metodu'nun mu daha iyi sonuç vereceğini saptamaktır. Elde edilen bulgularda, Holt-Winters Metodu'nun mevsimsel verilere daha iyi uyum sağladığı ve karar ağacı modelinden daha elverişli olduğu görülmektedir. Bu iki farklı yaklaşımın ortak sonucu olarak günlük ortalama 10 kişinin önceki yıllara göre artış sağlamasının, önceki veriler göz önünde bulundurulduğunda doğru ve tutarlı olduğu görülmektedir.

Rassal Orman Modeli'nin, geçmiş yılların verileri gibi mevsimsellik göstermediği görülürken, yıllık ortalama hasta sayısının arttığı görülmektedir. Fakat ikinci model olan Holt-Winters çözümünde mevsimsellik görülürken, yıllık ortalama hasta sayısı artışı ise çok fazla değildir. Bu sonuçlar, programlardaki optimum parametre değerlerine göre yapılmıştır. İlk modelin sonucuna göre günlük 12 veya 13 hastanın, ikinci modelin sonucuna göre ise günlük 8 veya 9 hastanın daha fazla gelme ihtimali vardır. Geçmiş 5 yılın verisine bakıldığında günlük ortalama 171 hastanın geldiği görülmektedir. Bu artışa göre, hastane yönetimi gelecek 5 yıl için eldeki kapasite değerlendirmesini ve planlamasını yapabilir.

Çalışmada kullanılan verilere ve elde edilen sonuçlara bakıldığında, yaz aylarında mevsimsel artış gösteren turist sayısının, hastanenin acil servis birimini etkilemediği ve yaz aylarından daha çok kış aylarında acil servisin yoğun olduğu görülmektedir. Acil servis planlamasında turist sayısının alınmaması modelin daha iyi eğitilmesini sağlayabilir. Bu nedenle, ilk modelde kullanılan Rassal Orman Karar Ağacı Modeli daha etkili parametrelerle çalıştırılabilir. Yıllara göre fazla bir artış göstermeyen hasta sayısının, ikinci model ile daha doğru ve mevsimsel şekilde tahmin edilmesi, Holt-Winters Metodu'nun bu tarz tahminlerde kullanılmasının doğru olduğunu göstermektedir. Mevsimsel tahminlerde, Karar Ağacı Modeli'nin Holt-Winters Metodu'na kıyasla veriye daha az uyum sağladığı görülmektedir.

Literatürde yapılan diğer çalışmalara bakıldığında; Rassal Orman Metodu'na göre Real Time Contrasts (RTC) Yöntemi'nin başarılı bir şekilde ortaya çıkardığı bildirilmiştir (Fidan 2020). İran'da Covid-19 vaka ve ölüm sayılarını tahmin etmede MLP (çok katmanlı algılayıcılar-multilayer perceptron) ve Holt-Winters modellerinin diğer yöntemlere göre tahminlerde en düşük hataya sahip olduğu belirtilmiştir (Talkhi et al. 2021). Bazı çalışmalarda ARIMA Modeli'nin kullanılabilir verimli bir metot olduğu gösterilmiştir (Hertzum, 2017; Schweigler ve diğerleri, 2009; Sun ve diğerleri, 2009). Başka bir çalışmada; acil serviste bekleme sürelerinin analizinde LASSO, Ridge Regresyon, OLS (ordinary least square) ve Rassal Orman yöntemlerinin en doğru tahmini yaptığı belirtilmiştir (Pak ve diğerleri, 2021). Yiğit (2016) tarafından yapılan çalışmada gelecek dönemler için beklenen serum seti tüketiminin tahmini yapılmıştır. Çalışmada talep tahmin yöntemlerinden hareketli ortalama, üstel düzeltme, Holt-Winters ve doğrusal regresyon tahmin yöntemleri kullanılmıştır. Araştırma sonucunda serum seti için en uygun tahmin yönteminin toplamsal Winters yöntemi olduğu belirtilmiştir (Yiğit, 2016). Irmak ve diğerleri (2012) yaptıkları çalışmada Winters Additive Üstel Düzgünleştirme Modeli'nin diğer modellere göre gerçekleşen değerlere en yakın tahminleri ürettiği belirtmiştir. Bu çalışmada da acil servis hasta talep tahmininde Holt-Winters Metodu'nun daha uygun olduğu görülmüştür.

