

TOBB EKONOMİ VE TEKNOLOJİ ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ

**MÜŞTERİ TIPLERİNE GÖRE MEVCUT ÜRÜN FİYATLAMA
STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ VE KAR MAKSİMİZASYONUNA
ETKİLERİNİN İNCELENMESİ - BİR BANKA ÖRNEĞİ**

YÜKSEK LİSANS TEZİ

Seda Köse

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Tez Danışmanı: Prof. Dr. Tahir HANALIOĞLU (KHANIYEV)

ARALIK 2022

TEZ BİLDİRİMİ

Tez içindeki bütün bilgilerin etik davranış ve akademik kurallar çerçevesinde elde edilerek sunulduğunu, alıntı yapılan kaynaklara eksiksiz atıf yapıldığını, referansların tam olarak belirtildiğini ve ayrıca bu tezin TOBB ETÜ Fen Bilimleri Enstitüsü tez yazım kurallarına uygun olarak hazırlandığını bildiririm.

Seda Köse

ÖZET

Yüksek Lisans Tezi

MÜŞTERİ TİPLERİNE GÖRE MEVCUT ÜRÜN FİYATLAMA
STRATEJİLERİNİN GELİŞTİRİLMESİ VE KAR MAKSİMİZASYONUNA
ETKİLERİNİN İNCELENMESİ - BİR BANKA ÖRNEĞİ

Seda Köse

TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi
Fen Bilimleri Enstitüsü
Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Prof. Dr. Tahir HANALIOĞLU (KHANIYEV)

Tarih: Aralık 2022

İşletmelerin hedefleri doğrultusunda kullandığı pazarlama araçlarının finansman kaynağı ve kar getirisi sağlayan en önemli bileşenlerinden biri fiyattır. Doğru yer ve zamanda, uygun strateji ile fiyatlama yapmak, işletmelerin başlıca hedefi olan varlıklarının devamlılığını sağlama konusunda önemli bir husustur. Fiyatlandırma üretim ve hizmet giderleri, satış hacmi, rakiplerin fiyatları, pazar koşulları vb. unsurlara bağlı olarak değişmektedir. Dolayısıyla fiyatlandırma işleminin uygun yöntem ve stratejiler ile kurularak değişen ve dönüşen dünya dinamiklerine uygun çalışmalar ile desteklenmesi gerekmektedir. Bu tez çalışmasının amacı, müşteri bazlı fiyatlama adı verilen fiyatlandırma yönteminin incelenerek ürün ve fiyat çekiciliğinin devamlılığının sağlanması ve toplam karı maksimize edecek bir fiyat stratejisinin geliştirilmesidir. Bu kapsamda, anonim bir bankanın, vadeli mevduat ürünü ele alınarak fiyatlamayı etkileyen şirket içi ve dışı, pazara bağlı, etkenler incelenmiştir. Bu etkenlere müşterilerin tüketim davranışları, ürün ve fiyat sahiplikleri, varlık bilgileri, tahmini gelir hesaplamaları, müşterilerin ürünü satın alma eğilimleri,

müşteriyle iletişim sağlanabilecek pazarlama kanalları, rakip fiyatları ve pazar koşulları örnek verilebilmektedir. Literatürde incelenen ilkeler doğrultusunda işletme, banka, yapısı ve ürünün tabiatına uygun yöntemler ile müşteri tiplerine karar verilmiştir. Ürüne halihazırda sahip olan mevcut müşterilerin ve potansiyel alıcıların ürüne olan talebini etkileyecek durumlar gözetilerek hazırlanan bir modelleme ile talep tahmini çalışılmıştır. Ürüne olan talebi etkileyecek bu unsurlara başlıca, müşterilerin fiyata karşı hassasiyeti, ürünü satın alma kararı ile ilişkin diğer hareketleri ve ürünün maliyetini oluşturan etkenler örnek verilebilmektedir. Bu çalışmada bahsi geçen, tahmin edilmesi amaçlanan talep, müşterilerin vadeli mevduat ürününü temdit edip etmeyeceği, yani vade sonunda ürün süresini uzatma işlemini gerçekleştirme işleminin hesaplanması, yönündedir. Hedeflenen talep ile gerçekleşen talep arasındaki varyansın en aza indirgenmesi amaçlanmıştır. Müşteri ve pazar hareketlerinin dinamik olduğu bu çalışma ortamı için en uygun çözümün Gradyan Artırma algoritması olduğuna karar verilmiştir. Python programı kullanılarak hesaplanan talep tahmini sonrası karşılaştırılan mevcut müşteri grubu için fiyatlandırma süreci tasarlanmıştır. Ardından uygun fiyatlandırma yöntemleri ile belirlenen müşteriye özel fiyat, bankanın çeşitli iletişim kanalları ile müşteriye sunulmuş ve müşterilerin fiyata tepkisi ve satın alma dönüş oranları incelenmiştir. Hazırlanan yeni fiyat ile geçmiş fiyatın diğer ürünler ile penetrasyonu ve ürün özelinde kar/ maliyet analizi sonucu bu çalışmanın kar ve geliri artırdığı gözlenmiştir. Karlılık, elde edilen kar marjı ve ürünün bankaya kazandırdığı pazar payı ile de ayrıca incelenmiştir.

Anahtar Kelimeler: Artırma algoritması, Gradyan artırma algoritması, Müşteri bazlı fiyatlandırma, Kitlesel özelleştirme, Kar maksimizasyonu.

ABSTRACT

Master of Science

**DEVELOPING EXISTING PRODUCT PRICING STRATEGIES ACCORDING
TO CUSTOMER TYPES AND INVESTIGATION OF THEIR EFFECTS ON
PROFIT MAXIMIZATION - A BANK EXAMPLE**

Seda Köse

TOBB University of Economics and Technology
Institute of Natural and Applied Sciences
Industrial Engineering Science Programme

Supervisor: Prof. Dr. Tahir HANALIOĞLU (KHANIYEV)

Date: December 2022

One of the most important components of the marketing tools that businesses use in line with their goals is the financial source and the price. Pricing at the right place and time with the appropriate strategy is an important issue in terms of sustainability, which is the main goal of businesses. Pricing includes production and service costs, sales volume, competitors' prices, market conditions, etc. varies depending on the factors. Therefore, the pricing process should be established with appropriate methods and strategies and supported by studies in line with the changing and transforming world dynamics. The aim of this thesis is to analyze the pricing method called customer-based pricing, to ensure the continuity of product and price attractiveness and to develop a price strategy that will maximize total profit. In this context, the time deposit product of a joint stock bank is handled, and the internal and external factors affecting the pricing, depending on the market, are examined. Examples of these factors are customers' consumption behavior, product and price ownership, asset information, estimated income calculations, customers' purchasing tendencies, marketing channels to communicate with customers, competitor prices and market

conditions. In line with the principles examined in the literature, the types of customers were decided with methods suitable for the business, bank, structure and nature of the product. Demand forecasting has been studied with a modeling prepared by considering the conditions that will affect the demand of existing customers and potential buyers who already own the product. The main factors that will affect the demand for the product are the sensitivity of the customers to the price, other actions related to the decision to purchase the product and the factors that make up the cost of the product. The demand mentioned in this study, which is intended to be estimated, is whether the customers will extend the time deposit product, that is, the calculation of the process of extending the product period at the end of maturity. It is aimed to minimize the variance between the targeted demand and the actual demand. It has been decided that the most appropriate solution for this working environment where customer and market movements are dynamic is the Boosting algorithm. The pricing process is designed for the existing customer group, which is decided after the demand forecast calculated using the Python program. Then, the customer-specific price determined by appropriate pricing methods was presented to the customer through various communication channels of the bank, and the reaction of the customers to the price and the purchase return rates were examined. It was observed that this study increased profit and income as a result of the new price and the penetration of the previous price with other products and the profit/cost analysis specific to the product. Profitability was also analyzed with the profit margin obtained and the market share that the product brought to the bank.

Keywords: Boosting algorithm, Gradient boosting algorithm, Customer-based pricing, Mass customization, Profit maximization.

TEŐEKKÜR

Çalıőmalarım boyunca deęerli yardım ve katkılarıyla beni yönlendiren hocam Tahir HANALIOĐLU (KHANIYEV) 'a, kıymetli tecrübelerinden faydalandığım TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi Endüstri Mühendislięi Bölümü öğretim üyelerine ve destekleriyle her zaman yanımda olan TOBB Ekonomi ve Teknoloji Üniversitesi'ne, aileme ve arkadaşlarıma çok teşekkür ederim.



İÇİNDEKİLER

Sayfa

ÖZET	v
ABSTRACT	vi
TEŞEKKÜR	viii
İÇİNDEKİLER	ix
ŞEKİL LİSTESİ	xi
ÇİZELGE LİSTESİ	xii
1. GİRİŞ	1
1.1 Tezin Amacı	2
1.2 Literatür Araştırması	3
2.VADELİ MEVDUAT ÜRÜN İNCELENMESİ	5
3.MÜŞTERİ TİPLERİNİN İNCELENMESİ	7
3.1 Müşteri Kavramı	7
3.2 Müşteri Yaşam Boyu Değeri.....	7
3.3 Müşteri Türleri	9
3.3.1 İç müşteri.....	9
3.3.2 Dış müşteri	10
3.4 Müşteri Yaşam Döngüsü	10
3.4.1 Olası müşteriler	10
3.4.2 İlk defa satın alanlar	11
3.4.3 Erken tekrarcılar.....	12
3.4.4 Çekirdek müşteriler.....	12
3.4.5 Rakiplere geçenler.....	12
4. MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI	13
4.1 Makine Öğrenmesi	13
4.1.1 Denetimli öğrenme.....	13
4.1.2 Denetimsiz öğrenme	14
4.2 Karar Ağaçları	15
4.2.1 Rastgele orman.....	15
4.2.2 Torbalama	16
4.2.3 Artırma algoritması	16
4.2.3.1 XGBoost algoritması.....	17
4.2.3.2 AdaBoost algoritması.....	17
4.2.3.3 CatBoost algoritması.....	17
4.2.3.4 Gradyan artırma Algoritması	18
5. FİYATLANDIRMA STRATEJİLERİ	19
5.1 Fiyatlandırma Tanımı	19
5.2 Fiyat Politikası.....	20
5.3 Fiyatlandırma Amaçları.....	20
5.3.1 Kar enbüyükleme	21
5.3.2 Satış hacmi enbüyükleme.....	21
5.3.3 İşletme devamlılığı sağlama.....	21
5.3.4 Ürün/ hizmet konumlandırma	21
5.3.5 Rekabetçi amaçlar	21

5.4 Fiyatlandırma Stratejileri.....	22
5.4.1 Yeni ürün fiyatlandırma stratejileri	22
5.4.1.1 Yüksek fiyat stratejileri	22
5.4.1.2 Düşük fiyat stratejileri	22
5.4.2 Mevcut ürün fiyatlandırma stratejileri.....	23
5.4.2.1 Talep odaklı fiyat stratejileri	23
5.4.2.2 Rekabet odaklı fiyat stratejileri	24
5.4.2.3 Maliyet odaklı fiyat stratejileri	24
6. ALGORİTMA VE HESAPLAMA YÖNTEMİ.....	25
6.1 Gradyan Artırma Algoritması Çözüm Yöntemi	25
6.2 Algoritma Sezgisinin Matematiksel Gösterimi	26
6.3 Algoritma Sezgisi Hesaplama Örnekleri	29
6.4 Model Performans Ölçüm Değerleri	33
6.5 Fiyatlandırma Hesaplanması	35
7. SONUÇ VE ÖNERİLER.....	39
KAYNAKLAR.....	41
EKLER.....	45
ÖZGEÇMİŞ.....	53

ŞEKİL LİSTESİ

Sayfa

Şekil 3.1 : Müşteri Yaşam Boyu Değeri Hesaplama Adımları	8
Şekil 3.2 : Müşteri Yaşam Döngüsü	11
Şekil 4.1 : Makine Öğrenmesi Algoritma Sınıflandırmalar	14
Şekil 4.2 : Karar Ağacı gösterimi.....	15
Şekil 4.3 : Gradyan Artırma Alg. Hata - Dallanma arasındaki ilişkisi	18
Şekil 6.1 : Öğrenme Payı Grafiği.....	29
Şekil 6.2 : Karar Ağacı Örnek Gösterimi – 1. İterasyon.....	33
Şekil 6.3 : Karar Ağacı Örnek Gösterimi – 1. İterasyon.....	33
ŞekilEk.1 : Phyton üzerinde karar ağacı ve Gradyan Artırma algoritması	46
ŞekilEk.2 : Fiyatlandırma Hesabında Kullanılan Örnek Parametrik Değişkenler.....	47
ŞekilEk.3 : Algoritma İterasyon Örnekleri	52

ÇİZELGE LİSTESİ

	<u>Sayfa</u>
Çizelge 6.1. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 1. İterasyon	30
Çizelge 6.2. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 2. İterasyon	31
Çizelge 6.3. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 3. İterasyon	32
Çizelge 6.4. İlk Üç Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı.....	34
Çizelge 6.5. İlk Altı Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı	35
Çizelge 6.6. İlk On İki Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı	35
Çizelge 6.7. Bakiye/faiz bandına göre artış azalış	37
Çizelge 6.8. Bakiye/ faiz bant artırma/azaltma halinde uygulanacak derinlik.....	37
Çizelge 6.9. Piyasa hareketini yansıtma	37
Çizelge 6.10. Vade Farkı Etkisi	38
Çizelge 6.11. Bakiye sınıfı atlama hareketini yansıtma	38

1. GİRİŞ

Günümüzde işletmelerin pazardaki başarısını belirleyen en önemli öğelerden biri ürünlerinin fiyatlandırılmasıdır. Fiyatlandırma yöntem ve stratejileri belirlenirken işletmenin amaçları, pazardaki rekabet durumu ve karlılık göz önünde bulundurulur. Bu nedenle, fiyatlandırma işleminin doğru yapılması büyük önem taşımaktadır. Aynı zamanda fiyatlandırmanın etkin kullanılmaması halinde satış kayıplarının gerçekleştiği ve müşterinin geri kazanım sürecinin uzun ve maliyetli olduğu da gözlemlenmiştir. Bu nedenle müşterilerin ürüne olan talebi, satın alma davranışları ve rakiplerin fiyatlandırma politikaları gibi faktörlerin müşteri bakış açısıyla incelenmesi bu bağlamda ele alınması gereken bir diğer önemli husustur.

Her müşteri kişisel olarak farklı amaç ve gereksinime sahiptir. İşletmeler müşterilerin bu kişisel farklılıklarını göz önünde tutarak pazarlama çabasına girip, her müşteri için kişiye özel hizmet sunması halinde hem düşük maliyetli üretim sağlayacak hem de amaçlarına daha rekabetçi bir anlayışla ulaşacaktır. Ayrıca her müşterinin ihtiyaç ve beklentisine uygun hizmet almalarını sağlayacaktır. Müşteri ve işletme arasındaki bu dinamik ilişkiyi kişisel boyuta indirme stratejisi kitlesel özelleştirme kavramı ile açıklanmaktadır [1].

