

Telepazarlama Çağrılarının Başarısını Tahmin Etmek Üzere Veriye Dayalı Bir Yaklaşım

Özge CÖMERT¹, Mesut TOĞAÇAR²

ÖZET

Amaç: Telepazarlama, telefon aracılığı ile satış yapmak üzere kullanılan pazarlama yöntemlerinden biridir ve günümüzde yaygın olarak kullanılmaktadır. Bu çalışma, bankaların uzun vadeli mevduatlarını telefon aracılığıyla satmak için kullandıkları telepazarlama çağrılarının başarısını tahmin etmek amacıyla hesaplamalı bir model önermektedir.

Yöntem: Toplamda 45.211 adet telepazarlama çağrısı 16 öznelikle birlikte dikkate alınmıştır. Veriler %70 eğitim ve %30 test veri seti olmak üzere iki ayrı sete ayrılmıştır. Model için k -en yakın komşu (k -EK) makine öğrenmesi kullanılmış ve ilgili modelin hiperparametrelerinin Bayes optimizasyon yöntemi ile otomatik olarak belirlenmesi sağlanmıştır.

Bulgular: Gerçekleştirilen analizler sonucunda; %94,68 doğruluk, %62,96 hassasiyet ve %99,01 özgüllük değeri elde edilmiştir. Önerilen hesaplamalı yöntem sayesinde daha başarılı telepazarlama aramalarının yapılması sağlanarak, uzaktan satış oranının artırılması ve amaca yönelik olarak daha uygun potansiyel müşterilerin saptanması sağlanabilir.

Özgünlük: Bu çalışma kapsamında k -EK algoritmasına ve hesaplamalı modelin yapılandırılması için Bayes algoritmasına odaklanılmıştır. Literatürde benzer çalışmalarda manuel olarak belirlen hiperparametre değerlerinin mevcut çalışma kapsamında otomatik olarak saptanması sağlanmıştır. Sonuç olarak, telepazarlama alanında kullanılabilecek yeni bir hesaplamalı model önerisi gerçekleştirilmiş ve ümit verici sonuçlar elde edilmiştir.

Anahtar Kelimeler: Telepazarlama, Karar Destek Sistemi, Sınıflandırma, k -En Yakın Komşu Algoritması.

JEL Kodları: C8, M3, C11.

A Data-Driven Approach Estimating the Success of Telemarketing Calls

ABSTRACT

Purpose: Telemarketing is one of the marketing methods commonly used for sales over the phone and is widely employed today. This study aims to propose a computational model to predict the success of telemarketing calls used by banks to sell long-term deposits over the phone.

Methodology: A total of 45,211 telemarketing calls, along with 16 features, were considered. The data was divided into two separate sets: a 70% training set and a 30% test set. The k -Nearest Neighbors (k -NN) machine learning algorithm was utilized for the model, and the hyperparameters of the relevant model were automatically determined through Bayesian optimization.

Findings: As a result of the conducted analyses, an accuracy rate of 94.68%, precision of 62.96%, and specificity of 99.01% were achieved. The proposed computational method enables more successful telemarketing calls, leading to an increase in remote sales rates and the identification of more suitable potential customers for the purpose.

Originality: Within the scope of this study, the focus has been on the k -NN algorithm and the use of the Bayesian algorithm to configure the computational model. In contrast to similar studies in the literature where hyperparameter values were manually determined, this study has ensured the automatic determination of hyperparameter values within its scope. As a result, a novel computational model proposal for telemarketing has been presented, yielding promising results.

Anahtar Kelimeler: Telemarketing, Decision Support System, Classification, k -Nearest Neighbor Algorithm.

JEL Codes: C8, M3, C11.

¹ Öğr. Gör., Samsun Üniversitesi, Teknik Bilimler Meslek Yüksekokulu, Samsun, Türkiye, ozge.comert@samsun.edu.tr, ORCID: 0000-0001-7419-1848 (Sorumlu Yazar- Corresponding Author).

² Doç. Dr., Fırat Üniversitesi, İktisadi İdari Bilimler Fakültesi, Yönetim Bilişim Sistemleri Anabilim Dalı, Elazığ, Türkiye, mtogacar@firat.edu.tr, ORCID: 0000-0002-8264-3899.

DOI: 10.51551/verimlilik.1136023

Araştırma Makalesi / Research Article | Geliş Tarihi / Submitted Date: 26.06.2022 | Kabul Tarihi / Accepted Date: 22.09.2023

Atıf: Cömert, Ö. ve Toğaçar, M. (2023). "Telepazarlama Çağrılarının Başarısını Tahmin Etmek Üzere Veriye Dayalı Bir Yaklaşım", *Verimlilik Dergisi*, 57(4), 735-746.

EXTENDED ABSTRACT

Telemarketing, a widely employed marketing method, involves selling products or services through telephone communication. This study introduces a computational model aimed at predicting the success of telemarketing calls used by banks to promote long-term deposits over the phone.

In this research, our focus centers on an open-access database containing 45,211 telemarketing calls described by 16 distinct features. We particularly emphasize the application of the k-nearest neighbors (k-NN) algorithm, a prominent machine learning approach, to extract valuable insights from this dataset. We adhere to the conventional steps for training a machine learning model, commencing with the division of the dataset into two segments: the training and test sets. Herein, we allocate 70% of the complete dataset for training purposes, reserving the remaining 30% for testing. Employing the k-NN machine learning model and harnessing the Bayes optimization method for the automatic determination of relevant hyperparameters, we attain a generalized performance, yielding an acceptable model.

Experimental trials were executed on a high-performance workstation equipped with an Intel® Xeon® Gold 6132 @2.60 processor and 64 GB of memory, utilizing MATLAB (2019a) for model training and testing. To assess the proposed model's performance, we initially utilize a confusion matrix. This matrix serves to establish the alignment between the model's predictions and actual values, subsequently allowing for the derivation of common metrics like accuracy, precision, and specificity.

During the optimization process, the test dataset remains untouched. Cross-validation, employing five folds, is conducted on the training set. Initially, the training set is partitioned into five equal subsets, and within each of the five cycles, four of these subsets are designated for training while the remaining one serves as the test set. As a result, the most efficient results are achieved with a k-value of 26 and the utilization of the Cityblock distance function. These parameters, determined through the Bayesian optimization algorithm, are then employed for model training, subsequently yielding performance metrics on the test dataset.

The overall accuracy performance stands at 94.68%, which is remarkably close to the desired outcome of near perfection, indicating significant promise. The combination of accuracy and error values provides a comprehensive assessment of model integrity, with the error value registering at 0.0532.

Furthermore, it is crucial to interpret precision (0.6296) and specificity (0.9901) metrics. These metrics indicate that the system does not equally distinguish between positive and negative cases, particularly in scenarios where dataset classes are unevenly distributed. In such cases, the F1 score metric becomes a valuable addition to the evaluation, offering a more precise assessment of the model's generalization performance. In this context, the F1 score attains a value of 0.7398. These evaluations facilitate a comprehensive appraisal of the model's performance, aiding in the identification of strengths and areas necessitating improvement.

In summary, the analysis conducted yields an impressive 94.68% accuracy, 62.96% precision, and 99.01% specificity. The proposed computational approach not only paves the way for more successful telemarketing calls but also contributes to increasing remote sales rates and identifying more suitable potential customers for targeted purposes.

This study predominantly focuses on the k-nearest neighbors (k-NN) algorithm and the Bayesian optimization algorithm for configuring the computational model. Distinguishing itself from similar studies in the literature that manually determined hyperparameter values, this research automates the process, culminating in a novel computational model proposal for telemarketing with promising results.