Çalışmada elde edilen sonuçlardan biri de acil servise başvuran hasta sayısını turist sayısının etkilemediğinin elde edilmesidir. Bunun çalışmanın yapıldığı hastanenin bir kamu hastanesi olmasından kaynaklandığı yalnızca sağlık turizmüne odaklanmadığı söylenebilir. Eğitim araştırma hastanesi olması, bölgenin altyapı, tıbbi cihaz ve alanında uzman hekim kadrosu nedeniyle geniş kitleye hizmet vermektedir.

Bu araştırmanın kısıtlılığı, yalnızca üçüncü basamak sağlık hizmeti veren kamu hastanesi olmasıdır. Ancak bu çalışmadaki talep artışı il genelindeki ve Türkiye'deki hastanelerde de aynı olacağı sonucu çıkartılamaz. Bu nedenle veriler genellenemez. Bu veriler ışığında gelecek çalışmalarda Antalya ilindeki kamu ve özel hastaneleri kapsayan hem acil servis hem de ayaktan başvuran hasta sayısını tahmin etmeye yönelik çalışmalar yapılabilir. Bu çalışmada Rassal Orman ve Holt-Winters metotları kullanılmıştır. Gelecekte yapılacak çalışmalara kalitatif ve kantitatif tahmin yöntemleri kullanılarak karşılaştırma yapılabilir.

Gelecekte yapılacak çalışmalarda; farklı makine öğrenme modelleri kullanılabilir, çok merkezli çalışmalar planlanarak ulaşılan sonuçların genellenebilir olması hedeflenebilir. Ayrıca genel ve branş bazlı ayaktan başvuran hasta ve yatan hasta sayıları, hasta bekleme süreleri, kullanılan tıbbi malzeme ve sarf malzemeleri konularında da söz konusu modeller kullanılarak tahminler yapıp, daha verimli ve kaliteli sağlık hizmeti verilmesi konusunda faydalı olacağı düşünülmektedir.

Sonuç olarak acil servisler, hastanelerde ilk müdahalelerin yapıldığı, yılın her döneminde ve günün her saatinde oldukça yoğun olan, hastanın gerekirse diğer kliniklere yatışının yapıldığı veya tedavi sonrası

taburcu edildiđi birimlerdir. Hastane yneticileri, en az hata ile yapılan talep tahminiyle kaynakların dođru ve verimli kullanılmasını planlayabileceklerdir. Kantitatif tahmin yntemlerinin sađlık hizmetleri alanında aktif olarak kullanılması, karar verme noktasında hastane yneticilerine yardımcı karar destek sistemi olacaktır. Bu arařtırmanın, acil servis hizmetlerinin planlanması srecinde tahmin etmede kullanılacak alternatif bir model sunuyor olması sebebi ile hem ilgili literatre katkı sađlayacađı hem de hastane yneticilerine yol gstereceđi dřnlmektedir.