Bu kavram, etken ve sonuçlarını inceleyebilmek amacıyla, anonim bir bankanın, vadeli mevduat ürünü ele alınarak bu tez çalışması gerçekleştirilmiştir. Tez çalışması kapsamında, ilgili ürüne ait, müşteri tüketim davranışları, ürün ve fiyat sahiplikleri, varlık bilgileri, tahmini gelir hesaplamaları, ürüne olan eğilimleri, müşteriyle iletişim sağlanabilecek izinli pazarlama kanalları gibi çeşitli veriler toplanmıştır. Fiyatlandırma ve karlılık ile ilgili işletme içi bilgiler, fiyat esneklikleri, rakiplerin fiyatları ve pazar koşulları gibi konularda veri elde edilmiştir.

Ardından literatürde belirlenen kriterler ve analiz yöntemleri kullanılarak kitlesel olarak özelleştirilerek incelenecek müşteri tipleri kararlaştırılmıştır. Tez kapsamında ele alınan ürünün talep ve fiyata bağlı değişkenlerinin dinamik olduğu ve ürün alıcılarının fiyata duyarlı bir müşteri grubu olduğu aşikârdır. Bu durum gözetilerek yapılan literatür taraması sonucunda, talebin ne şekilde değişebileceğinin belli olmadığı dinamik ortam yapısında hedeflenen talep ile arasındaki varyansı azaltmak için uygun çözüm tekniklerinden biri olan Attırma algoritmasının kullanılmasına karar verilmiştir [1]. Tahmini yapılması amaçlanan talep, müşterilerin vadeli mevduat ürününü temdit edip etmeyeceği, yani vade sonunda ürün süresini uzatma işlemini gerçekleştirme işleminin hesaplanması, yönündedir. Müşteri grupları temel olarak halihazırda şirketin bahsi geçen ürün müşterisi olan mevcut müşteri grubu ele alınmış ve süreç tasarlanmıştır. Mevcut müşteri grubunun ürüne olan talebinin tahmini Python programı kullanılarak hazırlanmıştır.

Ardından Fiyatlandırma bölümünde yer alan hesaplamalar sonucu müşteri gruplarına özel fiyat, bankanın çeşitli iletişim kanalları ile müşteriye sunulmuş ve müşterilerin satın alma dönüş oranları incelenmiştir. Fiyat optimizasyonunun kar ve brüt geliri artırdığı gözlenmiştir. Karlılık, elde edilen kar marjı ile hesaplanırken ürünün bankaya kazandırdığı pazar payı da ek olarak incelenmiştir.

1.1 Tezin Amacı

Fiyatlandırmanın, müşterilerin ürün ya da hizmeti satın alma aşamasında karar verme sürecini etkileyen bir değişken olduğu gözlemlenmiştir. Karar aşamasını etkileyen unsur olan fiyat ayrıca, hem ürün özelinde hem de diğer ürünlerin satışını etkilemesi nedeniyle sağladığı penetrasyonu göz önüne alındığında, işletmenin satış hacminde ve dolayısıyla karlılığında önemli getiriler sağlamaktadır [2].

Bu çalışmada, anonim bir bankanın vadeli mevduat ürünü ele alınarak, literatürde ele alınan ve işletme yani banka ve ürünün potansiyel alıcısı olmaya eğilimli müşteri gruplarına özel fiyatlandırma stratejileri incelenmiştir. Belirlenen bu müşteri gruplarına özel fiyat sunmak üzere ürün maliyeti, ürüne olan talep, müşteri ve rakip işletmelerin hareketleri vb. unsurlar göz önüne alınarak çeşitli modeller tasarlanmıştır.

Bu modeller ve yöntemler ışığında satış hacmini artırmak ve karlılığı enbüyüklemek amaçlanmıştır.

1.2 Literatür Araştırması

Tez kapsamında çalışılan talep tahminindeki varyansı azaltmak amacıyla kullanılmış olan Artırma algoritması ve ardından ele alınan müşteri özelinde fiyat stratejileri ile ilgili literatür çalışmaları aşağıda paylaşılmıştır.

Karar ağacı, hedeflenen çıktıyı sağlama olasılığı en yüksek olan stratejinin karar verilmesinde kullanılan bir yöntemdir. Özellikle karar analizinde olmak üzere karmaşık problemlerin araştırılmasında sıkça kullanılmaktadır. Ayrıca makine öğrenmesinde kullanılan yaygın bir araçtır [2].

Karar ağaçları 1950'li yılların sonlarında William Belson tarafından geliştirilmiş ve *Biyolojik Sınıflandırma İlkesi Eşleştirme ve Tahmin Etme* başlıklı makalesinde paylaşılmıştır [3].

Ardından karar analizlerinde kullanılmak üzere ilk regresyon ağacı 1963 yılında Morgan, JN ve Sonquist tarafından Amerikan İstatistik Derneği Dergisi'nde yayınlanmıştır [4].

Karar ağacı algoritmaları çalışmaları sonucu yeni algoritmalara temel olmuş ve karar ağacı tabanlı yeni algoritmalar türetilmiştir. Bu çalışma kapsamında da karar ağacı tabanlı artırma algoritması kullanılmış ve literatür taramasında detaylı yer verilmiştir.

Kearns ve Valiant (1988, 1989) tarafından ele alınan artırma algoritmaları çalışmaları, ortaya attıkları “Derslerinde zayıf bir öğrenci grubu tek bir başarılı öğrenci yaratabilir mi?” sorusuna 1990 yılında Robert Schapire'nin yayınladığı bir makalede olumlu yanıt vermesi sonrası hız kazanmıştır [5].

Özellikle makine öğrenmesi çalışmalarında yapılan tahminleri güçlendirmek amacıyla kullanılan artırma algoritması, varyansı düşürmek ve zayıf öğrenen değişkenleri güçlendiren bir algoritma olarak literatürde yerine almıştır. Bu algoritmalarından başlıca XGBoost, AdaBoost, Cat Artırma ve Gradyan Artırma algoritmaları ele alınmıştır [1].

LPBoost, TotalBoost, BrownBoost, MadaBoost, LogitBoost ve diğeri gibi daha birçok yeni algoritma vardır. Tez kapsamında Gradyan Artırma yöntemi baz alınmıştır.

Gradyan artırma, genellikle zayıf tahmin modellerinin bir araya getirilerek daha güçlü bir tahmin modeli üreten, regresyon, sınıflandırma ve diğeri görevler için karar ağacı tabanlı bir makine öğrenimi tekniğidir [6].

Fiyatlandırma stratejilerine ait literatür çalışmaları ise şu şekildedir:

İşletmelerin hedefleri doğrultusunda kullandığı pazarlama araçlarının finansman kaynağı ve kar getirisi sağlayan en önemli bileşenlerinden biri fiyattır ve doğru fiyatlandırma ile kar getirisi ve işletmelerin başlıca hedefi olan varlıklarının sürdürmelerini sağlayacak bir unsurdur. Fiyatlandırma stratejileri teorik olarak ele alınsa da Kotler tarafından 2000 yılında yapılan çeşitli anket verileri ile matematiksel olarak da detaylı şekilde incelenmiştir [8].

Fiyatlandırma stratejileri en genel haliyle yeni ürün ve mevcut ürün fiyatlama olarak iki ana başlıkta ele alınmıştır. Kotler, Philip ve Gary Armstrong tarafından 2010 yılında yayınlanan Pazarlama İlkeleri makalesinde yeni ürün fiyatlandırma stratejilerinin yöntem, avantaj ve dezavantajları incelenmiştir [9].

Mevcut ürün stratejilerinden ise özellikle tez kapsamında kullanılan dinamik fiyatlama süreci Chatwin, 2000 yılında ele alınmıştır [10]. Bu konuda literatürde yer alan en güncel çalışmalardan biri ise Machmud ve Minghat tarafından 2020 yılında COVID-19 salgınının el dezenfektanı fiyatlarında yaptıkları çalışmadır [11].

2. VADELİ MEVDUAT ÜRÜN İNCELEMESİ

Mevduat, mevduat sahiplerinin istediği veya belli bir vade sonunda çekmek üzere banka ve benzeri finansman sağlayıcı kurum& kuruluşlara yatırdıkları para olarak tanımlanmaktadır. Mevduat vade türü itibariyle üçe ayrılmaktadır:

1. Vadeli Mevduat: Paranın yatırıldığı banka veya finansman kuruluşu ile mevduat sahibi arasında anlaşma yolu ile kararlaştırılan vade yani süre sonunda çekilebilen mevduat türüdür. Tez kapsamında bankaların vadeli mevduat ürünü ele alınmıştır. Ayrıca vadeli mevduat ürünü ile mevduat sahipleri anlaştıkları faiz tutarınca ana paralarına ek getiri elde ederken bu getiriyi sağlayan banka için bu değer pasif kalemlerde yer alan bir gider olarak değerlendirilmektedir.

2. Vadesiz Mevduat: Mevduat sahibinin herhangi bir süre veya başka şarta bağlı olmadan, istediği sürede çekebildiği mevduat türüdür.

3. İhbarlı Mevduat: Vadeli mevduat türüne benzer şekilde ancak belli bir vadeye bağlı kalmaksızın yalnızca mevduatın çekileceği tarihin anlaşmaya bağlı süre öncesinde banka veya finansman kuruluşuna bildirildiği mevduat türüdür [31].

Vadeli mevduat ürün tanımında bahsedildiği üzere mevduatın banka veya finansman kuruluşunda tutulması ve sağladıkları faiz tutarı dolayısıyla bir maliyet oluşturmaktadır. Ancak bankaların mevduat sahibi olmaları diğer ürünler ve giderler için de bir kaynak oluşturmaktadır [32]. Vadeli mevduat farklı para ve maden türleri cinsinden alınabilmektedir. Tez kapsamında Türk Lirası Vadeli Mevduat ürünü ele alınmıştır.

TL Vadeli Mevduatın bankalar için oluşturdukları maliyeti incelemek gerekirse müşterilere sağlanan faiz gideri, ürün satış ve pazarlama çalışma giderleri, fon prim giderleri ve Türkiye Cumhuriyeti Merkez Bankası'na toplanan kaynak tutarına bağlı bir oranda ödenen zorunlu karşılık olarak özetlenebilmektedir [32].



3. MÜŞTERİ TİPLERİNİN İNCELENMESİ

3.1 Müşteri Kavramı

Müşteriler, finansman ve kar kaynağı olmaları sebebiyle, işletmelerin pazarlama hedeflerinden biri olan sürdürülebilirlik amaçlarının temel yapı taşlarını oluşturmaktadırlar. Tez kapsamında ele alınan müşteri türlerinin incelenmesinden önce müşteri kavramını açıklamak gerekirse, en genel tabiri ile müşteri, bir işletmenin ürün ya da hizmetini amaçları doğrultusunda satın alan kişi ya da kuruluşlardır [33].

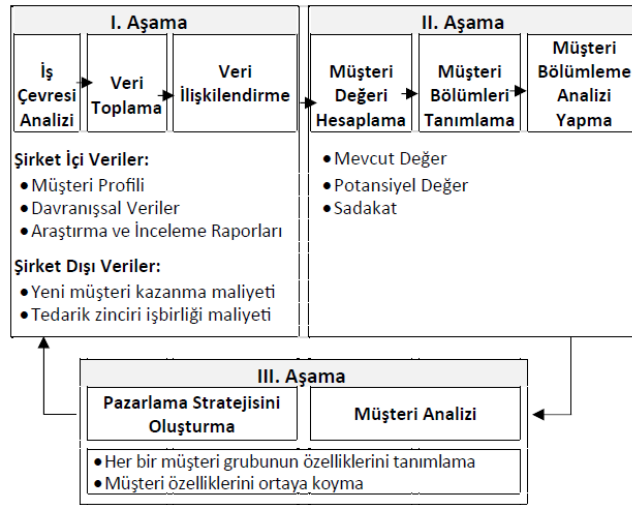
Literatürde müşteri tanımı farklı pek çok açıdan ele alınarak yapılmıştır. Ürünün tasarım aşamasından başlayarak satış ve sonrası aşamaları sonucunda elde edilen çıktının alıcısına müşteri denmektedir [34]. Başka bir deyişle müşteri, ürün ya da hizmetlerin son kullanıcısıdır. Bir başka tanıma göre müşteri, işletmenin ürettiği mal ve hizmetleri yalnızca satın alan kişi/ kurum değil, bu ürün ve hizmetten etkilenen herkesi kapsamaktadır. Yani müşteri yalnızca üretilen mal veya hizmetin alıcısı değil, ürün ya da hizmetin üretim aşamasındaki herhangi bir bölümünün çıktılarını kullananlar da birer müşteridir [35]. Tüm bu süreçlerin sonucu olarak müşteri, ürün veya hizmetlerin pazardaki konumunu belirleyen ve işletmenin hedefleri doğrultusunda işletmelere kaynak sağlayan kimsedir.

3.2 Müşteri Yaşam Boyu Değeri

Müşteri yaşam boyu değeri 90'lı yıllarda Berger ve Nasr tarafından detaylı şekilde ele alınmış bir kavramdır [37]. Tanım olarak müşteri kazanım hedefi uğruna yapılan harcamaların dönüş oranlarını enbüyükleyecek şekilde analiz edilerek stratejik karar noktasına hizmet eden bir değer olarak özetlenebilmektedir. 2000'li yılların başlarında çeşitli modellemeler ile hesaplaması yapılmıştır. Müşteri yaşam boyu değerinin hesaplanmasında kullanılan temel başlıca modellere örnek vermek gerekirse Gupta-Lehmann modeli, Jain-Singh modeli ve RFM modelinden bahsedilebilmektedir.

İşletmelerin Müşteri Yaşam Döngüsü başlığı altında ele alınan tüm müşteri gruplarına aynı şekilde tutum sergilemesi ve tüm seviyelerde müşteri tutundurma oranlarının aynı olması hem müşteri hem de işletmeden kaynaklı mümkün değildir. Bu durum müşteri bakış açısı ile memnuniyetsizlik yaratırken işletme açısından da gelir-gider dengesinin sağlanması gerektiğinden gerçekleştirilememektedir. Bu nedenle işletmelerin müşterilerin ihtiyaç ve gereksinimleri doğrultusunda analizlerini yaparak hedefler belirlemesi ve bunlara uygun stratejiler geliştirmesi gerekmektedir [38]. Bu sayede işletmeler en temel amaçları devamlılık amaçlarına ulaşabilmektedir.