1. GİRİŞ

Hızla evrilen ve gelişen dünyada, tüketici davranışları da değişim göstermektedir. Tüketicilerin değişen profilleri karşısında, tüketiciye yönelik etkili pazarlama yöntemleri ve araçları sürekli bir şekilde yenilenmekte ve geliştirilmektedir. Özellikle son yıllarda yükselen eğilimlerle birlikte, işletmelerin tutundurma faaliyetleri üzerine daha fazla odaklandığı gözlemlenmektedir. Bu nedenle, işletmeler özellikle telepazarlama gibi doğrudan pazarlama yöntemlerini tercih etmekte ve bu yöntemleri sıklıkla kullanmaktadır. Uluslararası pazarda doğrudan pazarlamayı benimseyen işletme sayısında 1990'lı yıllardan sonra ciddi bir artış gözlenmiştir. Bu artışa uyum sağlayabilen işletmeler, değişimleri hızla benimsemeye ve uyum göstermeye çalışmaktadırlar (Gelibolu ve Özsoy, 2013).

Firmalar kullandıkları tutundurma aracının türüne göre kitlesel ya da kişisel araçlardan birini tercih etmektedir. Kitlesel araçlar sıklıkla kitlesel pazarlama yöntemi içerisinde kullanılmakta iken kişisel araçlardan daha çok doğrudan pazarlama yöntemi içerisinde faydalanılmaktadır. Kişisel teknolojik araçların son yıllarda gittikçe artan kullanımı ile birlikte bir doğrudan pazarlama yöntemi olarak telepazarlama firmalar tarafından daha sık kullanılır hale gelmiştir. İşletmeler artık müşterilerine birebir iletişim kurarak doğrudan pazarlama imkânı sunmak istemektedir. Doğrudan Pazarlama Birliği (Direct Marketing Association) tarafından ise doğrudan pazarlama potansiyel ve mevcut müşterilerle iletişim kurmak için kişiselleştirilmiş mesajlar kullanan pazarlama iletişimi biçimi olarak ifade edilmiştir (Aytaç ve Bilge, 2013). Doğrudan pazarlamanın en büyük özelliği ölçülebilir ve herhangi bir yerde (evde, işte vb.) gerçekleştirilebilir olmasıdır. Doğrudan pazarlamanın temel hedefi, potansiyel müşterileriyle düşük maliyetli ve birebir bir ilişki kurarak mevcut müşteri profilini oluşturmaktır. Böylelikle potansiyel müşteri profilleri belirlenmiş olur. Aynı zamanda gelecekteki müşteri profilleri de tahmin edilebilir (Dolgun ve Ersel, 2014).

Doğrudan pazarlama yöntemi ile müşterilerle SMS, MMS, video, viral reklam vb. araçlarla iletişim kurulmaktadır. Bu yöntem ile düşük maliyet ile hedef kitleye hızlı ve kolayca ulaşım sağlanmaktadır. Özellikle bankacılık sektöründe doğrudan pazarlama yöntemlerinden biri olan telepazarlama yoğun olarak tercih edilmektedir. Çünkü değişen koşullardan etkilenen hedef kitleye bankaların ulaşım biçimlerinde de değişim gerekli olmuştur. Bu nedenle bankalar müşterilerine geleneksel yöntemlerle ulaşmak yerine yeni iletişim yöntemlerinden biri olan telepazarlama yöntemi ile de ulaşım sağlamaktadır. Telepazarlama iki kategoride ele alınmaktadır. Müşterilerden gelen çağrılar için gelen (veya içe doğru) telepazarlama, müşterilere yaptıkları çağrılarda ise giden (veya dışa doğru) telepazarlama şeklindedir (Kara ve Hacıhasanoğlu, 2015).

Telepazarlama genel anlamda; yeni tüketicileri çekme, mevcut olan müşterilerin sorularına yanıt verme veya sipariş alarak hizmet sağlamak amacıyla telefonların ve çağrı merkezlerinin kullanımı olarak tanımlanmaktadır (Aytaç ve Bilge, 2013). Özellikle günümüzde hizmet sektöründe çağrı merkezleri yoğun bir şekilde kullanılmaktadır. Çünkü yüz yüze iletişime göre daha ucuzdur. Bundan dolayı tüm bankalar çağrı merkezleri kurmaktadır. Çağrı merkezleri bankalara müşteri memnuniyeti, tatmini ve sadakati gibi fırsatlar sağlarken diğer yandan müşterilere de istedikleri yerden telefon aracılığıyla bankacılık faaliyetlerini yapabileme, 24 saat hizmet veren çağrı merkezleri ile mesai saatleri dışında da hizmet alabilme ve alacakları hizmet hakkında daha detaylı bilgi edinme gibi avantajlar sağlamaktadır (Aytaç, 2013). Tüm dünyada teknolojinin hızla ilerlemesine paralel olarak bankalar rekabet üstünlüğü sağlamak amacıyla pazarlama sektörüne yatırımlar yapmaya başlamıştır. Hemen hemen bütün sektörlerde pazarlamanın önem kazanmasıyla bankalarda pazarlama stratejilerini gözden geçirerek ileri teknolojiden faydalanarak yeni pazarlama stratejileri geliştirmişlerdir. Bu faaliyetlerinin başında müşterilerin bankaya 7/24 ve her yerden ulaşabilmelerini sağlayabilmek gelmektedir (Balsöz, 2004).

Tüm dünyada çağrı merkezi uygulamasına geçen ilk sektörlerden biri finans sektörü olmuştur. Çağrı merkezinin en yaygın kullanıldığı alan ise bankacılıktır. Bankalar çağrı merkezlerini kar merkezi olarak tanımlamaktadırlar (Zengin, 2010). Çünkü çağrı merkezleri hem satışları desteklemekte hem de farklı profillere sahip müşteri bilgilerini toplayarak bu toplanan verilerle farklı gruplardaki müşterilere ulaşma imkânı sağlamaktadır (Sarıyer, 2007).

Bu çalışmanın ana hedefi, bankaların uzun vadeli mevduatlarını telefon aracılığıyla satma konusundaki telemarketing çağrılarının başarısını artırmaktır. Bu amaç doğrultusunda, zaman ve iş gücü açısından verimliliği artırmak için makine öğrenmesi algoritmalarına dayalı hesaplamalı bir model önerisinin sunulması hedeflenmektedir. Bu ana hedef doğrultusunda, yapılandırılmış müşteri verilerini temel alan bir modelleme çalışması gerçekleştirilmiştir. Temel amaç, telemarketing çağrılarında olumlu yanıt verebilecek potansiyel müşterileri belirlemek ve bu amaçla yapılan çağrılarının olumlu sonuçlanma oranını yükseltmektir. Bu çalışmanın özgün yönü, modelle ilgili hiperparametrelerin literatürdeki benzer çalışmalardan farklı olarak manuel olarak veya deneme-yanılma yöntemleriyle belirlenmek yerine Bayes optimizasyon algoritmasıyla belirlenmesidir.