KAYNAKÇA

- AFILAL, M., YALAOUI, F., DUGARDIN, F., AMODEO, L., LAPLANCHE, D. ve BLUA, P. (2016), **Forecasting the Emergency Department Patients Flow**, Journal of Medical Systems, 40 (175), 1-18.
- ALAN, M. A. (2019), **Tıbbi Veriler Üzerinde Birliktelik Kuralları Madenciliği**, Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 20 (1), 410-419.
- BAYKAL, A. (2006), **Veri Madenciliği Uygulama Alanları**, Dicle Üniversitesi Ziya Gökalp Eğitim Fakültesi Dergisi, 7, 95-107.
- BİRCAN, H. ve ÇAM, S. (2016), **Veri Madenciliğinde Kümeleme Analizi ve Sağlık Sektöründe Bir Uygulama**, Cumhuriyet Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Dergisi, 17 (2), 85-96.
- BUCZAK, A. L., BAUGHER, B., GUVEN, E., RAMAC-THOMAS, L. C., ELBERT, Y., BABİN, S. M., ve LEWIS, S. H. (2015). **Fuzzy Association Rule Mining and Classification for the Prediction of Malaria in South Korea**, BMC Medical Informatics and Decision Making, 2015, 15-47.
- COSTER, A., ERICKSON, P. ve FOSTER, J. (2003), **Monitoring the Ionosphere with GPS: Space Weather**, The Institute of Navigation's National Technical Meeting, California, Anaheim, (Erişim Tarihi: 10.03.2020).
- DANG, H. S, HUANG, Y. F., WANG, C. N. ve NGUYEN, T. M. T. (2016), **An Application of the Short-Term Forecasting with Limited Data in the Healthcare Traveling Industry**, Sustainability, 8 (1037), 1-14.
- DEASY, J., ROCHETEAU, E, KOHLER, K., STUBBS, D. J., BARBIERO, P., CRESHAM, M., LİO, P., ERCOLE, A. (2020), **Forecasting Ultra-Early Intensive Care Strain from COVID-19 in England**, DOI: <https://doi.org/10.1101/2020.03.19.20039057>.
- ELMUNIM, N. A., ABDULLAH, M., HASBI, A. M. ve BAHARI, S. A. (2015), **Comparison of Statistical Holt-Winters Models for Forecasting the Ionospheric Delay Using GPS Observations**, Indian Journal of Radio and Space Physics, 44 (1), 28-34.
- FIDAN, H. 2020, **Random Forest (Rastgele Orman) Algoritması Temelli Süreç İzleme Yönteminin Ambulatuvar Kan Basıncı İzlemede Hipertansiyonun Erken Tanısı İçin Kullanımı**, Yayımlanmış Yüksek Lisans Tezi, Sıtkı Koçman Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Muğla.
- GELPER, S., FRIED, R. ve CROUX, C. (2010), **Robust Forecasting with Exponential and Holt-Winters Smoothing**, Journal of Forecasting, 29 (3), 285-300.
- HAN, J. W., KAMBER, M. ve PEI, J. (2012), **Data Mining: Concepts and Techniques**, 3rd Edition, Elsevier Inc., Waltham.
- HERTZUM, M. (2017), **Forecasting Hourly Patient Visits in the Emergency Department to Counteract Crowding**, The Ergonomics Open Journal, 10, 1-13.
- HOOT, N. R., LEBLANC, L. J., JONES, I., LEVIN, S. R., ZHOU, C., GADD, C. S. ve ARONSKY, D. (2008), **Forecasting Emergency Department Crowding: A Discrete Event Simulation**, Annals of Emergency Medicine, 2, 116-25.
- IRMAK, S., KÖKSAL, C. D. ve ASILKAN, Ö. (2012), **Hastanelerin Gelecekteki Hasta Yöntemleri ile Tahmin Edilmesi Yoğunluklarının Veri Madenciliği**, Uluslararası Alanya İşletme Fakültesi Dergisi, 4 (1), 101-14.
- JALALPOUR, M., GEL, Y. ve LEVIN, S. (2015), **Forecasting Demand for Health Services: Development of a Publicly Available Toolbox**, Operations Research for Health Care, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.orhc.2015.03.001>.
- KARABULUT, D. 2021, **Hastane Bilgi Yönetim Sistemlerinde Veri Madenciliği: Hasta Profil Tahmini**, Yayımlanmış Yüksek Lisans Tezi, Karabük Üniversitesi, Lisansüstü Eğitim Enstitüsü, Karabük.
- KAVUNCUBAŞI, Ş. ve YILDIRIM, S. (2015), **Hastane ve Sağlık Kurumları Yönetimi**, 4. Baskı, Siyasal Kitapevi, Ankara.
- KOCADAĞ D. ve ŞAHİN, S. (2020), **Sağlık Sektöründe Talep Tahmini Üzerine Literatür Araştırması**, Düzce Üniversitesi Sosyal Bilimler Dergisi 10 (1), 99-113.
- KOYUNCUGİL, A. S. ve ÖZGÜLBAŞ, N. (2009), **Veri Madenciliği: Tıp ve Sağlık Hizmetlerinde Kullanımı ve Uygulamaları**, Bilişim Teknolojileri Dergisi, 2 (2), 21-32.
- LUCINI, F. R., FOGLIATTO, F. S., SILVEIRA, G. J. C., NEYELOFF, J., ANZANELLO, M. J., KUCHENBECKER, R. D. S. ve SCHAAN, B. D. (2017), **Text Mining Approach to Predict Hospital Admissions Using Early Medical Records from the Emergency Department**, International Journal of Medical Informatics, DOI: <http://dx.doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2017.01.001>.