Bir başka deyişle işletmelerin müşterileri işletmeye sağlayacağı katkıya göre gruplayıp kaynaklarını optimal seviyede pay ederek gerekli yatırımları yapmaları gerekmektedir. Bu sayede müşteri kitlelerine uygun gider hesaplamaları yaparak bahsi geçen yatırımların dönüşlerini enbüyükleyebilmektedirler [37]. Yapılan bu çalışma müşteri yaşam boyu değerinin hesaplanması ile ifade edilmektedir. Pazarlama stratejisini oluşturan yatırım ve çalışmalara ilişkin aşamalar Şekil 3.1’de verilmiştir.



Şekil 3.1. Müşteri Yaşam Boyu Değeri Hesaplama Adımları

Müşteri yaşam boyu değerinin hesaplanmasındaki bu aşamaları özetlemek gerekirse; öncelikle hesaplama amacının ve kullanılacağı alanın kararlaştırılması sonrası veriler toplanarak analiz sonrası kullanılacak düzeye getirilmektedir. Ardından mevcut ve yeni kazanılması planlanan müşteri gruplandırmaları yapılarak analiz çalışması tamamlanmaktadır. Bu adımda yatırımlara bağlı müşteri değeri hesaplanarak müşteri gruplamaları yapılmaktadır. Tahmini olarak hesaplanacak müşteri kitlesi ve

sağlayacakları giderleri, kazanımlarını sağlamak amacıyla yapılacak gider kalemleri ile ilişkilendirilerek çalışılmaktadır. Bu tahmin ve sonrasında yapılan analizde müşterilerin geçmiş satın alma davranışları veya benzer profildeki müşteri profilinin davranışları incelenmektedir. Bu çıktılar doğrultusunda yönetim tarafından uygulanacak stratejiye karar verilecektir [39].

Müşteri yaşam boyu değerinin hesaplanmasında kullanılan temel başlıca modellere örnek vermek gerekirse Gupta-Lehmann modeli, Jain-Singh modeli ve RFM modelinden bahsedilebilmektedir. Gupta-Lehmann modeli müşterinin işletmedeki veya ürün sahipliği konusundaki ömrünü tahmin ederek bu süre zarfında işletmeye sağlayacağı karın bilinmesini varsayarak hesaplama yapmaktadır [40].

Jain-Singh modeli yalnızca şimdiki zaman müşterilerini ele alarak müşterinin işletmeye sağlayacağı net gelirin düzenliliği varsayımı ile hesaplama yapmaktadır [41].RFM modellerinde müşterinin hareketlerinin yenilik, frekans ve parasal durumuna göre müşteri gruplaması yapılmasını temel almaktadır [42]. Tez kapsamında bu strateji baz alınmıştır.

3.3 Müşteri Türleri

İşletmeler için müşterilerinin talep ve gereksinimlerini anlayarak ürün veya hizmetlerinin süreçlerini tasarlamak, pazardaki ve rekabetteki konumlarını korumaları ve pekiştirmeleri için önemli bir faktördür. Tez çalışmasının bu başlığı altomda kapsamında da müşteriye özel fiyat teklifi yapmak üzere literatürde yer alan müşteri sınıflandırmaları yer almaktadır. Müşteri grupları, ürün ve hizmetin tasarım aşamasından satış aşamasına kadar geçen süreçte yer aldığı konum, işletmeye sağladıkları kar ve gösterilmesi gereken tutum açısından iç ve dış müşteri olmak üzere iki ana başlıkta incelenmiştir [36].

3.3.1 İç müşteri

İç müşteri, işletme içinde çalışan, üretilen ürün veya hizmete doğrudan ya da dolaylı olarak katkı sağlayan personel olarak tanımlanmaktadır [43]. İşletme personelinin iç müşteri olarak tanımlanması, işletme içindeki yapılanmada üretilen ürün veya

hizmetin her aşamasının kendinden önceki aşamaların müşterisi olmasından kaynaklıdır. Dış müşterinin, yani işletme personeli olmayan, diğer müşterilerin, ürün/hizmet konusundaki memnuniyeti iç müşterinin ürüne/hizmete katkısına ve memnuniyetine bağlıdır [43].

3.3.2 Dış müşteri

Dış müşteri kavramı ise işletmenin sunduğu, iç müşterilerin ürettikleri ürün ve hizmetleri satın alma gücüne sahip birey ya da kurumlar olarak tanımlanabilmektedir [44]. Dış müşteriler, satın aldıkları ürünü amaçları doğrultusunda kullanan, ihtiyaç ve beklentilerine uygun kaliteyi seçerek faydalarını maksimum kılmak isteyen kişi veya kurumlardır (Sevimler vd. 2011: 2). İşletmeler dış müşteriler ile uzun dönemli ilişkiler kurmalarını sağlayacak stratejiler izleyerek devamlılıklarını sağlayabilmektedir. Dış müşteriler satın alma hareket ve tutumlarına göre başlıca aşağıdaki gibi sınıflandırılmıştır:

- Aday Müşteri: İşletmenin müşterisi olma potansiyeli olan müşteri grubudur.
- Müşteri: İşletmenin ürettiği ürün ve hizmetleri en az bir kez satın almış kişiler ya da kurumlardır.
- Düzenli Müşteri: İşletmenin ürettiği ürün veya hizmetlerin sürekli satın alıcısı olan ve işletmeye karşı tarafsız tutum içinde olan müşterilerdir.
- Destekleyen Müşteri: İşletmenin halihazırda müşterisi olan ve memnuniyetiyle işletmeyi diğer alıcılara önererek destekleyen müşterilerdir.
- Sadık Müşteri: İşletmeyi diğer alıcılara öneren, işletme hakkındaki olumlu tutumunu çevresindekilere sürekli yansıtan taraftar müşterilerdir.

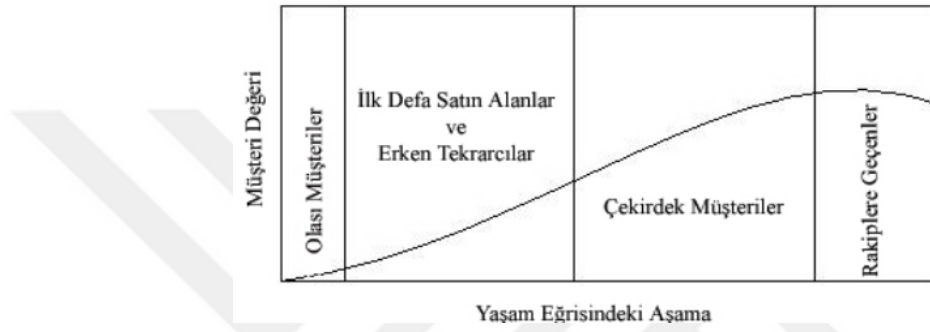
İşletmeler varlıklarını devamlı kılmak için müşterilerinin talep ve gereksinimleri doğrultusunda doğru sınıflandırma yaparak ve bu çalışmalarını pazar araştırmaları ile destekleyerek sürekli gelişmeli ve memnuniyeti en yüksek noktaya taşımalıdır [45].

3.4 Müşteri Yaşam Döngüsü

Bu bölümde, literatürde ele alınan müşteri tiplerini pekiştirmek ve ihtiyaçları doğrultusunda fayda sağlayabilmek amacıyla müşterilerin yaşam döngüsü ayrıca ele alınmıştır. Müşterinin işletme ve ürün ile ilişkili yaşam döngüsü zamana bağlı olarak değişim ve gelişim göstermektedir [46]. Bu ilişki düzeyine bağlı olarak müşterilerin

farklı gereksinimleri olmaktadır. İlişkinin gelişim sürecinde ise müşteri ve işletmenin tutum ve davranışlarının gelişip değişmektedir. Bu farklılıklar yönetimi için müşteri yaşam döngüsünün benimsenip müşteriye özel pazarlama uygulamalarının gerçekleştirilmesi iki taraf için de olumlu sonuçlar doğurmaktadır.

Müşteri yaşam döngüsünde süreç şekil 3.2’de gösterildiği gibi olası müşteriler, ilk defa satın alan ya da yeni müşteriler, işletmenin uzun süredir müşterisi olan çekirdek kitle ve sonrasında rakiplere geçen olmak üzere dört ana başlıkta ele alınmaktadır [46].



Şekil 3.2. Müşteri Yaşam Döngüsü

3.4.1 Olası müşteriler

İşletmenin ya da ilgili ürünün halihazırda müşterisi olmayan ancak işletme için potansiyel değere sahip olan müşteri grubudur [47]. Tez kapsamında yeni kazanım müşteri grubu şeklinde de tanımlanan bu müşteri grubunun uygun fiyatlandırma stratejileri ile işletmeye/ ürüne olan eğilimlerinin satın alma eylemine dönüştürülmesi işletme için büyük önem arz etmektedir. Yeni kazanım süreçleri, müşterinin yaşam boyu değer başlığı altında da inceleneceği gibi, diğer müşteri gruplarının süreçlerine nazaran daha maliyetli olmaktadır. Ancak müşteri kazanıldıktan sonra, müşterinin beklentilerine uygun, tutundurma politikası adı verilen, yöntemler ile yaşam döngüsünde ileri seviyelere taşınması amaçlanmalıdır. Bu sayede gelir-gider dengesi işletme için pozitif açı yaparken müşteri memnuniyeti de sağlanacaktır.

3.4.2 İlk defa satın alanlar

Müşteri, işletmenin bir ürün ya da hizmetini satın alma işlemini ilk kez gerçekleştirdikten sonra bu müşteri grubunda yer alacaktır [47]. Müşteri yaşam döngüsünde de görüldüğü üzere bu aşamada müşterinin işletmeye ya da ürüne tutunma

oranına düşüktür. Bu müşteri grubunun ürün ya da işletme hakkında sahip oldukları bilgi ve davranış biçimlerinin henüz şekillenmemiş olması nedeniyle ihtiyaçlarının karşılanıp karşılanmadığı konusunda değerlendirme süreçleri devam etmektedir.

Satın alınan ürün müşteri bakış açısı ile beklentiye hitap ettiği takdirde müşteri ürünü satın almaya devam ederek yaşam döngüsünde ileri seviyelere taşınabilmektedir. Bu aşamada yaşanabilecek kötü bir deneyim dahi müşterilerin işletme ile olan ilişkilerini sona erdirmelerine neden olduğu bilinmektedir. Müşterilerin devamlılığını dolayısıyla işletmenin sürdürülebilir kılma amacını sağlamak amacıyla bu aşamadaki müşterilerin satış sonrasında da takibi faydalı sonuç sağlayacak bir etken olacaktır [47].

3.4.3 Erken tekrarcılar

Ürün veya hizmeti satın aldıktan sonra tekrar satın alan müşteri grubudur. İlk defa satın alan müşteri grubuna göre tekrar satın alma eğilimi daha yüksek olan müşterilerdir. Ancak bir alt başlıkta incelenecek olan çekirdek müşteriler ile kıyaslandığında ise işletmeye, markaya veya ürüne tutunma konusunda hassasiyetleri devam etmektedir. Beklentilerinin karşılanmaması halinde rakip işletmeleri tercih edebilmektedirler [48].

3.4.4 Çekirdek müşteriler

Ürün veya hizmeti sürekli satın alan, kendilerine sunulan değer in ihtiyaç ve gereksinimlerini karşıladığını düşünen müşteri grubudur. İlk defa satın alan ya da erken tekrarcı müşteri gruplarına nazaran rakiplere yönelme olasılıkları daha düşüktür. İşletmelerin müşteriye tutma ve müşteri başına satış oranlarının en yüksek olduğu kitledir. İşletmeler bu durumdan dolayı rehavete kapılıp özensiz uygulamalar sergilerse elbette müşterileri kaybedebilmektedirler [48].

3.4.5 Rakiplere geçenler

Müşteriler, ürün/ hizmetten beklentilerini karşılayamadığı takdirde ve işletmenin bu sorunu müşteriye memnun edecek şekilde çözememesi halinde rakip hizmetleri değerlendirmek istemektedir. İşletmeyi terk eden veya rakiplere geçen müşterinin doğru biçimde tanımlanması ve varsa sorunun ne olduğunun anlaşılması müşterinin yeniden kazanılması konusunda önemli bir adım olacaktır. Rakip işletmelere geçen müşterilerin geri kazanılması amacıyla müşteri hareketlerinin takip edilmesi ve bu hareketlerden yola çıkılarak modeller tasarlanması faydalı olabilmektedir [48].

4. MAKİNE ÖĞRENMESİ ALGORİTMALARI

4.1 Makine Öğrenmesi

Makine öğrenmesi algoritmaları insanların öğrenme şekillerini taklit ederek modellerin kullanımını aşama aşama artırmayı hedeflemektedir. Literatürde ele alınan ve günümüzde geliştirmeye çalışılan çok sayıda makine öğrenmesi algoritması mevcuttur. Yapay sinir ağları, karar ağaçları, regresyon analizleri, Bayes sınıflandırması bu algoritmaları başlıca örnek verilebilmektedir [19].

Makine öğrenmesi algoritmaları başlıca Denetimli ve Denetimsiz öğrenme olmak üzere iki ana başlıkta incelenmektedir [49]. Bu yöntemlerin yanı sıra literatürde ele alınan pek çok algoritma mevcuttur. Takviyeli öğrenme, Aktif öğrenme, Yarı Denetimli Öğrenme bu çalışmalara örnek verilebilmektedir.

4.1.1 Denetimli öğrenme

Bu öğrenme yönteminde öğrenilmesi hedeflenen giriş ve çıkış verileri, kategori ve sınıflandırmaları makineye girdi olarak verilerek bu bilgilerden anlamlı bir sonuç elde edilmesi amaçlanmaktadır. Özetle eğitilmesi hedeflenen veri seti algoritması öncesi hazırlanarak bir gözetmen yardımı ile makineye öğretilmektedir. Makine tanıtılan örneklem veri ile tahmin yapmak istenilen bilgiler arasında regresyon ve sınıflandırma yardımı ile bağlantı kurmaktadır. Ardından varsayım sonucu ile öğrenmenin başarısı ölçülmektedir .

Denetimli/ Gözetimli öğrenme ile tahmin edilen veri ile girdi olarak kullanılan veri arasındaki hata farkı en aza indirgenmeye çalışılmaktadır. Özetle algoritma çıktısı ile gerçek değer arasındaki fark ölçümlenmektedir. Hata farkı her bir girdinin algoritma tarafından üretilen çıktısı ile gerçek değeri arasındaki fark olarak tanımlanabilir.

Model eğitildikten girdi olarak sisteme tanıtılan veri setinde bulunmayan girdi verilerek gerçeğe en yakın çıktı vermesi amaçlanmaktadır.

Literatürde sıkça kullanılan gözetimli öğrenme algoritmalarına Bayes Sınıflandırıcıları, Karar Ağaçları, Zaman Serisi Analizi, Regresyon Analizi, Yapay Sinir Ağları, Destek Vektör Makineleri örnek verilebilmektedir.