2. LİTERATÜR ARAŞTIRMASI

Bilgi ve iletişim teknolojilerindeki gelişim pazarlamanın da dinamiklerini değiştirmiştir. Geleneksel pazarlama yöntemlerinin yerini yenilikçi teknolojilerle güncellenen yeni pazarlama yöntemlerinin aldığı gözlemlenmektedir. Sürekli değişen ve gelişen ürün ve hizmet çeşitleri arasında tüketicilerin ihtiyaçları da değişkenlik göstermektedir. Bu değişim eğiliminde yetişebilmek için pazarlama araçları da sürekli güncellenmek durumundadır. Geleneksel pazarlama araçlarının yerini yapay zekâ teknolojileriyle güncellenen yeni pazarlama araçlarının aldığı görülmektedir. Gelişen teknolojileriyle birlikte işletmeler müşterilerinden elde etmek istedikleri bilgileri kolayca toplayıp, saklamakta ve değer üretmek üzere müşteri verileri yasal izinler dahilinde işlenmektedir. Özellikle son dönemlerde elektronik ticarete artan ilgi işletmeleri harekete geçirmiştir. Müşterileri ile etkin bir iletişim kurarak çevrimiçi alışveriş ortamı sunan işletmeler, performanslarını bu yolla artırmayı hedeflemektedir. Hem işletmelerin hem de müşterilerin bu dönüşüme kolayca uyum sağladıkları görülmektedir (Akın, 2008).

Literatürde doğrudan pazarlamanın farklı tanımları yapılmaktadır. Doğrudan pazarlama günümüzdeki en hızlı gelişen sektörlerden biri olarak değerlendirilmektedir. Doğrudan pazarlamada firmalar müşteriye doğrudan ulaşarak etkileşimli bir iletişim sağlamaktadır. Anında sonuç alınabilmesi doğrudan pazarlamanın etkileşimli bir pazarlama sistemi olduğunu kanıtlamaktadır. Doğrudan pazarlamanın bu yönü iki farklı şekilde tanımlanmasına neden olmuştur. Bir grup doğrudan pazarlamayı verimliliği ve kar oranlarını artırmak için geleneksel dağıtım kanallarına ilave bir yöntem olarak görmekte iken; diğer grup ise ticaretin başlıca aracı olarak görmektedir. Doğrudan pazarlamanın birçok farklı tanımı yapılmasının nedeni doğrudan pazarlamanın farklı özelliklere sahip olmasıdır. Tam olarak doğrudan pazarlama tüm tüketicilerin pazarlama faaliyetlerinin hepsine doğrudan tepki gösterebileceği ve cevap verebileceği biçimde tanımlanabilir (Yılmaz, 2021).

Geleneksel pazarlama yöntemlerinin yerini alan doğrudan pazarlama, dünyadaki hızlı değişime kolayca ayak uydurabilmektedir. Geleneksel pazarlama yöntemleri ile alışveriş yapmak çeşitli zorluklar içerir. Doğrudan pazarlama, modern dünyanın değişen yaşam koşulları, kentlerin yapısı, nüfus artışı gibi zorlaşan hayat koşullarına daha kolay uyum sağlayarak alışveriş yapmayı kolaylaştırmaktadır. Küreselleşmenin kaldırdığı sınırlara ilaveten teknolojinin gelişmesi ile birlikte insanların kolayca ve kısa sürede alışveriş yapabilmesi doğrudan pazarlamaya olan rağbetin neden arttığını açıklamaktadır. Diğer yandan toplumdaki sosyo-kültürel değişimler, özellikle eğitim ve gelir seviyesinin artması, kadının iş yaşamında daha fazla rol alması ve tüketici profillerinin sahip oldukları olanakların gittikçe iyileşmesi sonucunda doğrudan pazarlamanın yaygınlaştığı görülmektedir. Doğrudan pazarlama, son 20 yılda dünyada en hızlı gelişen pazarlama faaliyetleri arasında ilk sıradadır (Chopra ve diğerleri, 2023).

Telepazarlama, doğrudan pazarlamanın bir parçası olarak değerlendirilen bir yöntemdir. Bu yaklaşım, potansiyel müşterilerle telefon, faks ve internet gibi telekomünikasyon araçları vasıtasıyla iletişim kurmayı, nitelikli iletişim sağlamayı ve ürün ile hizmetlerin satışını gerçekleştirmeyi amaçlar. Telefonla pazarlama, potansiyel satış fırsatları oluşturma, satış gerçekleştirme veya pazarlama bilgileri toplama amacıyla telefonun kullanıldığı bir süreçtir. Telefonla pazarlama, 1970'lerde yükselen bir popülerite kazanmış olup, o günden bu yana karmaşık pazarlama stratejilerinin temel öğelerinden biri olarak kabul edilmektedir (Pappa, 2018).

Telepazarlama, 20. yüzyılın başlarından itibaren özellikle finansal hizmetler sunan şirketler tarafından planlı bir pazarlama stratejisi olarak benimsenmeye başlanmıştır. Bu çerçevede yeni müşteri kazanımı, veri tabanlarının güncellenmesi, ürün dağıtımı ve yeni araştırmalar için etkili bir pazarlama aracı olarak kullanılmıştır (Gelibolu ve Özsoy, 2013). Telepazarlama, özellikle küçük işletmeler için son derece değerli bir araç olabilir; çünkü kişisel satış yaklaşımına kıyasla zaman ve maliyet tasarrufu sağlar. Bununla birlikte, müşterilerle doğrudan iletişim konusunda aynı ölçüde avantaj sunma kapasitesine sahip değildir (Algorabi ve Namlı, 2022).

Veri madenciliği yöntemleri birçok alanda kullanılmaktadır. Verilerin bilgiye dönüşümü sağlıktan eğitime, otomotivden finansa kadar pek çok alanda sektörlerle üstünlük sağlamaktadır. Özellikle bankacılık sektöründe pazarlama sürecinde müşteri tespiti ve müşteriye ulaşımı kolaylaştırmak için yapılan çalışmada veri madenciliği yöntemi ile yapılan kampanyalara katılan müşteriler tespit edilmiştir. Son dönemde telefon bankacılığında doğrudan pazarlama, özellikle müşterilerin etkin katılımıyla ilişkilendirilerek önem kazanmıştır. Bu tür kampanyaların başarısının, veri madenciliği yöntemleri ile artırılabilir bir potansiyele sahip olduğu ifade edilmiştir. Çalışmada, telefon bankacılığı verileri üzerinde sınıflandırma işlemi için karınca kolonisi optimizasyonu gibi bir veri madenciliği yöntemi kullanarak sezgisel bir algoritmanın geliştirilmesi sağlanmıştır. Karınca kolonisi algoritması kullanılarak müşterilerin kredi alabilme ihtimalleri tahmin edilmiş ve sonuçlar, diğer yaygın veri madenciliği yöntemleri ile karşılaştırılmıştır. Çalışma sonucunda, bankaların sıklıkla kullandığı telepazarlama yöntemi veri madenciliği yöntemleri ile beraber kullanıldığında bankaların başarılı sonuçlar elde ettikleri sonucuna varılmıştır (Akçetin ve Çetin, 2015).

Bir diğer çalışmada, bir bankanın pazarlama kampanyaları için, bankada vadeli hesap açma durumu, müşterilerin kişisel özelliklerine dayalı olarak incelenmiştir. Bu amaçla, literatürde aynı veri seti için kullanılan istatistiksel yöntemler ve çok katmanlı yapay sinir ağı tarafından elde edilen sonuçlar karşılaştırılmıştır. Sonuç olarak, veri sayısının oldukça yüksek olması nedeniyle, bankada vadeli hesap açılıp açılmayacağı %94,30 doğruluk ile tahmin edilmiştir (Karakuş, 2021).