- ÖZDAĞOĞLU, A., YALÇINKAYA, Ö. ve ÖZDAĞOĞLU, G. (2009), **Ege Bölgesi'ndeki Bir Araştırma ve Uygulama Hastanesinin Acil Hasta Verilerinin Simüle Edilerek Analizi**, İstanbul Ticaret Fen Bilimleri Dergisi, 8 (16), 61-73.
- ÖZEKES, S. (2003), **Veri Madenciliği Modelleri ve Uygulama Alanları**, İstanbul Ticaret Üniversitesi Dergisi, 3, 65-82.
- PAK, A., GANNON, B., STAİB, A. (2021), **International Journal of Medical Informatics Predicting Waiting Time to Treatment for Emergency Department Patients**, International Journal of Medical Informatics, 145, 104303, DOI: <https://doi.org/10.1016/j.ijmedinf.2020.104303>.
- PANDA, M. (2020), **Application of ARIMA and Holt-Winters Forecasting Model to Predict the Spreading of COVID-19 for India and Its States**, medRxiv, DOI: <https://doi.org/10.1101/2020.07.14.20153908>
- RESMİ GAZETE, (2000), **Acil Sağlık Hizmetleri Yönetmeliği**, Sayı: 24046, (Erişim Tarihi: 11.05.2020).
- SARIYER, G. (2018), **Acil Servislerde Talebin Zaman Serileri Modelleri ile Tahmin Edilmesi**, Uluslararası Mühendislik Araştırma ve Geliştirme Dergisi, 10 (1), 66-77.
- SAĞLIK BAKANLIĞI (SB), (2018), **İstatistik, Analiz, Raporlama ve Stratejik Yönetim Dairesi Başkanlığı Sağlık Göstergeleri**, Mayıs 2018.
- SCHWEIGLER, L. M., DESMOND, J. S., MCCARTHY, M. L., BUKOWSKI, K. J., IONIDES, E. L. ve YOUNGER, J. G. (2009), **Forecasting Models of Emergency Department**, Society for Academic Emergency Medicine, 301-308.
- SOLANKI, A., SINGH, T. 2021, **COVID-19 Epidemic Analysis and Prediction Using Machine Learning Algorithms**, In Emerging Technologies for Battling Covid-19, ed. Anand Al-Turjman, Fadi, Devi, V. Ajantha, Nayyar, 57-78.
- SÖYLER, H. ve KOÇ, A. (2014), **Bir Kamu Hastanesi İçin Acil Servis Simülasyonu ve Veri Zarflama Analizi ile Etkinlik Ölçümü**, Aksaray Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi, 6 (2), 115-132.
- SÜLEKLİ, H. E. (2019), **Yoğun Bakım Ünitelerinde Yatan Hastalara İlişkin Mortalite ve Yatış Süresine Etki Eden Faktörlerin Veri Madenciliği Yöntemleri ile İncelenmesi**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Hacettepe Üniversitesi, Sağlık Bilimleri Enstitüsü, Ankara.
- SUN, Y., HENG, B. H., SEOW, Y. T. ve SEOW, E. (2009), **Forecasting Daily Attendances at an Emergency Department to Aid Resource Planning**, BMC Emergency Medicine, 9 (1), 1-9.
- TALKHI, N., NARGES A. F., ATAEL, Z., ve NOOGHABI, M. J. (2021), **Modeling and Forecasting Number of Confirmed and Death Caused COVID-19 in Iran: A Comparison of Time Series Forecasting Methods**, Biomedical Signal Processing and Control, 66, 102494.
- TAN, P. N., STEINBACH, M. ve KUMAR, V. (2005), **Cluster Analysis in School Psychology: An Example**, Pearson Education, Boston.
- VERMA, A.K., PAL, S., KUMAR, S. (2019), **Classification of Skin Disease Using Ensemble Data Mining Techniques**, Asian Pac J Cancer Prev. 20 (6), 1887-1894.
- WARGON, M., GUIDET, B., HOANG, T. D. ve HEJBLUM, G. (2009), **A Systematic Review of Models for Forecasting the Number of Emergency Department Visits**, Emergency Medicine Journal, 26, 395-399.
- YALÇIN, L. (2019), **Sağlık Sektöründe Veri Madenciliği**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Milli Savunma Üniversitesi, Hezarfen Havacılık ve Uzay Teknolojileri Enstitüsü, İstanbul.
- YALÇIN, M. (2009), **Acil Servis Hizmetlerinin Simülasyonu: Karşıyaka Devlet Hastanesi Uygulaması**, Yüksek Lisans Tezi, Dokuz Eylül Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İzmir.
- YETGİNLER, B. (2019), **Rahim Ağız Kanserinin Veri Madenciliği Yöntemleri ile Sınıflandırılması**, Yayınlanmış Yüksek Lisans Tezi, Kırıkkale Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, Kırıkkale.
- YİĞİT, V. (2016), **Hastanelerde Tıbbi Malzeme Talep Tahmini: Serum Seti Tüketimi Üzerinde Örnek Bir Uygulama**, MANAS Sosyal Araştırmalar Dergisi 5 (4), 207-222.