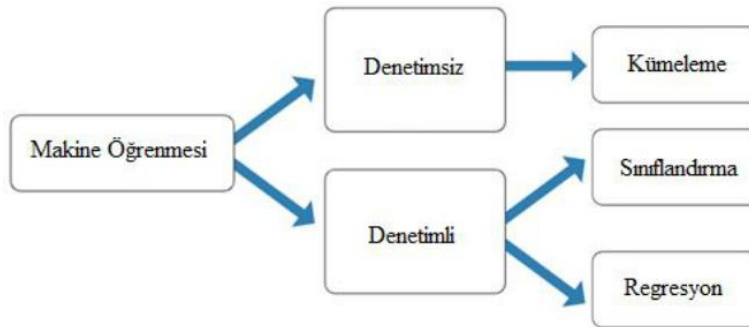
4.1.2 Denetimsiz öğrenme

Bu öğrenme yönetimde gözetimli öğrenme algoritmalarından farklı olarak sonuç yani çıktı ve etiketleme bilgisi bulunmamaktadır. Bir diğer deyişle makineye yalnızca girdi verisi verilmektedir. Ayrıca makine öğrenmesi bir gözetmen aracılığı ile yapılmamaktadır. Sistem girdi verisindeki ilişkiyi kümeleme, birliktelik kuralı ve boyut azaltma yöntemlerini kullanarak işlem yapmaktadır [49].

Bu algoritmanın amacı sonuç bilgisini gerçek veri ile en yakın değere ulaştırmaktan ziyade girdi verisinde örüntü elde etmek ve bu örüntü içerisinde anlamlı bir bütünlük sağlamaktır. Bu nedenle veri madenciliğine yakın bir çalışmadır.

Denetimsiz/ Gözetimsiz öğrenme algoritmalarına Korelasyon Analizi, K- Ortalama Kümeleme, Hiyerarşik Kümeleme örnek verilebilmektedir [49].

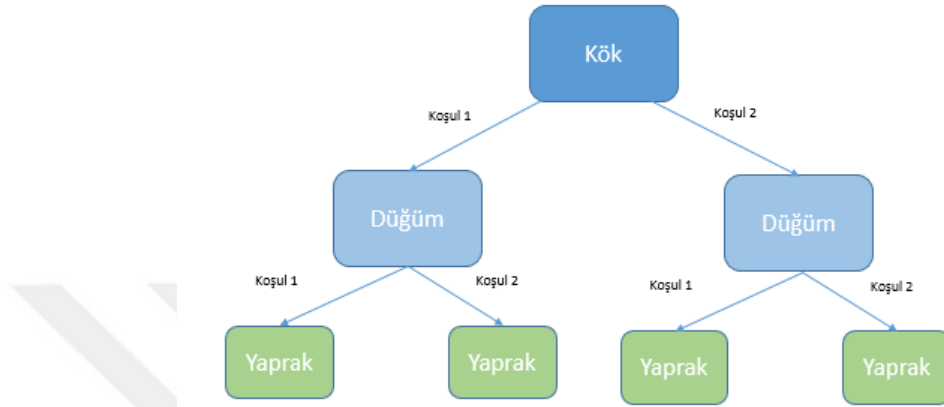
Şekil 4.1’de makine öğrenmesi algoritmalarının sınıflandırması yer almaktadır. Problem çözümlerinde bu algoritmalarından bir ya da birkaçı kullanılabilir.



Şekil 4.1. Makine Öğrenmesi Algoritma Sınıflandırmalar

4.2 Karar Ağaçları

Karar ağaçları, veri madenciliği, regresyon analizi ve sınıflandırma problemlerinde kullanılan, ağaç tabanlı algoritmalardan biridir. Karmaşık veri setlerinde kullanılabilir [12]. Şekil 4.2’de örnek karar ağacı gösterimi yer almaktadır.



Şekil 4.2. Karar Ağacı gösterimi

Karar ağacının ilk hücresine kök denmektedir. Her bir gözlem kökteki koşula göre ayrılarak sınıflandırılmaktadır. Kök hücrelerinin altında karar verme noktaları olan düğümler bulunmaktadır. Düğümler yardımıyla gözlemler sınıflandırılmaktadır. Karar ağacının en altında ise sınıflandırılan veya sayısal değer atanarak sonucu veren yapraklar yer almaktadır [12]. Korelasyonu düşük olan iki değişkenin tahmin oranları da düşüktür. Tahmin oranının düşük olduğu problemlerde

Karar Ağacı algoritmalarının kullanımı başarılı sonuç vermektedir [12]. Karar ağaçlarının mantığına dayanarak literatürde ele alınan ve farklı problem veya veri setlerine has çözüm geliştiren üç temel algoritma bulunmaktadır: Rastgele Orman, Torbalama ve Artırma algoritmaları [50]. Çözüm mantıkları ile bu başlık altında incelenecek bu algoritmalardan artırma algoritması tez kapsamında kullanılan algoritmadır ve çeşitleri detaylıca ilgili başlık altında değinilmiştir.

4.2.1 Rastgele orman

Rastgele orman yöntemi tahmin edilmesi planlanan veri setlerinin sınıflandırılması, gruplanması ve regresyon analizi için kullanılan bir yöntemdir. Karar ağaçlarının bir araya getirilmesi ile toplu öğrenme olarak adlandırılan karar ormanı oluşturulmaktadır.

Algoritmanın uygulama adımları şu şekilde özetlenebilmektedir:

1. Gözetimci iki parametre belirler/ seçer.
2. Veri seti makine öğrenmesi ve test amaçlı olmak üzere ikiye ayrılır.
3. Ormanı oluşturan her bir ağaç veri seti alt kümelerine ayrılır.
4. Oluşturulan veri seti alt kümeleri için ikinci adımda uygulanan öğrenme ve test seti belirlenir.
5. Alt kümelerde kök, düğüm ve dallar oluşur.
6. Ormanı oluşturan her bir karar ağacından elde edilen sonuç yani tahmin ortalama alınarak ya da ilgili aralıkta bulunmaması nedeniyle eleme yöntemiyle ayrıştırılarak problemin çözümü elde edilmektedir.
7. Oluşturulan test verileri ile ağaçlardan elde edilen sonuçlar kıyaslanarak hata oranı hesaplanır.
8. Öğrenme verisi ile test verisi arasında en az fark olan, yani hata oranı en az olan karar ağacı öğrenime en çok katkı sağlayan ağacı oluşturur [50].

4.2.2 Torbalama

Torbalama yöntemi regresyon analizlerinde ve istatistiksel sınıflandırma çalışmalarında kullanılan bir yöntemdir. Makine öğrenimi algoritmalarının makine öğrenimi algoritmalarının kararlılığını ve doğruluğunu geliştirmek için tasarlanmış bir makine öğrenimi topluluğu meta-algoritmasıdır [12]. Torbalama yöntemi, rastgele orman yöntemine benzer olarak öğrenme ve test veri seti olmak üzere ayrılarak ele alınmaktadır.

Öğrenme veri seti alt kümelere bölünerek eğitilmek üzere modeller oluşturularak sonuç vermektedir. Torbalama yönteminde rastgele orman yönteminden farklı olarak alt küme seçimi rassal değildir. Rastgele orman yöntemindeki bu rassallık benzer seçimlerin ihtimalini düşüreceğinden daha gelişmiş denilebilmektedir [12].

4.2.3 Artırma algoritması

Bu tez kapsamında kökünde karar ağacı algoritmalarından oluşan Artırma algoritması kullanılmıştır. Artırma algoritmaları makine öğrenmesinde tahminleri ve yapısı zayıf modelleri güçlendirme eğilimindedir [13]. Artırma algoritması ile yapılan tahminler modele tanıtılan verilen doğrultusunda hata oranlarını azalarak gerçek değer ile tahmin değeri arasındaki varyansı en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Algoritma ile

hesaplanan tahminlerden elde edilen hata ile algoritma aynı hatayı yapmamayı ve bu sayede modeli güçlendirmeyi öğrenmektedir.

Algoritmanın aynı hatayı tekrar yapmaması için yineleme gerekmektedir. Modele verilen veri ve algoritma çıktısı olan değere bağlı olarak optimum sonuca ulaşma adımında yapılması gereken yenileme sayısı değişmektedir. Oluşan dallardaki en yüksek hata payını baz alarak yeni tahminlerle ilerlenmektedir [13]. Artırma algoritmalarına başlıca XGBoost, AdaBoost, CatBoost, Gradyan Artırma algoritmaları örnek verilebilmektedir. Tez kapsamında Gradyan Artırma algoritması kullanılmıştır.

4.2.3.1 XGBoost algoritması

XGBoost, Aşırı Gradyan Artırma, temel Gradyan Artırma yönteminin çözüm hızı ve performansı açısından geliştirilmiş uygulamasıdır. Rastgele orman yöntemine dayalı karar ağacı tabanlı algoritmadır. Aşırı Gradyan Artırma algoritmasının hızlı performansının yanı sıra en önemli başarılarından bir diğeri de yüksek tahmin gücü ile değeri olmayan verileri yönetebilmesi ve aşırı öğrenme sonucu optimumdan sapma durumunun önüne geçebilmesidir. Ayrıca az kaynak tüketimi sayesinde yazılım ve donanımsal açılarından tercih edilmektedir [16].

4.2.3.2 AdaBoost algoritması

AdaBoost, Uyarlanabilir Artırma, Torbalama yöntemine dayalı karar ağacı tabanlı algoritmadır. Veri seti parçalara ayrılarak sıralı bir biçimde değerlendirilmektedir. Her bir veri seti ayrı algoritmalar oluşturularak test edilmektedir. Bir diğeri deyişle Adaboost algoritması tahmin değerini oluştururken tüm dallara yeni bir tahminci ekleyerek hesaplama yapmaktadır. Her karar ağacı iki yaprak yani iki çözüm oluşturmaktadır. Doğru değere en yakın tahmin ile çözüme devam edilmektedir. Bu sayede algoritma tahmin değerleri ile kendini eğitmektedir. Bu işlemin dezavantajı çözüm süresini uzatması ve buna bağlı maliyetin artmasıdır [16].

4.2.3.3 CatBoost algoritması

CatBoost, Kategori Artırma, karar ağaçları tabanlı gradyan artırma algoritmasıdır. Kategori Artırma algoritmasını diğeri artırma algoritmalarından ayıran en önemli özelliği, kendine özel kodlama tekniği ile girdi değerlerini metin, tarih, sayı vb.

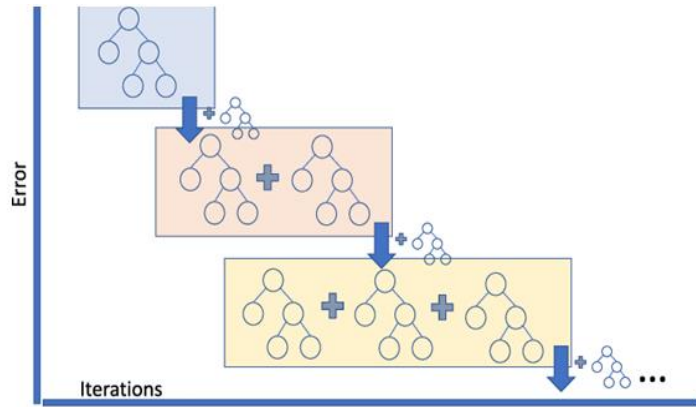
sınıflandırmalarını sayılara dönüştürmeden sonuç verebilmesidir. Bu sayede hız açısından avantaj sağlamaktadır.

Ayrıca Kategori Artırma algoritması değeri olmayan verileri ayırt ederek çalışmakta ve simetrik dallanma ile çözüm geliştirebilmektedir. Bu sayede aynı dallarda oluşan tahmin değerlerinden en iyi çözümü baz alarak, çok derinleşmeden ve aşırı öğrenme durumuna mahal vermeden en iyi çözüme ulaşabilmektedir [17].

4.2.3.4 Gradyan artırma algoritması

Gradyan Artırma algoritması, ilk tahmini gözlem değerlerinin ortalaması olarak temel almakta ve ardından bu değer üzerinden tahmini geliştirmeye çalışan karar ağaç tabanlı bir algoritmadır [18]. Kayıp değeri hesaplanarak tahminin güçlendirilmesi amaçlanmaktadır. Gradyan bir artışla öğrenme seviyesi artırılıp kayıp fonksiyonu da tersi yönde gradyan bir azalışla en aza indirgenmektedir.

Şekil 4.3'te iterasyon sayısı yani dallanma arttıkça hata oranının azaldığı paylaşılmıştır. Bu işlem ile yapılan tahmin değeri ile gerçek değerler arasındaki varyansın sıfıra yani en aza indirilmesi amaçlanmaktadır. Bu sayede tahminlenen değerler ile ilgili çalışmalarda optimuma en yakın seviyede başarı sağlanacaktır [19]. Gradyan artırma algoritmasının mantığı kayıp fonksiyonunu oluşturan hatayı tekrar tekrar kullanarak zayıf olan modeli güçlendirmeye çalışmaktır. Belli bir adımdan sonra değişmeyen sonuç ve oluşan benzer dallanma yani örüntüler elde edildikten sonra algoritma çalışması durdurulmaktadır. Aksi takdirde mevcut sonuçtan saparak anlamsız çıktılar elde etmeye başlayabilmektedir [19].



Şekil 4.3. Gradyan Artırma Algoritmasının Hata Oranı- Dallanma arasındaki ilişkisi

5. FİYATLANDIRMA STRATEJİLERİ

5.1 Fiyatlandırmanın Tanımı

Literatürde fiyat kavramının tanımı pek çok bilim dalınca ele alınarak yapılmıştır. Kotler ve Armstrong'a göre fiyat, müşterilerin bir ürün veya hizmetten fayda sağlamak amacıyla vazgeçtiği tüm değerlerin toplamıdır [9]. Arz- talep dengesini kurarak işletmelere kar faydası sağlaması ve öngörü oluşturmaya sebebiyle önemli bir etmendir [22]. İşletmelerin en önemli gelir kaynağı olması nedeniyle de işletme kararlarını etkileyen en önemli yapıtaşlarından birini oluşturmaktadır [23].

Fiyatlandırma ise ürün veya hizmetlerin pazardaki değerinin belirlenmesi için yapılan hesaplama ve değerlendirme işlemine denmektedir [24]. İşletmeler ürün veya hizmetlerinin fiyatlandırma işlemi hesaplarırken müşterilerin ilgili ürüne olan ihtiyaç, hassasiyet ve talebi, ürünün meydana gelme sürecini oluşturan her türlü maliyeti, pazarda yaratacağı rekabet ortamı ve bundan kaynaklanacak her türlü iç ve dış unsurları göz önüne almaktadır. İç unsurları işletme yönetimince takip ve kontrolünün yapılabildiği amaç, yöntem ve stratejik karar noktaları olarak tanımlamak mümkündür. Dış unsurlar ise pazar ve ürünün konumu dolayısıyla kaynaklanacak yasal düzenlemeler, rekabet ve bunun getireceği her türlü risk, fırsat, özetle gelişmeler olarak tanımlanabilmektedir [26].