Başka bir araştırmada, veri madenciliğinin doğrudan pazarlama üzerindeki etkisi özel bir odakla ele alınmıştır. Özellikle telepazarlama pratiğinin bankalar tarafından yoğun bir biçimde benimsenmesi nedeniyle, müşteri görüşmelerinin etkinliği ve müşteri memnuniyeti üzerine odaklanılmıştır. Veri madenciliği, bankaların müşteri profillerini daha derinlemesine anlama ve daha etkili müşteri ilişkileri kurma potansiyelini taşıdığı şekilde ele alınmıştır. Bu çalışma, CRISP-DM yöntemi kullanılarak gerçekleştirilen bir analizle bankalar ve benzeri kurumların müşteri iletişimini daha iyi anlama ve kişiselleştirilmiş teklifler sunma kapasitelerine ışık tutan bir veri madenciliği sürecini örneklemiştir. Bu şekilde, literatüre önemli bir katkı sunarak işletmelerin pazarlama stratejilerini daha etkili hale getirme potansiyelini vurgulamıştır (Aytaç ve Bilge, 2013).

Başka bir araştırma, yükselen elektronik bankacılığın önemini öne çıkararak, bankacılık sektöründe veri madenciliği tekniklerinin nasıl etkili bir şekilde kullanılabileceğini araştırmıştır. Bir bankacılık kurumunun pazarlama kampanyası verileri üzerinde yapılan analiz sonuçları, C4.5 algoritmasının en üstün sınıflandırma modeli olarak öne çıktığını göstermektedir. Ayrıca, bu çalışmanın topluluk öğrenme yöntemleri ve sentez indeksi gibi yeni performans ölçütleri geliştirme bağlamında literatüre önemli bir katkı sağladığı belirlenmiştir. Bu anlamda, veri madenciliğinin bankacılık sektöründe doğrudan pazarlama stratejilerinin geliştirilmesinde ne kadar hayati bir araç olduğu vurgulanmıştır (Algorabi ve Namlı, 2022).

Bu çalışma, telepazarlama faaliyetlerinin etkinliğini artırmayı hedefleyerek gerçekleştirilmiştir. Temel amacı, en uygun müşterilere ulaşma stratejilerini geliştirmektir. Bu bağlamda, *k*-En Yakın Komşu (*k*NN) ve Bayes makine öğrenmesi algoritmaları kullanılarak veri analizi gerçekleştirilmiştir. Bu analizler sayesinde, müşteri profilleri ve tercihleri daha iyi anlaşılabilir, telepazarlama çabalarının odaklanacağı müşteri segmentleri belirlenmiştir. Çalışmanın sonucunda, telepazarlama alanında kullanılabilecek yeni bir hesaplamalı model önerisi sunulmuştur. Bu model, müşteri segmentasyonu ve ürün önerilerini içeren bir yöntem sunarak, telepazarlama stratejilerinin daha etkili ve kişiselleştirilmiş olmasını amaçlamaktadır. Ayrıca bu çalışma, telepazarlama ve makine öğrenmesi arasındaki entegrasyonun önemini vurgulayarak, işletmelerin müşteri ilişkilerini güçlendirme ve satışlarını artırma potansiyelini artırmayı amaçlamaktadır.

Çalışmanın organizasyonu şu şekilde gerçekleştirilmiştir: Birinci bölümde, doğrudan pazarlama ve telepazarlama kavramlarına odaklanılır. İkinci bölümde literatür özeti sunulmaktadır. Üçüncü bölümde, çalışmada kullanılan veri seti ve makine öğrenmesi algoritmaları özetlenmekte ve bu bölümde kullanılan yöntemlerin temel detayları açıklanmaktadır. Dördüncü bölümde, elde edilen bulgular ve bu bulguların çalışma çerçevesindeki anlamları ve sonuçları detaylı bir şekilde ele alınmaktadır. Son olarak, beşinci bölümde çalışmanın sonuçları sunulmakta, elde edilen sonuçlar ve bu sonuçların gelecekteki çalışmalar için potansiyel katkıları vurgulanmaktadır.

3. YÖNTEM

3.1. Veri Seti

Çalışma kapsamında kullanılan veri seti tanınmış bankalara ait olan telepazarlama çağrılarını içermektedir. Veri setinin karakteristiği çok değişkenlidir. Veri seti, toplamda 45.211 adet veri içermektedir. Her bir veri 16 öznitelik ile temsil edilmiştir (Moro ve diğerleri, 2014). Veri setinde yer alan öznitelikler, açıklamaları ve veri türleriyle birlikte Tablo 1'de sunulmuştur.

Özniteliklere ilaveten, ilgili müşterinin herhangi bir mevduat ürününe dahil olup olmadığını içeren bir de sonuç değişkeninin tanımı da veri seti içerisinde sunulmuştur.

Veriler telepazarlama kapsamında yapılan çağrılarının sonuçlarının başarılı olup olmadığını içeren iki sınıfa ayrılmıştır. Buna göre toplamda 45.211 kayıt sonucunda başarılı arama sayısı 5.289 iken başarısız arama sayısı 39.922 olarak rapor edilmiştir. Görüldüğü üzere, kayıtların sınıflar arasındaki dağılımı dengeli değildir. Deneysel çalışmalar kapsamında, tüm veri seti %70 ve %30 oranlarında iki kümeye ayrılmıştır, bunlar eğitim ve test kümeleridir. Eğitim ve test kümesi içerisinde kullanılan kayıtlara ait dağılımlar Tablo 2'de verilmiştir. 27.987 başarısız ve 3.661 başarılı arama sonucu olmak üzere toplam 31.648 kayıt eğitim veri setinde kullanılırken; 11.935 başarısız ve 1.628 başarılı olmak üzere toplam 13.563 kayıt test setinde kullanılmıştır.

Tablo 1. Öznitelikler ve açıklamaları

No	Öznitelik	Verinin Türü	Açıklaması
1	Yaş	Sayısal	Müşterinin yaşı
2	İş	Kategorik	Müşterinin yaptığı iş
3	Evlilik	Kategorik	Müşterinin medeni durumu
4	Eğitim	Kategorik	Müşterinin eğitim düzeyi
5	Kredi Durumu	Kategorik	Müşterinin kredisi bulunmakta mıdır?
6	Bakiye	Sayısal	Hesaptaki mevcut para miktarı
7	Konut	Kategorik	Müşterinin ev kredisi var mıdır?
8	Bireysel	Kategorik	Müşterinin bireysel kredisi var mıdır?
9	İletişim	Kategorik	İletişim türü
10	Gün	Sayısal	Haftanın en son iletişim kurulan günü
11	Ay	Kategorik	Yılın en son iletişim kurulan ayı
12	Süre	Sayısal	Son iletişim süresi (saniye)
13	Kampanya	Sayısal	Bu kampanya için müşterinin aranma sayısı
14	Geçmiş Gün	Sayısal	Bir önceki kampanyadan sonra tekrar iletişim kurmak üzere geçen gün sayısı
15	Önceki	Sayısal	Bu kampanyadan önce müşterinin diğer kampanyalar için aranma sayısı
16	Sonuç	Kategorik	Önceki pazarlama kampanyasının sonucu

Tablo 2. Kayıtların veri seti ve test setindeki dağılımları

	Başarısız	Başarılı	Toplam
Eğitim seti	27.987	3.661	31.648
Test seti	11.935	1.628	13.563

3.2. *k*-En Yakın Komşu Algoritması

k-EK algoritması, parametrelerin bağımsız olduğu bir makine öğrenmesi yöntemine örnektir. Yöntem oldukça basit olmasına rağmen birçok sınıflandırma problemi için aynı zamanda oldukça verimlidir (Akbulut ve diğerleri, 2017).

k-EK algoritması (S, k, T) olarak ifade edilen üç parametre temelinde tanımlanabilir. Burada S , gerçek veya tamsayı olarak tanımlanmış olan N -boyutlu bir uzayda her veri çiftini birbirine bağlayan bir benzerlik ölçüsü olarak ifade edilir. k sınıflandırmayı gerçekleştirmek için eğitilen en yakın veri sayısını temsil eder. T sınıflandırmayı gerçekleştirmek üzere, sınıflandırıcı tarafından uygulanan eğitim verilerinin vektörünü temsil eder (Cömert, 2020).