İşletmelerin fiyatlandırma işlemi yaparken ulaşmak istedikleri temel amaçlar bulunmaktadır. Fiyatlandırma amaçlarının en temel hedefi işletmelerin kar getirisini enbüyüklemektir [27]. Bu amacı sağlamak için işletmeler satışları enbüyüklemeyi hedeflemektedir. Satış hacmini enbüyükleme amacı aynı zamanda işletmenin pazardaki konumunu ve bu konumun sürdürülebilir kılınması amacına da hizmet etmektedir [26]. Pazarda var olmak ve bu konumun devamlılığını sağlayıp geliştirebilmek amacıyla işletmeler rakip işletmelerin fiyatlarını, fiyatlandırma yöntem ve stratejilerini takip etmektedir [28].

5.2 Fiyat Politikası

İşletmeler, özellikle yoğun rekabetin yaşandığı ortamlarda, piyasaya sundukları ürün veya hizmet ile neyi amaçladıklarına karar verdikten sonra bu amaca uygun stratejiler geliştirmektedir. Bu stratejilerden finansman kaynağı sağlayan ve işletmenin devamlılığını sağlama konusunda belirleyici unsurlardan biri olan fiyatlama stratejilerinin amaçları bu başlık altında incelenmiştir. Fiyat politikasının hedefleri müşteri, işletme ve pazar açısından üç ana başlıkta ele alınmaktadır [51]:

1. Müşteri açısından, fiyat algısını etkileyen tüm faktörleri belirleme, inceleme, kıyaslama ve karar vermek olarak tanımlanabilmektedir. Müşteri kendi talep ve beklentilerini, ekonomik parametrelerine en uygun olacak şekilde karşılayan ürün ya da hizmeti tercih edecektir.
2. İşletme açısından fiyat politikası, pazar paylarında ve karda artış olarak özetlenebilmektedir. Bahsi geçen kar brüt kardaki iyileşme olacağı gibi kara katkı sağlayan diğer unsurlar, gelir-gider dengesi veya yapılan yatırımlardaki dönüş oranları olarak tanımlanabilmektedir.
3. Pazar açısından ise fiyat politikası, pazarın büyümesi ve gelişmesi, üretim ve satış kanallarının çeşitlenmesi ve başarısını hedeflemektedir [51].

Özetle, müşterinin fiyat algısı ürüne, hizmete veya doğrudan işletmeye bağlılık sağlayacağı gibi pazarın devamlılığı konusunda da kilit rol oynamaktadır. Bu nedenle işletmelere müşteri memnuniyetinin sağlanmasını temel hedef olarak almaları tavsiye edilmektedir.

5.3 Fiyatlandırma Amaçları

İşletmelerin genel amaçlarına hizmet eden ve kar getirisi sağlayan en önemli karar noktası fiyatlama değildir. Bu noktada işletmelerin fiyatlama yaparken başlıca hedefleri şu şekilde özetlenebilmektedir [9]:

1. Kar enbüyükleme
2. Satış hacmi enbüyükleme
3. İşletme devamlılığını sağlama
4. Ürün/ hizmet konumlandırma
5. Rekabetçi amaçlar.

5.3.1 Kar enbüyükleme

İşletmelerin fiyatlama uygulamalarında en öncelikli amaçlarından biri en yüksek karı sağlayacak şekilde ürün/ hizmetlerinin fiyatlarını belirlemektir. Fiyatlama modellerini bu bağlamda tasarlarlarken işletmeler, ürünü oluşturan gelir ve maliyetleri, ürüne olan talebi bilmekte veya tahmin modelleri ile hesaplamaktadır [27]. Bu bilgilerin yanı sıra rakip işletmelerin fiyatlandırma çalışmaları, talepteki değişimler, pazarı etkileyecek bileşenlerdeki dinamizme göre stratejiler değişiklik gösterebilmektedir.

5.3.2 Satış hacmi enbüyükleme

Satış hacmini enbüyükleme çalışması ile işletmeler pazara yayılmayı hedeflemektedir. Özellikle ürünün yeni sunulduğu veya kampanyaların olduğu dönemlerde, yüksek hacimde satış yapmak istenmektedir. Bu amaca yönelik olarak çoğunlukla düşük fiyat stratejisi uygulayarak pazarda yüksek bir pay kazanıp uzun vadede kar getirisinin de enbüyüklenmesi amaçlanmaktadır [26].

5.3.3 İşletme devamlılığını sağlama

İşletmelerin kar& satış hacmi enbüyükleme gibi finansal hedeflerinin yanı sıra pazarda var olma ve yaşamını sürdürülebilir kılma hedefi de bulunmaktadır. Özellikle tez kapsamında ele alınan banka gibi rekabetin kızışık olduğu pazarlarda işletmeler ancak değişen koşullara uygun hareket ederek bu hedefi mümkün kılabilir [25].

5.3.4 Ürün/ hizmet konumlandırma

İşletmelerin fiyatlandırma yaparken hedefledikleri bir diğer unsur da piyasaya sundukları ürünün ya da hizmetin pazarda konumlanmasıdır. Bu amaca da müşterinin ürüne/ hizmete biçecekleri değer ile yani satın alma fiyatı ile işletmenin sunduğu fiyatın paralel olması ile ulaşılabilmektedir. Ancak bu sayede işletme müşteride yer edinebilmekte ve pazardaki yerini bulabilmektedir [29].

5.3.5 Rekabetçi amaçlar

İşletmelerin fiyatlandırma yaparken baz aldığı bir diğer husus rekabetçi hedefleridir. Bu hedefler fiyatlamamanın ekonomik ya da varoluşsal amaçlarını desteklerken ayrıca pazarda var olma, rekabete yol vermek gibi işletmenin diğer planlarına da fayda sağlamaktadır. Bu amaçlara pazar payını artırmak, pazara girişleri önlemek veya işletmelerin rekabette ileri gitmelerini engellemek örnek verilebilmektedir [28].

5.4 Fiyatlandırma Stratejileri

İşletmeler, bahsi geçen kar, rekabet ve pazarda var olma amaçları nedeniyle doğru fiyatlandırma stratejilerini uygulamayı hedeflemektedir. Fiyatlandırma stratejileri ürünün yaşam döngüsüne bağlı olarak yeni ürün ve mevcut ürün süreçleri olarak ele alınmaktadır. Tez kapsamında mevcut ürün fiyatlandırma stratejisi incelenmiştir.

5.4.1 Yeni ürün fiyatlandırma stratejileri

Literatürde yeni ürün fiyat stratejileri yüksek ve düşük fiyat stratejileri olmak iki ana başlıkta ele alınmaktadır.

5.4.1.1 Yüksek fiyat stratejileri

İşletmelerin kar ve yüksek kazanç elde etmek, işletmenin, ürünün ve sektörün değer algısını yaratmak amaçları ile uyguladığı stratejik yöntemdir. Aşağıdaki alt stratejiler temel alınarak uygulanmaktadır [28]:

Pazarın kaymağını alma: Pazara giriş süreçlerinde uygulanan, işletmelerin satış hacmini artırma amacına yönelik değer algısı oluşturma yöntemidir. Yüksek fiyat stratejisi uygulanarak yüksek kar ve kazanç elde edilmektedir. İşletme veya ürünün kalite değeri ön plana çıkarılmaktadır.

Ödüllü fiyatlandırma: İşletmelerin, ürünlerine yüksek fiyat biçilmesi halinde ürünün daha değerli ve kaliteli olduğu imajı yaratılmaktadır.

Koruyucu fiyatlandırma: İşletmelerin, özellikle pazara yeni girmiş ya da ciro ve marka değeri bakımından daha küçük olmasına rağmen rekabet ortamını yönetebilmek amacıyla uyguladığı bir yöntemdir. Ürün, marka ve sektör değer algısı oluşturulmaktadır.

5.4.1.2 Düşük fiyat stratejileri

İşletmelerin pazara giriş ve sonraki süreçlerde varlıklarını koruyup geliştirmek ve bu kapsamda rekabet ortamını kontrol edip kar getirisi sağlamak amacıyla çeşitli yöntemlerle uyguladıkları stratejilerdir. Bu yöntemlere başlıca aşağıdaki örnekler verilebilmektedir [28]:

Pazara nüfuz etme: Özellikle fiyat hassasiyetinin bulunduğu sektör, ürün veya müşteri gruplarının olduğu durumlarda uygulanan bu strateji işletmelerin pazardaki konumlanma amacına hizmet etmektedir. Satış hacminin yüksek olduğu ve buna bağlı

olarak düşük maliyetle de elde edilecek ürünlerin pazara nüfuz etmesi de bir diğer amaçtır. Bu sayede rekabetçi hedefler de sağlanmaktadır.

Pazara girişleri engelleme: İşletmelerin özellikle taklidi kolay ve düşük maliyetli ürünlerin üretildiği ortamlarda başvurduğu bir yöntemdir. Rakip işletmelerin pazara girişleri sektörel değer algısı düşürülerek sağlanmaktadır.

Tutundurma: İşletmelerin ürünlerini uygun fiyatlı algısı yaratarak özellikle hâlihazırda var olan müşterilerini tutundurma hedefine yönelik uyguladıkları stratejilerdir. İşletmeler bu yöntem ile yeni kazanımdan çok mevcut müşterilerin işletmedeki ya da ürün özelindeki süreçlerini sürdürerek uzun süreli kar getirisi elde etmeyi amaçlamaktadırlar.

5.4.2 Mevcut ürün fiyatlandırma stratejileri

Mevcut ürün fiyatlandırma stratejileri talep, rekabet ve maliyet odaklı olmak üzere başlıca üç ana başlıkta incelenmekte ve uygulanmaktadır. Bu tez çalışması kapsamında talep ve maliyet odaklı fiyatlandırma kullanılmıştır.

5.4.2.1 Talep (Değer) odaklı fiyatlandırma

Talep odaklı fiyatlandırma, müşterilerin ürüne olan talebi doğrultusunda ürüne değer biçme olarak tanımlanabilmektedir. Söz konusu değer algısı müşterinin ürün fiyatına göstereceği hassasiyetten çok ürünün kalite, marka veya fayda açısından muadil seçeneğinin olmadığı durumlarda kullanılmaktadır [26]. Fiyatlama işlemi işletmenin kar getirisi hedefi göz önüne alındığında müşteriye sağladığı kadar işletmeye de katma değer getirmesi gerekeceğinden talep ile fiyat arasındaki ilişkinin dengeli olması gerekmektedir [9]. Talep durumlarına göre elastik ve inelastik talep olmak üzere iki ayrı kavram olarak incelenmektedir [30]:

Elastik talep: Müşterilerin ürüne olan talebi ile işletmelerin ürüne biçecekleri fiyat arasında doğru orantı bulunması durumudur. Müşterilerin fiyat hassasiyetinin yüksek olduğu bu durum işletmeler tarafından talep düşükse fiyatın da düşük olması şeklinde değerlendirilmelidir. Aksi takdirde satış hacminde azalma ve kar eldesinde azalma yaşanacaktır. Aynı zamanda rekabette geride kalmak ile de sonuçlanabilmektedir.

İnelastik talep: Müşterilerin ürüne olan talebinin fiyata bağlı değişmediği durumlarda gerçekleşen talep olarak tanımlanabilmektedir. Elastik talebin aksine fiyatın düşmesi halinde ürüne olan talep artmaktadır. Buna bağlı olarak satış hacminde ve işletme kazancında artış gözlemlenmektedir.

5.4.2.2 Rekabet odaklı fiyatlandırma

Rekabete yönelik fiyatlandırma stratejisi, rekabet amacına hizmet eden bir yöntem olup talebe bağlı fiyat belirlemekten farklı olarak pazar fiyatlarını gözeterek fiyatlandırma işlemini yapmak olarak tanımlanabilmektedir. Piyasa fiyatını esas alma ve ihale yönetimi olmak üzere iki şekilde uygulanabilmektedir [25]:

Piyasa fiyatını esas alma: İşletmelerin piyasa fiyatını temel alarak fiyatlama yapma yöntemidir.

İhale usulü: Rakip işletmelerin fiyatlarının tahminine dayalı teklif verilmesi yöntemidir.

5.4.2.3 Maliyet odaklı fiyatlandırma

Ürünün üretiminden satış aşamasına kadar gerçekleşen tüm işlemlerin maliyetine dayalı fiyatlama yapılması yöntemidir [9]. Maliyet artı kar ve sabit kar hedefli olmak üzere iki şekilde uygulanabilmektedir [26].

Maliyet artı kar yöntemi: Ürün fiyatı, aşağıdaki formülde de tanımlandığı üzere, ürünün elde edilme sürecindeki maliyetine kar oranı eklenerek hesaplanmaktadır [26].

$$\text{Birim maliyet} = \text{Değişken maliyet} + \frac{\text{Toplam sabit maliyet}}{\text{Beklenen satış seviyesi}} \quad (5.1)$$

$$\text{Maliyet artı kar fiyatı} = \text{Birim maliyeti} \times (1 + \text{Kar marjı } \%) \quad (5.2)$$

Sabit kar hedefli fiyatlandırma: Bu fiyatlandırma stratejisinde satış gelirleri ile ürün maliyeti karşılandıktan sonra sabit kar getirisi sağlamak üzere bir fiyat belirlenmektedir. Ürün maliyeti karşılandıktan sonra kar edilmeye başlanan nokta başa baş noktası olarak adlandırılmaktadır ve aşağıdaki gibi hesaplanmaktadır. Hedef kar miktarının formülü ayrıca incelenmiştir [26].

$$\text{Başa baş noktası} = \frac{\text{Sabit Maliyetler}}{(\text{Fiyat} - \text{Değişken Maliyet})} \quad (5.3)$$

$$\text{Hedef Kar Miktarı} = \frac{\text{Sabit Maliyet} + \text{Hedeflenen Kar Miktarı}}{(\text{Fiyat} - \text{Değişken Maliyet})} \quad (5.4)$$

6. ALGORİTMA VE HESAPLAMA YÖNTEMİ

Bu başlıkta altında mevcut müşteriler ile ilgili tahminlemenin yapıldığı Gradyan Artırma algoritması ve fiyatlandırma hesaplaması ele alınacaktır.