Tablo 3. Uzaklık fonksiyonları

Uzaklık Metriği	Açıklama
Öklid	Öklid uzaklık metriği.
Standardize Edilmiş Öklid Cityblock	Standardize edilmiş Öklid uzaklık metriği. X ve Y düzlemindeki her bir koordinat değeri, X vektörünün standart sapma ya da maksimum değerine bağlı olarak ölçeklenir.
Chebychev	Chebychev uzaklık metriği. Maksimum koordinat farklılığı.
Minkowski	Minkowski uzaklık metriği. Varsayılan üs 2'dir.
Mahalanobis	Mahalanobis uzaklığı, pozitif belirli bir kovaryans matrisi kullanılarak hesaplanır.
Cosine	Cosine metriği, gözlemler arasındaki dahil edinen açının kosinüsün bir eksiğini ifade eder. Vektör olarak dikkate alınır.
Correlation	Korelasyon metriği, gözlemler arasındaki örnek doğrusal korelasyonun bir eksiğini ifade eder. Değer dizileri olarak ele alınır.
Spearman	Gözlemler arasındaki Spearman sıralama koleksiyonunun bir eksiğini ifade eder.
Hamming	Hamming uzaklık metriği, farklı koordinatların yüzdesini temsil eder.
Jaccard	Sıfır olmayan farklı koordinatların yüzdesinin temsil eden Jaccard katsayısının bir eksiğini ifade eder.

k -EK algoritması uzaklıkları ölçmek üzere Öklid gibi uzaklık metriklerini kullanır. Bu metrikler dayandıkları matematiksel ifadeye göre benzerlik ölçümünü hesaplamak üzere kullanılırlar. Eşitlik 1'de Öklid uzaklık hesabına yer verilmiştir.

$$d_0 = \sqrt{x_i^2 - y_i^2} \quad (1)$$

Uzaklık metrikleri Öklid ile sınırlı değildir. Benzer amaçla kullanılan uzaklık metriklerine Tablo 3'de yer verilmiştir. Değişken t bir veri örneği olarak ele alındığında, sınıflandırmanın uygulandığı ve en yakın komşunun ortaya çıkarıldığı varsayıldığında, bu durum aynı zamanda t 'yi bir komşu yapar. Değişken t sınıflandırılırken hangi uzaklık metriğinin kullanıldığı ve k komşu sayısının kaç olarak seçildiği, sınıflandırma başarı oranına doğrudan etki ettiğinden elbette kritik bir konudur. Bu kapsamda, k değerini seçmenin pek çok farklı yolu olabilir. Bu amaçla pek çok farklı k değeri için algoritma deneme ve yanılma yoluyla tekrar tekrar çalıştırılabilir (Alickovic ve diğerleri, 2018). Alternatif olarak, modelin k ile bağımlılığını minimuma indirmek üzere optimizasyon algoritmaları kullanılabilir.

3.3. Bayes Optimizasyon Algoritması

Bayes optimizasyon algoritması herhangi bir fonksiyonel formu olmayan kara kutu işlevlerinin global optimizasyonu için sıralı bir tasarım stratejisi olarak tanımlanabilir. Genellikle değerlendirilmesi maliyetli olan fonksiyonların optimize edilmesi için kullanılır (Sevindik ve Cömert, 2010).

Bayes optimizasyon algoritmasında nesnel işlev bilinmediğinden dolayı Bayes stratejisi buna rastgele bir işlev olarak davranıp, üzerine bir öncelik koymaktadır. Böylelikle fonksiyonun davranışı hakkında bilgi edinilir. Veri olarak kabul edilen fonksiyon değerlendirmeleri toplandıktan sonra, arka plandaki dağılımı oluşturmak üzere güncelleme gerçekleştirilir. Sonraki dağılım, bir kazanım fonksiyonu oluşturmak üzere kullanılır (Nour ve diğerleri, 2020).

3.4. Performans Metrikleri ve Modelin Doğrulanması

Önerilen modelin performansını değerlendirmek üzere öncelikle hata matrisi kullanılmıştır. Hata matrisi modelin tahmin ettiği değerler ile gerçek değer arasındaki ilişkilendirmeyi yapmak üzere kullanılır. Bir hata matrisi temelde dört temel indis değerinden oluşur. Bunlar doğru-pozitif (DP), doğru-negatif (DN), yanlış-pozitif (YP) ve yanlış-negatif (YN) olarak ifade edilir (Cömert ve diğerleri, 2018). DP, modelin tahmin ettiği ve aynı zamanda gerçekten de pozitif olan örneklerin sayısını temsil ederken; YP, modelin pozitif olarak tahmin ettiği ancak gerçekte negatif olan örneklerin sayısına karşılık gelir. Benzer şekilde DN, modelin negatif olarak tahmin ettiği ve gerçekte de negatif olan örneklerin sayısını temsil ederken; YN, modelin negatif olarak tahmin ettiği ancak aslında pozitif olan örneklerin sayısına karşılık gelir. Tablo 4'de bir hata matrisinin gösterimine yer verilmiştir.

Tablo 4. Hata matrisi

	Pozitif Tahmin	Negatif Tahmin
Gerçek pozitif tahmin	DP	YN
Gerçek negatif tahmin	YP	DN

Hata matrisi bir modelin çalışılan problem üzerindeki performansını ölçmek üzere kullanılırken; aynı zamanda yaygın olarak kullanılan performans metriklerinin de hesaplanmasına olanak verir. Bu metrikler genellikle doğruluk, hassasiyet ve özgüllük olarak ifade edilmektedir ve Eşitlikler 2-4'te ilgili performans metriklerinin nasıl hesaplandığı ifade edilmiştir. Doğruluk, DP ve DN sayılarının toplamının, hata matrisini oluşturan tüm indislerin toplamına oranı olarak tanımlanır ve sistemin çalışılan problem üzerindeki genel performansını değerlendirmek üzere kullanılır. Hassasiyet, modelin pozitif örnekler üzerindeki başarısını değerlendirmek üzere kullanılan performans metriğidir. Benzer şekilde özgüllük, modelin negatif örnekler üzerindeki başarımını ölçmek üzere kullanılan performans metriği olarak özetlenebilir.

$$\text{Doğruluk} = \frac{DP+DN}{DP+DN+YP+YN} \quad (2)$$

$$\text{Hassasiyet} = \frac{DP}{YN+DP} \quad (3)$$

$$\text{Özgüllük} = \frac{DN}{YP+DN} \quad (4)$$

Verilerin sınıflar arasındaki dağılımının dengesiz olduğu durumlarda modelin performansını değerlendirmek üzere kullanılan faydalı yöntemlerden biri de alıcı işletim karakteristik (AİK) eğrileridir (He ve Garcia 2009). Bu eğrilerin altında kalan alan (EAA) ne kadar bire yaklaşırsa ise modelin o kadar verimli olduğu kabul edilir (Hagan ve diğerleri, 1996).

4. BULGULAR

Deneysel çalışmalar Intel® Xeon® Gold 6132 @2.60 işlemcili ve 64 GB belleğe sahip bir iş istasyonu üzerinde gerçekleştirilmiştir. Modelin eğitimi ve testi için MATLAB (2019a) programı kullanılmıştır.

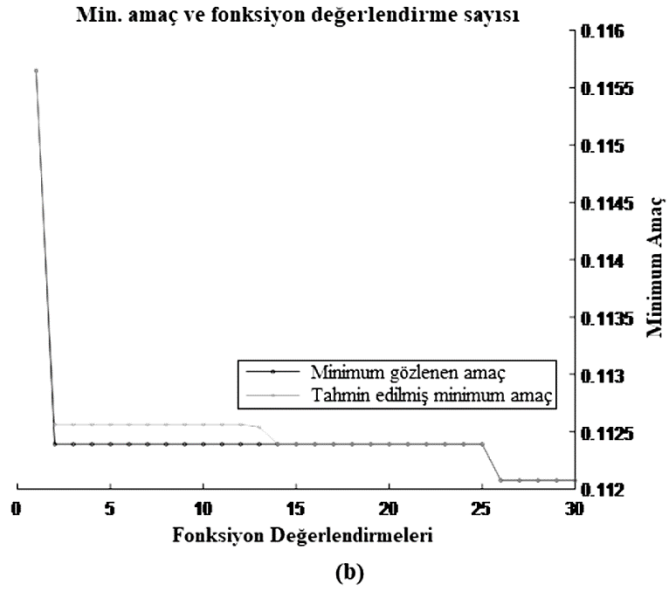
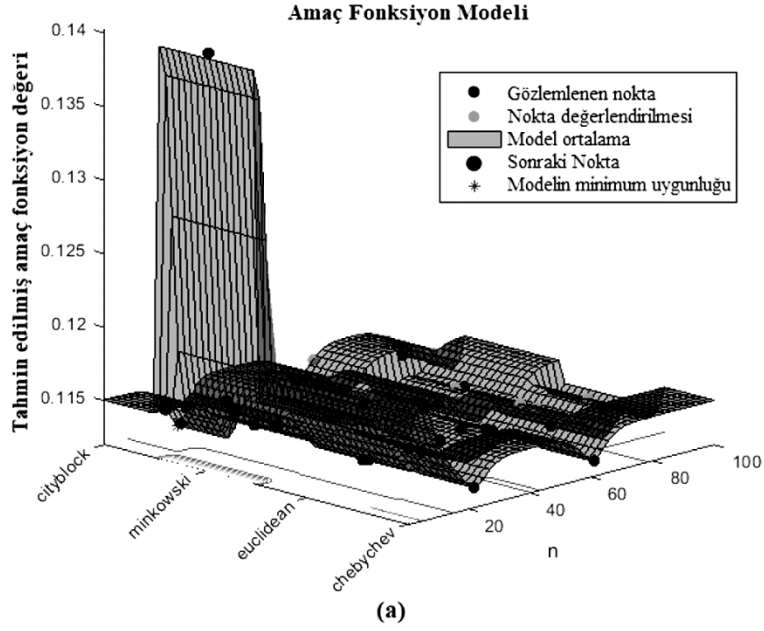
Veri seti %70 ve %30 oranlarında eğitim ve test seti olarak iki parçaya ayrılmıştır. *k*-EK algoritması için *k* komşu değeri ve kullanılacak uzaklık fonksiyonunun belirlenmesini sağlamak üzere Bayes optimizasyon algoritması kullanılmıştır. Bu kapsamda *k* değeri 0 ve 100 arasında aranmış ve uzaklık fonksiyonu için Cityblock, Minkowski, Öklid ve Chebychev dikkate alınmıştır. Optimizasyon süreci Şekil 1’de özetlenmiştir. Şekil 1, dört farklı uzaklık fonksiyonunun kullanıldığı ve bu fonksiyonlarla ilişkilendirilen *k* en yakın komşu sayısının modele olan etkisini göstermektedir. Bu grafik, farklı uzaklık metriklerinin seçiminin ve *k* en yakın komşu sayısının, bir modelin genel performansına ne şekilde etki ettiğini açıklamayı amaçlamaktadır. Şekil 1’in analizi, *k* en yakın komşu algoritmasının performansını etkileyen farklı uzaklık metriklerinin seçimini ve *k* değerinin belirlenmesini aydınlatarak, modelin en uygun parametrelerini belirleme sürecine katkı sağlamaktadır.

Optimizasyon prosedürü yürütülürken test veri seti hiç kullanılmamıştır. Optimizasyon sırasında eğitim seti üzerinde beş katlı çapraz doğrulama işlemi gerçekleştirilmiştir. Öncelikle eğitim seti beş eş parçaya ayrılmış ve toplamda beş döngü içerisinde her bir döngüde verilerin dört parçası eğitim, bir parçası test seti olacak şekilde kullanılmıştır. Neticede, *k* değeri 26 iken ve uzaklık fonksiyonu Cityblock olarak ayarlandığında en verimli sonuçlar elde edilmiştir. Bayes optimizasyon algoritması kullanılarak belirlenen bu parametreler modelin eğitimi için kullanılmış ve test veri seti üzerinden performans değerleri elde edilmiştir.

Belirlenen parametrelere göre elde edilen hata matrisi Şekil 2’de sunulmuştur. Şekil 2 bir hata matrisini temsil eder ve bu matris, dört farklı indeksi içerir: bunlar DP, DN, YP ve YN. Bu indisler, modellerin performansını değerlendirmek ve sınıflandırma sonuçlarını analiz etmek amacıyla kullanılır. İlgili matris dikkate alındığında verilerin diyagonal eksende toplanması beklenirken, birinci sınıf için yani bir başka ifadeyle başarılı satış sayısı için bu sürecin tam olarak istenilen seviyede gerçekleşmediği görülmektedir. Bu durumun en temel sebebi verilerin sınıflar arasındaki dağılımının eşit olmamasıdır, yani dengesiz veri dağılımıdır. Verilerin sınıflar arasında dengesiz bir şekilde dağılması durumunda genellikle makine öğrenmesi yöntemleri çoğunluk sınıfı ayırt edecek şekilde yanlış bir öğrenme gerçekleştirir.

Şekil 2’deki hata matrisi dikkate alınarak elde edilen tüm performans metrikleri Tablo 5’te sunulmuştur. Görüldüğü üzere model oldukça yüksek bir doğruluk değerine ulaşmıştır. %94,68 doğruluk oranı her ne kadar oldukça tatmin edici görünse de sistemin hassasiyet değerine bakıldığında %62,96 olduğu görülmektedir. Yani, verilerin dengesiz dağılımı nedeniyle sadece doğruluk değerine bakarak modelin performansının yorumlanmasının hatalı yargılara neden olacağı aşikârdır.

Tablo 5’te, sistem performansına dair metrikler sunulmuştur. Genel doğruluk performansı 0,9468 olarak elde edilmiştir. Bu değer yaklaşık olarak bire yakın olması, istenilen bir sonuçtur ve bu sonuç umut vadetmektedir. Doğruluk ve hata değeri, genel bir bütünlüğü ifade eder. Dolayısıyla, hata değeri 0,0532 olarak kaydedilmiştir. Bu noktada, hassasiyet (0,6296) ve özgüllük (0,9901) metriklerinin yorumlanması önemlidir. Bu metrikler, sistem tarafından hem pozitif hem de negatif durumların eşit derecede ayırt edilemediğini göstermektedir. Veri setini oluşturan sınıfların eşit şekilde dağılmadığı durumlarda, bu metriklerin yanı sıra F1 skoru metriği de dikkate alınmalıdır. F1 skoru, modelin genelleştirme performansının daha hassas bir şekilde değerlendirilmesini sağlar ve bu bağlamda F1 skoru değeri 0,7398 olarak hesaplanmıştır. Bu değerlendirmeler, modelin performansını kapsamlı bir şekilde değerlendirmemize yardımcı olmaktadır. Farklı metriklerin bir arada değerlendirilmesi, sistemin güçlü yönlerini ve iyileştirilmesi gereken alanları daha açık bir şekilde tespit etmemizi sağlamaktadır.