6.1 Gradyan Artırma Algoritması Çözüm Yöntemi

Gradyan artırma algoritmasının çözüm mantığı oluşturulacak her yaprakta tahmini güçlendirmek üzerine kuruludur. Her tahmin hatasında yeni ağaçlar oluşturularak tahmin değeri ile veri setinde gerçekleşen değer arasındaki fark enküçüklenene kadar bu çalışma devam etmektedir [19]. Algoritma çözüm yöntemi aşamalarıyla aşağıda açıklanmaktadır:

1. İlk tahmin değeri ağacın ilk yaprağıdır ve tahmin edilecek değerini yani hedef değişkeninin ortalaması alınarak hesaplanmaktadır.
2. Bu ilk tahmin değeri ile gerçekleşen değeri arasındaki fark hesaplanarak hata değeri bulunmaktadır.
3. İlk ağaç bu tahmin modeli üzerine kurulmaktadır.
4. İlk tahmin değeri ile gerçekleşen değer eşit gelebilmektedir. Bu tahmin aşırı öğrenme olarak tanımlanmakta ve modelin gelişimini engellemektedir. Bu nedenle karar ağaçlarına, çalışma ve gözlemcinin analizleri sonucunda, 0 ile 1 arasında öğrenme payı verilmektedir. İlk yaprak sonucu oluşturulacak tahmin ilk yaprakta elde edilen tahmin ile öğrenme payının çarpılmasıyla elde edilmektedir.
5. Bu geliştirme mantığı temel alınarak, ilk yaprakta elde edilen tahmine her ağaçta elde edilen değer ile öğrenme payının çarpımı eklenerek anlamlı sonuç alınmaya kadar algoritma çalıştırılmaktadır.

6.2 Algoritma Sezgisinin Matematiksel Gösterimi

Bu başlık altında algoritma hesaplama yöntemi ve açıklaması yer almaktadır [19].

Veri seti:

$$x_i \text{ ve } y_i = 1 \dots n$$

$$m = 1 \dots M$$

$$Y_i = i. \text{ gözlem değeri}$$

$$\gamma = \text{tahmin değeri}$$

Hesaplama Adımları:

$$F_0(x) = \underset{\gamma}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n L(Y_i, \gamma) \quad (6.1)$$

$$L = \frac{1}{n} \times \sum_{i=1}^n (Y_i - \gamma_i)^2 \quad (6.2)$$

$$R_{im} = - \left[\frac{\partial L(Y_i, F(x_i))}{\partial F(x_i)} \right]_{F(x)=F_{(m-1)}(x)} \quad i = 1 \dots n \quad (6.3)$$

$$\gamma_m = \underset{\gamma}{\operatorname{argmin}} \sum_{i=1}^n L(Y_i, F_{(m-1)}(x_i) + \gamma h_m(x_i)) \quad (6.4)$$

$$F_m(x) = F_{(m-1)}(x) + \alpha \times \gamma_m h_m(x) \quad 0 < \alpha \leq 1 \quad (6.5)$$

$$h_m(x) = \sum_{j=1}^{Jm} b_{jm} R_{jm}(x) \quad (6.6)$$

Veri setinde tanımlı olan i değeri gözlem değerleri olup 30 model çıktısındaki yaklaşık 1.000.000 adet müşteriye tekabül eden bir değerdir.

M değeri ise model içinde kurulan m adet ağacı temsil etmektedir.

(6.1) numaralı formülle gözlemlenen değer ile model çıktısı sonucu elde edilen tahmin değeri arasındaki farkı oluşturan, (6.2) numaralı formülde detaylı açıklanan, kayıp fonksiyonunun enküçüklenmesini amaçlanmaktadır. İlk fark değeri, mevcut durumda gözlemlenen değer ile sonraki adımlarda hesaplaması yapılan ve ilk tahmin değeri için gözlem değerlerinin ortalaması olarak elde edilen gözlem değeri arasındaki fark alınarak hesaplanmaktadır. Bu nedenle ilk tahmin değeri sabit bir değer olarak ele alınmak üzere γ ile ifade edilmektedir.

(6.2) numaralı formülle gözlem değeri ile tahmin değeri arasındaki farkı oluşturan kayıp fonksiyonu tanımlanmıştır. Bu tanım ortalama kare hatası ile yapılmaktadır.

(6.3) numaralı formül ile tahmin değeri ile gözlem değeri arasındaki sözde artıklar hesaplanmaktadır. Bu fark değeri bir önceki formülde açıkça tanımlanmış olup türevlenebilir bir fonksiyondur ve türevi alınarak artık değeri bulunmaktadır.

Sonraki adımlarda bu sözde artıklar üzerinden model oluşturulup tahmin değerleri hesaplanmakta ve artık değerlerinin enküçüklenerek modelin doğruluğu ve tahmin gücü iyileştirilmektedir.

Bu formül ile her gözlem için kayıp fonksiyonunun türevi alınıp sonuçları toplanmakta ve sıfıra eşitlenmektedir. Bu sayede kayıp fonksiyonunun en küçük değeri bulunmaktadır.

İlk tahmin değeri, türev çözümünden de anlaşılacağı üzere, değerlerin toplanıp sıfıra eşitlenmesi ile çözümlenerek, ilk gözlem değerinin ortalamasından oluşmaktadır.

Parametrelerde tanımlı olan, tahmin değerini oluşturan fonksiyon müşteri hareketlerinden yola çıkılarak elde edilmektedir. Müşteri hareketleri ve bu hareketlerin tahmin değerini etkileme oranı olan ağırlıklı çarpım değeri ile çarpımının toplamı ile elde edilmektedir. Bu değerler şirket içi unsurları oluşturduğu için, stratejik olarak paylaşılacakla birlikte, gözlem değerine karşılık gelecek şekilde parametrik olarak tanımlanmıştır.

(6.4) formülü ile tanımlı olan kısıt karar ağacı döngüsünün başladığı, yaprakların düğümleri, düğümlerin ağaçları oluşturacağı çözüm adımıdır. Bu adımdan itibaren tüm adım süreçleri M kez yinelenmektedir. M, yaratılan ağaç sayısını ve m, oluşan ağacın indeksini temsil etmektedir.

Parantezin içinde yer alan değer kayıp fonksiyonunun türevidir. Parantez dışındaki değer ise önce ağaçta elde edilen model tahmini yani gözlem değeri görülmektedir. Bu adım her hata için yeniden tekrar edilerek her gözlem için tahmin değeri hesaplanmaktadır. Her tahmin değeri yaprağı oluştururken yaprakların hata payları ile ayırarak ağacı oluşturduğu gözlemlenmektedir.

Bir önceki $F_{(m-1)}(x)$ tahminine göre kayıp fonksiyonunun türevini alınıp -1 ile çarpılarak R_{im} artıkları/ hata değerleri hesaplanmaktadır. Alt simge indeksinde görüldüğü üzere, R_{im} her bir i örneği için hesaplanır. Hesaplanan bu değer + / - yönde kayıp fonksiyonunun en aza indirilebileceği büyüklüğü veren negatif gradyandır. i ağaçtaki bir uç düğümü ve I toplam yaprak sayısını temsil etmektedir.

(6.5) formülü ile tanımlı olan öğrenme payı ile yeni ağacın tahmin değeri bir önceki ağaçta elde edilen tahmin değeri ile toplanarak döngü devam ettirilmekte, nihayetinde minimum kayıp fonksiyonu ile tahmin değerine ulaşılmaktadır. Öğrenme payı 0 ile 1 değeri arasında değer alabilmekte olan bir parametredir, bu çalışma kapsamında çözüm hızında en uygun değer olarak saptanmasından yola çıkılarak 0.1 olarak hesaplanmış ve kullanılmıştır.

(6.6) formülü ile m. adımda genel gradyan artırma, sözde artıklara bir $h_m(x)$ karar ağacına uyacaktır. J_m m. Adımda oluşan yaprak sayısını vermektedir. Oluşan karar ağacı, girdi setini J_m ayrık bölgelere $R_{1m} \dots R_{jm}$ olarak bölmekte ve her bölgede sabit bir değer tahmin etmektedir. Her x değeri için $J_m(x)$ çıktısı toplam olarak yazılır ve formülde yer alan b_{jm} değeri R_{jm} bölgesinde tahmin edilen değerdir.

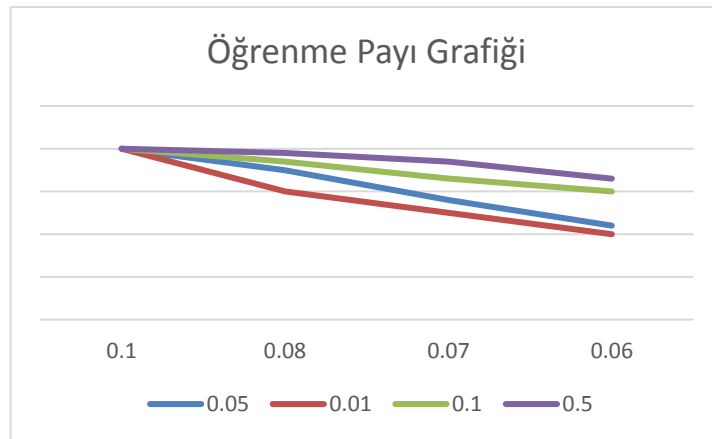
Ardından b_{jm} katsayıları, kayıp fonksiyonunu en aza indirmek için satır arama kullanılarak seçilen bir γ_m değeri ile çarpılmakta ve (6.4) formülü ile model güncellenerek (6.5) formülü ile son hali verilmektedir.

6.3 Algoritma Sezgisel Hesaplama Örnekleri

Gradyan artırma algoritması hesaplama yönteminin 3 iterasyonlu, 4 düğümlü örnek çalışması ve matematiksel hesaplaması detaylı anlatımı aşağıda yer almaktadır. Bu çalışma kapsamında oluşturulan yaprak, ağaç ve model sayısı çok değişkenli ve yüksek adette olmak ile birlikte bu tez çalışması kapsamında gizlilik gereği yalnızca yalın bir örnek ile ele alınmıştır.

Bu kapsamda 10 müşteri örneğinin, algoritmaya girdi olan 4 temel özelliği ele alınmış ve tahmin edilmesi amaçlanan temdit etme değerinin mevcut gözlem değeri paylaşılmıştır. Müşteri örneklerinin mevcut vadeli mevduat hesabında yer alan bakiye bandı, temdit etmesi tahmin edilen bakiye tutarının müşterinin tüm hesaplarında yer alan toplam bakiyeye oranı, müşterinin son iki dönem içerisindeki faiz değişikliği, hesap açılış kanalı ve mevcut dönemde temdit etme gözlem değeri yer almaktadır.

(6.3) numaralı formülde hesaplandığı üzere ilk tahmin değeri mevcut gözlem değerlerinin ortalamasından oluşmaktadır ve ilk iterasyon için 0,6 olarak bulunmuştur. Ardından (6.2) numaralı formülde yer aldığı üzere hata değeri ilk gözlem değerinden, ilk tahmin değeri çıkarılarak bulunmuştur. Öğrenme payı ile karar ağacının başarısı iyileştirilmeye çalışılmıştır. Tez kapsamında öğrenme payı 0,1 olarak alınmıştır. Değerlendirilen 4 öğrenme payı değeri için Şekil 6.1’de öğrenme payı grafiği paylaşılmıştır.



Şekil 6.1 Öğrenme Payı Grafiği

Görüldüğü üzere hata oranının en az değeri aldığı öğrenme payının 0,1 olması nedeniyle bu şekilde kabul edilerek hesaplamalar yapılmıştır. Bu parametrik değer iyileştirilmesi, karar ağacının iyileştirilmesi/ gerilemesi anlamına geldiğinden, bu değeri hesaplanması ayrı bir çalışmanın konusu olabilmektedir.

6.1 numaralı çizelgede 2. İterasyon değerleri yer almaktadır. Devam eden iterasyon değerleri ve hesaplanma detayları ilgili kısımlarda yer almaktadır.

Çizelge 6.1. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 1. İterasyon

Müşteri	Bakiye Bandı	Temdit Edecek Bakiye/ Total Bakiye	Son 2 Dönem Faiz Değişikliği Tutarı	Açılış Kanalı	Temdit Etmiş mi?	Tahmin_1	Hata_1
1	100-250K	>3/4	=0	Dijital	1	60%	40%
2	100-250K	>3/4	<0	Şube	1	60%	40%
3	50-100K	>2/4	>0	Şube	0	60%	-60%
4	50-100K	>2/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
5	50-100K	>3/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
6	1-5M	>2/4	>0	Şube	1	60%	40%
7	25-50K	>3/4	>0	Şube	1	60%	40%
8	500K-1M	>2/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
9	250-500K	>2/4	=0	Şube	1	60%	40%
10	25-50K	>1/4	=0	Dijital	1	60%	40%

Bu adım ve sonrasında gözlem değerleri (6.4) ve (6.5) formüllerinde tanımlandığı üzere geçmiş adımdaki hata ve öğrenme payı ile hesaplanmakta ve ilk gözlem değerinden çıkarılarak hata değeri bulunmaktadır.

(6.1) numaralı formülde yer alan ve algoritmanın temel amacı olan gözlem değeri ile tahmin değeri arasındaki farkın enküçülenmesi amaçlanmaktadır.

İlgili iterasyonlarda, bir önceki adımda hesaplanan hata değeri ile öğrenme oranı çarpılıp, ilk tahmin değerinden çıkarılarak sonraki tahmin hesaplanmakta ve bu değer ilk gözlem değeri olan temdit edip etmeme durumundan çıkarılarak hata oranı bulunmaktadır.

Çizelge 6.2. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 2. İterasyon

Temdit Etmiş mi?	Tahmin_1	Hata_1	Öğrenme Oranı	Tahmin_2	Hata_2
1	60%	40%	10%	64%	36%
1	60%	40%	10%	64%	36%
1	60%	40%	10%	64%	36%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%
1	60%	40%	10%	64%	36%
1	60%	40%	10%	64%	36%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%
1	60%	40%	10%	64%	36%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%

Çizelge 6.3 ile hesaplama yönteminin 3. İterasyonu yer almakta ve 2. Hata değeri ile öğrenme payı çarpılıp ilk tahmin değerinden çıkarılarak 3. Tahmin değeri hesaplanmış ve gözlem değerinden çıkarılarak hata oranı hesaplanmıştır.