Şekil 1. *k*-EK algoritması için bayes optimizasyonu ((a) Amaç fonksiyon modeli, (b) Minimum amaç ve fonksiyon değerlendirme sayısı)

		Tahmini Sınıf		
		1	2	Gerçek Sınıf
1	1	1025	603	
	2	118	11817	
		1	2	

Şekil 2. Hata matrisi (1: Başarılı satış sayısı, 2: Başarısız satış sayısı)

Tablo 5. Performans metrikleri

<i>Metrikler</i>	<i>Değerler</i>
Doğruluk	0,9468
Hata	0,0532
Hassasiyet	0,6296
Özgüllük	0,9901
Kesinlik	0,8968
Yanlış pozitif oran	0,0099
F1 skor	0,7398
Matthews Korelasyon Katsayısı	0,7250
Kappa	0,7112

Önerilen veriye dayalı hesaplamalı model aracılığı ile telepazarlama sürecinde satış için iyileştirmelerin yapılabileceği öngörülmektedir. Ancak, çok daha yüksek sınıflandırma performansına sahip bir model elde edebilmek için telepazarlama yöntemiyle gerçekleştirilen başarılı satışları içeren kayıt sayılarının artırılması gereklidir. Böylesi modeller aynı zamanda potansiyel müşterilerin tespiti için de kullanışlı olabilir. Veriye dayalı hesaplamalı sistemler için bir başka önemli konu da ekonominin yerel ve global ölçekteki değişkenliğidir. Piyasa hareketleri, küresel ölçekte ekonomiyi etkileyen mikro ve makro faktörlerin değişkenliği bu anlamda yüksek başarıya sahip modelleri ortaya çıkarmak üzere karşılaşılan en temel zorluklar olarak ifade edilebilir. Verinin sürekli değiştiği, piyasa hareketlerinin çok yoğun olduğu ve yaşayan böylesi bir ekosistemi modellemek hiç de kolay değildir.

Bu çalışma kapsamında önerilen modelin başarısı söz konusu veri kümesi ölçeğinde geçerlidir. Verilerin toplandığı tarihlerdeki ekonomik koşullar bugünkünden çok farklı olabilir. Ayrıca, verilerin toplandığı ülke ya da ülkelerdeki refah seviyesi, kişilerin tasarruf oranları ve varlık düzeyleri değişken olabileceğinden modeli kısıtlayan bir başka öge de coğrafi konum olarak ifade edilebilir.

Yukarıda ifade edilen dezavantajlara rağmen, veriye dayalı hesaplamalı yöntemlerin finans alanında ciddiye alındığı; sahtecilik algılama, kredi notu belirleme, risk hesaplama, kişiye özel faiz oranı hesaplama, döviz kurları arası parite yapma gibi pek çok özel uygulama için de sayısız modelin geliştirildiği görülmektedir.

5. SONUÇLAR ve DEĞERLENDİRME

Bankacılık sektörü son yıllarda gelişen ve değişen teknoloji imkânlarını sıklıkla kullanmaktadır. Özellikle yapay zekâ yöntemleri kullanılarak elde edilen verilerin bilgiye dönüştürülmesi, bankalara açık bazı avantajlar sağlamaktadır. Müşteriyi önceden tanıma, müşteri portföyü oluşturma, müşteri bölütleme ve sınıflandırma gibi birçok işlem yapay zekâ teknikleriyle pratik bir şekilde gerçekleştirilmektedir. Telepazarlama, telefon aracılığı ile satış yapmak üzere kullanılan doğrudan pazarlama yöntemlerinden biridir ve hali hazırda yaygın olarak kullanılmaktadır. Aynı zamanda telepazarlama, işletmelerin satışlarını genişletmesine yardımcı olan uygun maliyetli bir pazarlama aracıdır.

Bu çalışma kapsamında bankaların uzun-vadeli mevduatlarını satmak üzere telepazarlama yöntemiyle yaptıkları çağrılar dikkate alınarak veriye dayalı hesaplamalı bir karar destek sistemi önerilmiştir. Bu amaçla *k*-EK algoritmasının kullanılması sağlanarak, en verimli sonuçlara erişmek üzere modelin Bayes optimizasyon algoritması yardımıyla parametre değerlerinin ayarlanması sağlanmıştır. Sonuç olarak, önerilen model %94,68 sınıflandırma başarısına erişmiştir. Hassasiyet ve özgüllük değerleri ise sırasıyla %62,96 ve %99,01 olarak elde edilmiştir. Önerilen model telepazarlama yöntemiyle gerçekleştirilmek istenen satışların iyileştirilmesini sağlayabilir ve potansiyel müşterilerin tespiti için kullanılabilir.

Literatürdeki ilişkili çalışmalar ile kıyaslama yapıldığında elde edilen genelleştirme performansı umut verici olarak değerlendirilmiştir. Elde edilen özgüllük değerinin hassasiyet değerine kıyasla daha düşük kalması verilerin sınıflar arasında eşit olarak dağılmamasından kaynaklanmaktadır ve literatürde bu durum ile sıkça karşılaşılmaktadır. Verilerin sınıflar arasında eşit olarak dağılmadığı böylesi durumlarda; hassasiyet ve özgüllük metriklerinin birlikte yorumlanması modelin doğru bir şekilde değerlendirilmesi açısından kritik bir öneme sahiptir. Unutulmamalıdır ki, çalışmamızda önerilen hesaplamalı model, deneysel çalışmamızda kullandığımız açık erişimli veri seti ile kısıtlıdır. Veri setinin değişmesi durumunda daha farklı sonuçlar ile karşılaşılabileceği olasıdır.

Sonuç olarak, bu çalışmanın elde ettiği bulgular, bankacılık sektöründeki yapay zeka yöntemlerinin veri analizi ve müşteri yönetimi gibi kritik alanlarda nasıl etkili bir şekilde kullanılabilmesine dair önemli bir örnek sunmaktadır. Bankaların müşteri portföyünü geliştirme, sınıflandırma ve öngörü yapma kapasitelerini

artırmak amacıyla önerilen veriye dayalı karar destek sistemi, telepazarlama yöntemiyle gerçekleştirilen mevduat satışlarının performansını iyileştirmeyi hedeflemektedir. Gelecekteki çalışmalarda, bu alanda daha fazla geliştirme ve iyileştirme yapılabilir. Özellikle derin öğrenme tabanlı metotların kullanımına odaklanmak, karar destek sisteminin daha da geliştirilmesini sağlayabilir. Farklı derin öğrenme katmanlarının ve önceden eğitilmiş modellerin entegrasyonu, modelin daha hassas ve kesin sonuçlar üretmesine yardımcı olabilir. Ayrıca, farklı veri setlerinin ve değişik müşteri segmentlerinin sistemin genel performansına etkisinin araştırılması da, gelecekteki çalışmaların odaklanabileceği alanlardan biridir. Bu şekilde, bankacılık sektöründe veri tabanlı karar destek sistemlerinin daha geniş bir uygulama yelpazesi bulabileceği ve işletmelerin daha iyi stratejik kararlar almasına yardımcı olabileceği öngörülmektedir.