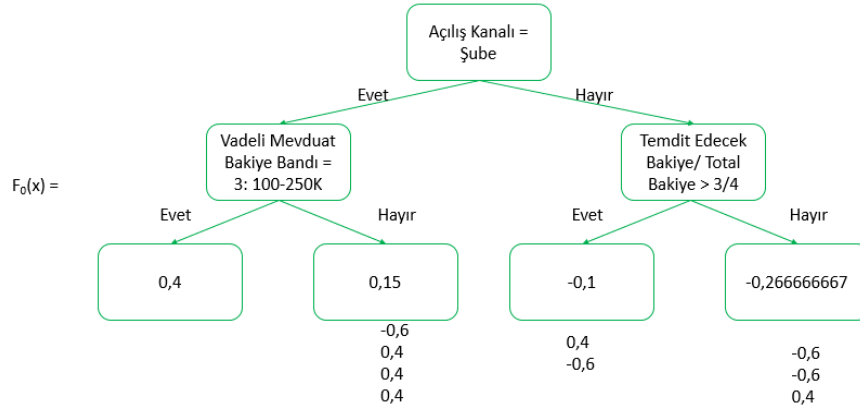
Çizelge 6.3. Algoritmik Hesaplama Yöntemi Örneği – 3. İterasyon

Temdit Etmiş mi?	Tahmin_1	Hata_1	Öğrenme Oranı	Tahmin_2	Hata_2	Tahmin_3	Hata_3
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
1	60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
0	60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%

İlk 3. İterasyonu paylaşılan bu çalışmanın 6 iterasyona kadar hesaplama örneği **Ek 3**'te yer almaktadır. Bu çalışma kapsamında bu adımlar 30 kez yinelenmektedir. Daha fazla adım her zaman daha iyi sonuç anlamına gelmemekte, aşırı öğrenmenin önüne geçmek için bu adım sayısının kararı yine ayrı bir çalışmanın konusudur.

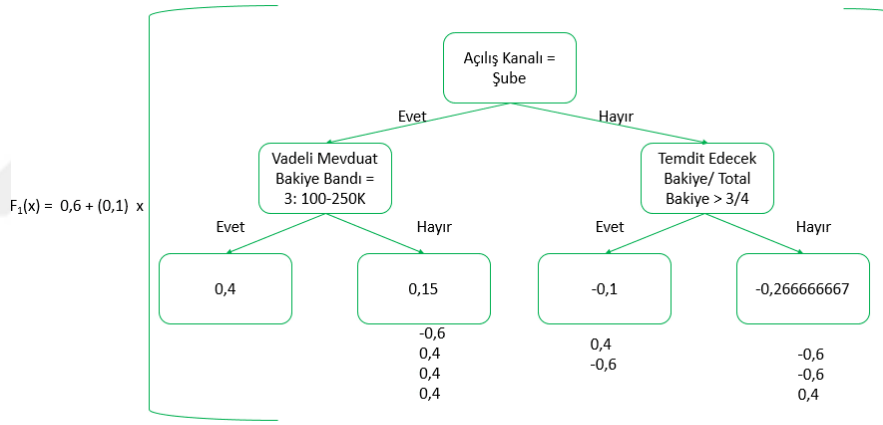
Şekil 6.2 ve Şekil 6.3'te hesaplama örneğinin karar ağacı gösterimi yer almaktadır. Vadeli mevduat hesap açılış kanalı temel alınarak ağacın kökünü, bakiye bandı ve temdit edecek oran düğümleri oluşturmuştur. Yaprak hata değerleri paylaşılmış ve aynı düğüme bağlı yaprak değerlerinin ortalaması alınarak ağaç oluşturulmuştur.

Örneğin, Şekil 6.3'te yer alan sol baştan 2. Yaprığın değeri 0,15'i almış ve bu hesaplama ağacın altında yer alan, hesaplanan hata değerlerinin ortalaması ile hesaplanmıştır. Bu değerler Şekil 6.2'de yer aldığı üzere sırası ile (-0.6, 0.4, 0.4, 0.4) şeklindedir.



Şekil 6.2 Karar Ağacı Örnek Gösterimi – 1. İterasyon

Şekil 6.3'te ise ilk adımda oluşturulan ağaç öğrenme payı (0.1) ile iyileştirmek üzere oluşturulmuştur. Bu çalışma kapsamında 30 kez ağaç oluşturacak şekilde yapılmıştır.



Şekil 6.3 Karar Ağacı Örnek Gösterimi – 2. İterasyon

Ayrıca modelden elde edilen tahmin değerlerinin iletişim kanalları olan şube ve internet bankacılığı gözlem veri setleri için örnek çıktıları **Ek 2'de** yer almaktadır.

6.4. Model Performans Ölçüm Değerleri

Tez kapsamında ele alınan tahmin modelleri, gerçekleşen değer ile tahmin değeri arasındaki farkı en aza indirmeyi amaçlamaktadır. Ancak bu bölümde kullanılması tercih edilen modellerin problem çözümüne uygunluğunu ölçmek adına performans ölçümleri ele alınmıştır. Literatürde ele alınan çok sayıda ve disiplinde model performans ölçümü bulunmaktadır. Bu yöntemlere örnek vermek gerekirse; mutlak

hata, mutlak hataların standart sapması, ortalama kare hata, sinyal doğruluğu, ortalama kare hataların kare kökü, ortalama hata ve standart sapmadır. Tez kapsamında ise ortalama mutlak hata, mutlak hataların standart sapması ve ortalama kare hata ile model performansı ölçümlenmiştir.

- Ortalama Mutlak Hata: Tahmin edilen değer ile gerçekleşen değer arasındaki farkların mutlak değerinin ortalaması alınarak hesaplanan değerdir.

$$\text{OMH: } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n |e_j| \quad (6.7)$$

- Mutlak Hataların Standart Sapması: Tahmin edilen değer ile gerçekleşen değer arasındaki farkların standart sapması alınarak hesaplanan değerdir.

$$\text{MHSS: } \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n e_j^2}{n-K(\text{parametre sayısı})}} \quad (6.8)$$

- Ortalama Kare Hata: Tahmin edilen değer ile gerçekleşen değer arasındaki farkların karelerinin toplamının ortalaması alınarak hesaplanan değerdir.

$$\text{OKH: } \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n e_j^2 \quad (6.9)$$

İlk çalışma olarak birinci veri seti ile ilk üç ayın en yüksek temdit etme oranı tahmin edilmiştir. Kullanılan veri setleri aynı kalmak suretiyle program çeşitli parametrelerde tekrar tekrar çalıştırılmıştır. Bu çalışmada 300'den fazla model üretilmiş ve bu modellerden en iyilerinden 5 tanesi karşılaştırma tablosu Çizelge 6.4'te sunulmuştur.

Çizelge 6.4. İlk Üç Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı

No	OMH	MHSS	OKS
51	0.00694	0.00680	0.00009
2	0.00679	0.00656	0.00009
3	0.00694	0.00660	0.00009
4	0.00723	0.00654	0.00010
5	0.00738	0.00670	0.00010

İlk çalışma olarak birinci veri seti ile ilk altı ayın en yüksek temdit etme oranı tahmin edilmiştir. Kullanılan veri setleri aynı kalmak suretiyle program çeşitli parametrelerde tekrar tekrar çalıştırılmıştır. Bu çalışmada 300'den fazla model üretilmiş ve bu modellerden en iyilerinden 5 tanesi karşılaştırma tablosu Çizelge 6.5'te sunulmuştur.

Çizelge 6.5. İlk Altı Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı

No	OMH	MHSS	OKS
1	0.005619	0.005407	0.000061
2	0.005726	0.005523	0.000063
3	0.00595	0.005459	0.000065
4	0.00605	0.005714	0.000069
5	0.006043	0.006072	0.000073

İlk çalışma olarak birinci veri seti ile ilk on iki ayın en yüksek temdit etme oranı tahmin edilmiştir. Kullanılan veri setleri aynı kalmak suretiyle program çeşitli parametrelerde tekrar tekrar çalıştırılmıştır. Bu çalışmada 300'den fazla model üretilmiş ve bu modellerden en iyilerinden 5 tanesi karşılaştırma tablosu şeklinde aşağıda sunulmuştur.

Çizelge 6.6. İlk On İki Ay Temdit Tahmini Veri Seti Performansı

No	OMH	MHSS	OKS
1	0.005619	0.005407	0.000061
2	0.005726	0.005523	0.000063
3	0.00595	0.005459	0.000065
4	0.00605	0.005714	0.000069
5	0.006043	0.006072	0.000073

6.5 Fiyatlandırmanın Hesaplanması

Bu bölümde algoritma sonucunda elde edilen müşterinin temdit edip etmeme durumuna bağlı olarak, talebe ve giderlere yani maliyet odaklı bakış açısına bağlı, müşteriye özel fiyatlandırmanın hesaplanması ele alınmıştır.

Müşterinin mevcut vadeli mevduat faiz oranı, yani son temdit işlemindeki faiz oranı, mevduatının bakiyesine bağlı yer aldığı bant aralığı, piyasa hareketleri ve regülasyonlara bağlı banka maksimum faizinin fiyata yansıtılma oranı, vade farkının ve bant aralığının değişmesine bağlı parametreler ile algoritmik çıktı olan temdit edip etmeme değerleri sonucunda müşteriye özel fiyat 6.10 numaralı formüldeki şekilde hesaplanmıştır.

$$Fiyat = Son\ Temdit\ Fiyatı + \min/\max [(A \times B), C] + \min/\max [D] + E + F \quad (6.10)$$

Fiyatı oluşturan parametreleri tanımlamak gerekirse;

A = Algoritmik çıktı olan temdit edip etmeme değeri

B = Bakiye/faiz bandına göre artış azalış değeri

C = Bakiye/ faiz bant artırma & azaltma halinde uygulanacak derinlik

D = Piyasa hareketlerinin yansıtılma oranı

E = Vade farkı değişikliği yansıtılma oranı

F = Bakiyeye bağlı bant değişikliği yansıtılma oranı

A: Algoritmik çıktı olan müşterinin temdit edip etmeme değerinden oluşmaktadır. Müşterinin temdit etmişse/ edecekse bu değer 0, temdit etmeyecekse 1 değerini almaktadır.

B: Faiz artırma/ azaltma kararının geçmiş dönem faiz trendlerinin incelenerek büyütülmesi/ küçültülmesi için gerekli değerdir. İlgili bakiye ve faiz bandı aralığında müşterinin hassaslık derecesine bağlı değer alınmaktadır.

C: Bakiye/ faiz bant artırma & azaltma halinde uygulanacak derinlik değeridir. Müşterinin temdit etmemesi halinde artırma kararı alınmakta ve bu değerde ilgili bant ve hassaslık derecesinde max. Değer ile temdit etmesi bekleniyorsa azaltma kararı alınmakta ve min. değer ile mevcut temdit fiyatı arasındaki fark hesaplanmaktadır.

D: Piyasa hareketlerinin yansıtılmasını amaçlayan, banka maksimum faizinin değişmesi halinde, müşteriye sunulacak faizi etkileme oranıdır. İlgili bakiye ve faiz bandı aralığında müşterinin hassaslık derecesine bağlı değer alınmaktadır.

E: Vade farkı değişikliği olması halinde müşteriye sunulacak faiz oranındaki değişim değeridir. İlgili bakiye ve faiz bandı aralığına bağlı değer alınmaktadır.

F: Bakiyeye bağlı bant değişikliği olması halinde müşteriye sunulacak faiz oranındaki değişim göstergesidir. İlgili bakiye ve faiz bandı aralığına bağlı değer alınmaktadır.

Çizelge 6.7- 6.11’de örnek veri setinin fiyatı oluşturan parametrik değerleri yer almaktadır. Detaylı bir örnek Ek 3’te mevcuttur. Müşteri hassaslık derecesi ayrı bir çalışma ile hesaplanarak parametrik bir değer olarak bu hesaplama girdi oluşturmaktadır.

Çizelge 6.7. Bakiye/faiz bandına göre artış azalış

Bakiye Bandı		Faiz Bandı		Hassaslık		
		Min	Max	Hassas	Normal	H. Değil
25.000	50.000	12	15	1	0	0
		10	12	1	0	0
		8,5	10	1	0	-0,25
		7	8,5	1	0	-0,25
		0	7	1	0	0

Çizelge 6.8. Bakiye/ faiz bant değişikliği halinde uygulanacak derinlik

Bakiye Bandı		Son Faiz MIN			Son Faiz MAX		
		Hassas	Normal	H. Değil	Hassas	Normal	H. Değil
25.000	50.000	12	12	12	15	15	15
		10	10	10	12	12	12
		8,5	8,5	8,5	10	10	10
		7	7	7	8,5	8,5	8,5
		0	0	0	7	7	7

Çizelge 6.9. Piyasa hareketini yansıtma

Bakiye Bandı		Faiz Bandı		Banka Max artarsa			Banka Max azalırsa		
				Hassaslık			Hassaslık		
		Min	Max	Hassas	Normal	H. Değil	Hassas	Normal	H. Değil
25.000	50.000	12	15	50%	25%	0%	100%	100%	50%
		10	12	40%	0%	0%	100%	100%	60%

		8,5	10	30%	0%	0%	100%	100%	70%
		7	8,5	30%	0%	0%	100%	70%	70%
		0	7	30%	0%	0%	100%	70%	70%

Çizelge 6.10. Vade Farkı Etkisi

Bakiye Bandı		Önceki Vade		Sonraki Vade (Gün cinsinden)					
		Min	Max	28	32	46	92	185	366
25.000	50.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5

Çizelge 6.11. Bakiye sınıfı atlama hareketini yansıtırma

Önceki Bakiye		Atladığı Bakiye							
Min	Max	0	25.000	50.000	100.000	200.000	500.000	1.000.000	5.000.000
		25.000	50.000	100.000	200.000	500.000	1.000.000	5.000.000	-
25.000	50.000	0		0	0,15	0,3	0,45	0,6	0,75

Müşteriye özel fiyatlandırma hesaplamasının bir örneği aşağıdaki gibidir:

Mevcut vadeli mevduat hesabında yer alan bakiyesi 25.000- 50.000 bandında yer alan, son temdit fiyatı %7,5 olan, hassaslık derecesi normal, algoritma çıktısı ile temdit etmesi tahmin edilen, vade süresi değişmeyecek ve bakiye sınıfı iki barem atlayacak olan bir müşteri için örnek fiyat hesabı şu şekildedir:

$$\begin{aligned}
&= 7,5 + \min [(0 \times 0), (8,5 - 7,5)] + 0,3 + 0 + 0,15 \\
&= 7,5 + 0 + 0,3 + 0 + 0,15 \\
&= 7,95
\end{aligned}$$

Müşterinin temdit etmesi beklendiği için ilgili değer 0 alınırken faiz trendleri min. Değer ile hesaplanmıştır.

7. SONUÇ VE ÖNERİLER

Bu çalışmada anonim bir bankanın vadeli mevduat ürünü ele alınarak kişiye özel fiyatlandırma stratejileri ve bu stratejilerin işletme kar ve satış hacmine etkileri incelenmiştir. Günümüz dünyasında müşteri hareketleri ve rekabet ortamının dinamizmi hızlı aksiyon almayı gerektirmektedir. Bu noktada verinin takibi, yorumlanması ve doğru işlenmesi çok önemli bir husustur. Çok sayıda ve anlık değişim gösteren veri hızı ve kapasitesine yetişebilmek amacıyla çeşitli makine öğrenimlerinden faydalanmak kaçınılmazdır.