Bilgilendirme / Acknowledgements

Çalışmanın gelişmesine katkıda bulunan hakemlere ve Dergi editörüne teşekkürlerimizi sunarız.
We would like to thank the referees and editor who contributed to the improvement of the study.

Yazar Katkıları / Author Contributions

Özge Cömert: Literatür Taraması, Kavramsallaştırma, Metodoloji, Veri Derleme, Analiz, Makale Yazımı-rijinal taslak Mesut Toğaçar: Modelleme, Makale Yazımı-inceleme ve düzenleme
Özge Cömert: *Literature Review, Conceptualization, Methodology, Data Curation, Analysis, Writing-original draft* Mesut Toğaçar: *Modelling, Writing-review and editing*

Çatışma Beyanı / Conflict of Interest

Yazarlar tarafından herhangi bir potansiyel çıkar çatışması beyan edilmemiştir.
No potential conflict of interest was declared by the authors.

Fon Desteği / Funding

Bu çalışmada herhangi bir resmi, ticari ya da kâr amacı gütmeyen organizasyondan fon desteği alınmamıştır.
Any specific grant has not been received from funding agencies in the public, commercial, or not-for-profit sectors.

Etik Standartlara Uygunluk / Compliance with Ethical Standards

Yazarlar tarafından, çalışmada kullanılan araç ve yöntemlerin Etik Kurul izni gerektirmediği beyan edilmemiştir.
It was not declared by the authors that the tools and methods used in the study do not require the permission of the Ethics Committee.

Etik Beyanı / Ethical Statement

Yazarlar tarafından bu çalışmada bilimsel ve etik ilkelere uyulduğu ve yararlanılan tüm çalışmaların kaynakçada belirtildiği beyan edilmiştir.
It was declared by the authors that scientific and ethical principles have been followed in this study and all the sources used have been properly cited.



Yazarlar, Verimlilik Dergisi'nde yayımlanan çalışmalarının telif hakkına sahiptirler ve çalışmaları CC BY-NC 4.0 lisansı altında yayımlanmaktadır.
The authors own the copyright of their works published in Journal of Productivity and their works are published under the CC BY-NC 4.0 license.

KAYNAKÇA

- Akbulut, Y., Sengur, A., Guo, Y. Smarandache, F. (2017) "NS-k-NN: Neutrosophic Set-Based k-Nearest Neighbors Classifier", *Symmetry*, 9(179), 1-10.
- Akçetin, E. ve Çetin, U. (2015). "Karıncı Kolonisi Optimizasyonu Sınıflandırma Algoritması Yöntemi İle Telefon Bankacılığında Doğrudan Pazarlama Kampanyası Üzerine Bir Sınıflandırma Analizi", *International Journal of Internet*, 6(1), 5-19.
- Akın, M. (2008). "Doğrudan Pazarlama.", *Güncel Pazarlama Yaklaşımından Seçmeler*, Detay Yayıncılık, Ankara.
- Algorabi, Ö. ve Namli, E. (2022). "Banka Telepazarlama Başarısının Tahmini için Bir Birleşik Makine Öğrenme Tabanlı Karar Destek Modeli", *Verimlilik Dergisi*, 1, 94-109.
- Alickovic, E., Kevric, J. ve Subasi, A. (2018). "Performance Evaluation of Empirical Mode Decomposition, Discrete Wavelet Transform, and Wavelet Packed Decomposition for Automated Epileptic Seizure Detection and Prediction", *Biomedical Signal Processing and Control*, 39, 94-102.
- Aytaç, B. (2013). "Doğrudan Pazarlama Aracı Olarak Telepazarlama için Veri Madenciliği Çözümleri: Banka Müşterileri Üzerine Bir Uygulama", Yüksek Lisans Tezi, Gazi Üniversitesi, Bilişim Enstitüsü, Ankara.
- Aytaç, B. ve Bilge H. (2013). "Telepazarlama Verilerinin Birlikte Kurallarıyla ve CRISP-DM Yöntemiyle Analiz Edilmesi", *Aksaray Üniversitesi İİBF Dergisi*, 2(5), 25-39.
- Balsöz, M. F. (2004). "Bankacılıkta Değişen Pazarlama Anlayışı", Yüksek Lisans Tezi, Ankara Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, Ankara.
- Chopra, P. (2023). "A Systematic Literature Review on Network Marketing: What Do We Know and Where Should We Be Heading?", *Industrial Marketing Management*, 113, 180-201.
- Cömert, Z., Kocamaz, A.F. ve Velappan, S. (2018). "Prognostic Model Based on Image-Based Time-Frequency Features and Genetic Algorithm for Fetal Hypoxia Assessment", *Computers in Biology and Medicine*, 99, 85-97.
- Cömert, Z. (2020). "Fusing Fine-Tuned Deep Features for Recognizing Different Tympanic Membranes", *Biocybernetics and Biomedical Engineering*, 40(1), 40-51.
- Dolgun, M. Ö. ve Ersel, D. (2014). "Doğrudan Pazarlama Stratejilerinin Belirlenmesinde Veri Madenciliği Yöntemlerinin Kullanımı", *İstatistikçiler Dergisi*, 7, 1-13.
- Gelibolu, L. ve Özsoy, T. (2013). "Çağrı Merkezlerinin Satış Amaçlı Kullanılması: Doğrudan Pazarlamanın Bir Unsuru Olarak Telepazarlama", *Ç.Ü. Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*, 22(1), 481-500.
- Hagan, M.T., Demuth, H. B., Beale, M. H. (1996). "Neural Network Design", Thomson Learning, Singapur.
- He, H. ve Garcia, E. (2009). "Learning from Imbalanced Data", *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 21(9), 63-84.
- Kara, M. ve Hacıhasanoğlu, P. (2015). "Bankacılıkta Mobil Pazarlama ve Tüketici Satın Alma Kararı Üzerine Etkisi: Yozgat Örneği", *KTÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 10, 181-205.
- Karakuş, M. (2021). "A Multi-Layer Neural Network Approach to Predict The Success of Bank Telemarketing", *Artificial Intelligence Theory and Applications*, 1, 69-75.
- Moro, S., Cortez, P. ve Rita, P. (2014). "A Data-Driven Approach to Predict the Success of Bank Telemarketing", *Decision Support Systems*, 62, 22-31.
- Nour, M., Cömert, Z. ve Polat, K. (2020). "A Novel Medical Diagnosis Model for COVID-19 Infection Detection Based on Deep Features and Bayesian Optimization", *Applied Soft Computing*, 106580.
- Pappa, T. (2018). "As Study on Consumer Preference on Telemarketing in Tirunelveli City", *International Journal of Commerce*, 6, 112-116.
- Sarıyer, N. (2007). "Banka Çağrı Merkezi Pazarının Bölümlendirilmesi -Yozgat İl Merkezi'nde Bir Uygulama", *ZKÜ Sosyal Bilimler Dergisi*, 3(6), 149-62.
- Sevindik, T. ve Cömert, Z. (2010). "Using Algorithms for Evaluation in Web Based Distance Education." *Procedi -Social and Behavioral Sciences*, 77-80.
- Yılmaz, Ö. (2021). "Dijital ve Doğrudan Pazarlamanın Marka Değeri Üzerindeki Etkisinin Değerlendirilmesi", Yüksek Lisans Tezi, Bahçeşehir Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İstanbul.
- Zengin, M. (2010) "Doğrudan Pazarlama Aracı Olarak Cep Telefonu Kullanımı ve Tüketici Tutumları", Yüksek Lisans Tezi, Selçuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Fakültesi, Konya.