Bu tez kapsamında da karar ağacı tabanlı algoritma olan Gradyan Artırma yöntemi kullanılarak müşterinin ürün sahipliği konusunda tahmini yapılarak fiyat sunulmuş ve sonuçları değerlendirilmiştir. Müşterinin, vadesi dolan mevduatının temdit edip etmeyeceği, yani vade süresini uzatma kararını verip vermeyeceği, tahmin edilmiştir.

Bu tahmin, 5 adet büyükşehir ana şube müşterilerinin ve 100.000 adet dijital kanal müşterisinin hareketleri geçmiş hareketlerinden yola çıkılarak hesaplanmıştır. Müşteri diğer ürün sahiplikleri, ihtiyaçları, hassasiyetleri, talepleri ve pazarda var olan rekabet unsurlarını içeren değişkenlere bağlı bir model tasarlanarak hedef değişkenin model çıktısı değeri ile gerçekleşen değerleri arasındaki korelasyon ölçümlenmiştir. Bu kapsamda model oluşturulmuştur ve hedef değişken yani müşterinin temdit edip etmeme kararı ile gerçekleşen değer arasındaki farkın en aza indirgenmesi amaçlanmıştır. Bu noktada algoritmanın öğrenme oranı ve algoritmaya tanımlanan veri setleri kontrollü şekilde güncellenerek hata payının enküçüklenmesi için çalışılmıştır. En başarılı beş model sonucu performans ölçüm yöntemleri ile ortaya konmuştur.

Algoritma sonucunda elde edilen tahmin doğrultusunda müşteriye özel fiyatlandırma çalışması yapılmıştır. Bu noktada literatürde ele alınan talep ve maliyet odaklı fiyatlandırma stratejileri baz alınmıştır. Müşterilerin ürüne olan talebi bu çalışma kapsamında ürün sahipliğine devam etmek isteyip istemedikleri şeklinde değerlendirilerek, talebin azalması halinde müşterinin temdit etmesini sağlamak için daha yüksek faiz seçeneği sunulması amaçlanmıştır. Bu hedef maliyet artı kar stratejisiyle de ele alınarak işletmeye, yani bankaya, kar getirisi ve yaşamını sürdürme

amacına yönelik hizmet etmesi açısından ölçümlenerek sağlanmıştır. Yapılan çalışmalar sonucunda müşteriye sunulan özel fiyat ile işletmeye, bankaya, kazandırılan brüt kar ve pazar payları aşağıdaki gibi özetlenebilmektedir:

Algoritma çıktısı ile sonraki vadelerde temdit etmeyeceği tahmin edilen örneklem müşteri grubunun %69'unun kendilerine sunulan özel fiyat ile bir sonraki vadede temdit ettiği gözlemlenmiştir. Bu sayede etkinliğini kaybetmiş ürünün çekiciliğinin geri kazanımı sağlanmıştır. Müşterinin mevcut vadeli mevduat faiz oranından daha yüksek oranda fiyatlanan faiz tutarına bağlı bankanın maliyeti ile müşterinin bankaya sağladığı likidite ve diğer ürünler ile penetrasyonu göz önüne alındığında brüt kar getirisi sağlanmaktadır. Ayrıca bu örneklem grubunun bankaya sağladığı pazar payı incelendiğinde temdit etmeleri sayesinde çeyrek dönemde %3 oranında ek pay sağladıkları hesaplanmıştır.

Bu çalışmanın kar getirisine olan bir diğer katkısı ise şu şekilde özetlenebilmektedir. İşletme tarafından yalnızca Fiyatlandırma başlığında yer alan fiyat etkenlerine bağlı faiz sunulmamaktadır. Regülatif etkenler ve işletmenin dönemsel veya stratejik hedeflerine bağlı olarak çeşitli müşteri gruplarına özel kampanya adı altında ekstra avantajlı faizler sunulmaktadır. Bu noktada yapılan çalışma ile halihazırdaki faiz oranı ile temdit etmesi, yani banka ile çalışması, tahmin edilen müşterilere ilgili kampanya kapsamındaki ek faiz sunulmadan da devam etmeleri ile kar getirisi sağlamıştır. Bir örnekle açıklamak gerekirse, mevcut faizi %16,00 olan müşteriye kampanya kapsamında %17,00 oranında faiz sunulabilmektedir. Ancak algoritma tahminine göre temdit etmesi öngörülmesi sebebiyle bu faiz müşteriye sunulmadan, mevcut faiz ile kampanya kapsamında sunulabilecek faiz arasındaki %1,00 oranında fark işletmeye, bankaya, kar olarak geri dönmüştür. Bunlara ek olarak, müşterilerin işletme içerisinde varlıklarını sürdürmeleri hareketlerinin ve ürün sahipliklerinin hem vadeli mevduat hem de diğer ürünler için müşteri bağlılığı ve iç bilgi sağlama açısından olumlu uzun vadeli etkilerini artırmaktadır.

KAYNAKLAR

- [1] Michael Kearns; Leslie Valiant. 1989. Cryptographic limitations on learning Boolean formulae and finite automata. Symposium on Theory of Computing, 433-444.
- [2] Wikipedia. 2021. "Karar ağaçları." Erişim Tarihi: 19 Mayıs 2021. https://tr.wikipedia.org/wiki/Karar_a%C4%9Fac%C4%B1
- [3] William Belson. 1959. "Biyolojik Sınıflandırma İlkesi Eşleştirme ve Tahmin Etme." *Uygulamalı İstatistik*, 2 Haziran 8(2): 65-75.
- [4] J. Morgan, J. Sonquist. 1963. "Problems in the Analysis of Survey Data, and a Proposal." *Amerikan İstatistik Kurumu Dergisi*. 8 Mayıs 58: 415–434.
- [5] Yoav Freund and Robert E. Schapire .1997. A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting, *Journal of Computer and System Sciences*. 55(1):119-139.
- [6] Breiman, L. 1997. "Arcing The Edge". *Technical Report 486*. Statistics Department, University of California, Berkeley.
- [7] Mason, L., Baxter, J., Bartlett, P. L., Frean, Marcus. 1999. Boosting Algorithms as Gradient Descent. In S.A. Solla and T.K. Leen and K. Müller. *Advances in Neural Information Processing Systems* 1(12): 512–518.
- [9] Kotler, Philip ve Gary Armstrong. 2010. *Principles of Marketing*, Pearson Education, New Jersey.
- [10] Chatwin, R.E. 2000. Optimal dynamic pricing of perishable products with stochastic demand and finite set of prices. *European Journal of Operations Research*, 125(1): 149-174.
- [11] Machmud, A. ve Minghat, A. D. 2020. The Price Dynamics of Hand Sanitizers for COVID- 19 in Indonesia: Exponential and Cobweb Forms. *Indonesian Journal of Science&Technology*. 5 (2): 176-184.
- [12] Scikit-learn 1.2.0. 2022. "Decision Trees." Erişim Tarihi: 7 Mayıs 2022. <http://scikit-learn.org/stable/modules/tree.html>
- [13] Oktay Samur. 2020. "Boosting Algoritmaları." Erişim Tarihi: 17 Kasım 2020. <https://www.datasciencearth.com/boosting-algoritmaları/>

- [14] Morde. 2019. "XGBoost Algorithm." Erişim Tarihi: 8 Nisan 2019. <https://towardsdatascience.com/https-medium-com-vishalmorde-xgboost-algorithm-long-she-may-rein-edd9f99be63d>
- [15] C.Right. 2020. "XGBoost Documentation." Erişim Tarihi: 1 Şubat 2021. https://xgboost.readthedocs.io/en/release_1.3.0/
- [16] Desarda. 2019. "Understanding AdaBoost. Anyone starting to learn Boosting." Erişim Tarihi: 17 Haziran 2019. <https://towardsdatascience.com/understanding-adaboost-2f94f22d5bfe>.
- [17] TB. 2018. "Overview of CatBoost." Erişim Tarihi: 3 Temmuz 2018. <https://catboost.ai/en/docs/concepts/algorithm-main-stages>
- [18] Dorogush. 2018. "CatBoost: gradient boosting with categorical features support." Toplantı Bildirisi: EuroPython 2018. Temmuz 29: 1-7.
- [19] Vikipedi. 2019. "Gradient Boosting." Erişim Tarihi: 1 Ocak 2019. https://en.wikipedia.org/wiki/Gradient_boosting
- [20] ACT. 2021. "Tree Based Algorithms: A Complete Tutorial from Scratch." Erişim Tarihi: 26 Ağustos 2021. <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2016/04/tree-based-algorithms-complete-tutorial-scratch-in-python/>
- [21] Eğilmez. 2015. "Fiyat". *Ekonomi Sözlüğü*. Erişim tarihi: 1 Nisan 2015. <https://www.mahfiegilmez.com/p/ekonomi-sozlugu.html>
- [22] Tek, Ö.B. 1999. "Pazarlama İlkeleri Global Yönetimsel Yaklaşım Türkiye Uygulamaları." İstanbul: Beta Yayınları.
- [23] Cemalcılar, İlhan. 1996. "Pazarlama: Kavramlar Kararlar." İstanbul: Beta Yayınları.
- [24] Akbudak, Kübra. 2006. "Tekstil Sektöründe Fiyatlandırma Yöntemleri ve Bir Uygulama", Gazi Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Ankara.
- [25] Mucuk, İsmet. 2001. "Modern İşletmecilik." İstanbul: Türkmen Kitabevi.
- [26] Altunışık, Remzi, Özdemir, Torlak. 2001. "Modern Pazarlama." Adapazarı: DeğişimYayınları.
- [27] Oluç, Mehmet. 2006. "Temel Pazarlama Kavramları." Beta Yayınları, İstanbul.
- [28] İslamoğlu, Ahmet Hamdi. 2006. "Pazarlama Stratejileri: Stratejik ve Global Yaklaşım." İstanbul: Beta Yayınları.
- [29] Kasapoğlu, Veysel. 2007. "Maliyet Temeline Dayalı Fiyatlandırma Yöntemleri," Sakarya Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Sakarya.

- [30] Korkmaz, Sezer, Eser, Öztürk, Işın. 2009. “Pazarlama: Kavramlar, Kararlar, İlkeler.” Ankara: Siyasal Kitabevi.
- [31] Vikipedi. 2022. “Mevduat.” Erişim Tarihi: 2 Ocak 2022. <https://tr.wikipedia.org/wiki/Mevduat>
- [32] Hakan Sakar. 2000. “Banka İşşiemleri Muhasebesi.” İstanbul: Strata Yayıncılık.
- [33] Taşkın. 2005. “Müşteri İlişkileri Eğitimi.” İstanbul, Papatya Yayıncılık. 1(3):20.
- [34] Akın Acuner, 2003. “Müşteri Memnuniyeti ve Ölçümü.” İstanbul: Milli Prodüktivite Merkezi Yayınları.
- [35] Sprague, J.C., Gopalakrishnan, K.N., McItrye, B.E. 1992. “Implementing Internal Quality Improvement with the House of Quality”. USA: Quality Progress.
- [36] Özveren, Y. S. 2010. “Müşteri Memnuniyeti ve Hizmet Kalitesi İlişkileri: Mersin İlindeki 4 ve 5 Yıldızlı Oteller Örneği.” Mersin Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Mersin.
- [37] Berger, P., & Nasr, N. 1998. “Customer lifetime value: Marketing models and applications.” *Journal of Interactive Marketing*, 12(1): 17-29.
- [38] Persson, A., & Ryals. 2010. “Customer assets and customer equity: Management and measurement issues.” *Marketing Theory*, 10(4): 417-420.
- [39] Tarhan, O. 2016. “Yapı malzemeleri sektöründeki bir işletmenin yetkili satıcılarının RFM analizi ve müşteri yaşam boyu değeri kullanılarak kümelmesi.” Anadolu Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Yüksek Lisans Tezi, Eskişehir.
- [40] Gupta, S., & Lehmann, D. R. 2003. “Customers as assets.” *Journal of Interactive Marketing*, 17(1): 9.
- [41] Jain, D., & Singh, S. S. 2002. “Customer lifetime value research in marketing: A review and future directions.” *Journal of Interactive Marketing*. 16(1): 37.
- [42] Berry, M. J. A., & Linoff, G.S. 2004. “Data mining techniques for marketing, sales and CRM.” Amerika Birleşik Devletleri: Indianapolis.
- [43] Catı, K. ve KOCOĞLU, C. M. 2008. “Müşteri Sadakati İle Müşteri Tatmini Arasındaki İlişkiyi Belirlemeye Yönelik Bir Araştırma.” *Selcuk Üniversitesi Sosyal Bilimler Enstitüsü Dergisi*. 1(1).231.
- [44] Demirel, Y. 2006. “Müşteri İlişkileri Yönetimi ve Bilgi Paylaşımı.” 1(95): 23. İstanbul: IQ Kültür Sanat Yayıncılık.
- [45] Şimşek, M. 2000. “Sorularla Toplam Kalite Yönetimi ve Kalite Güvence Sistemleri.” İstanbul: Alfa Yayınları.

- [46] Blattberg, R.C. ve Deighton, J. 1996. "Manage Marketing by the Customer Equity Test." *Harvard Business Review*. 74(4): 53.
- [47] Berry, M. J. A. 2004. "Data Mining Techniques: For Marketing, Sales, and Customer Relationship Management." ABD: Hoboken/ New Jersey.
- [48] Ozmen, M. 2008. Müşteri Değeri Üzerine Bir Örnek Olay Uygulaması, Anadolu Üniversitesi, Sosyal Bilimler Enstitüsü, İşletme Anabilim Dalı, Doktora Tezi, Eskişehir.
- [49] Bell, J. 2014. "Machine Learning : Hands-On for Developers and Technical Professionals." ABD: Somerset.
- [50] James, vd. 2013. "Statistical learning." *An Introduction to Statistical Learning*. 1(3): 15-57.
- [51] A. Gülçubuk. 2008. "Müşteri Bağlılığı Yaratmada Fiyat Politikasının Önemi ve Uygulanan Fiyatlandırma Yöntemlerinin Değerlendirilmesi." *Celal Bayar Üniversitesi İktisadi ve İdari Bilimler Fakültesi Dergisi*, 15(1): 15-26.
- [52] Tekin, M., 1996. Üretim Yönetimi. Konya: Arı Ofset Matbaacılık.

EKLER

EK 1: Python Algoritma Ekran Görüntüsü

EK 2: Fiyatlandırma Parametreleri

EK 3: Algoritma İterasyon Örnekleri



EK 1

Karar ağacının oluşturulması !

```
In [6]: import graphviz
dot_data = tree.export_graphviz(dtree, out_file=None, feature_names=iris.feature_names,
                               class_names=iris.target_names, filled=True, rounded=True,
                               special_characters=True)
graph = graphviz.Source(dot_data)
graph.render("iris")

dot_data = tree.export_graphviz(dtree, out_file=None,
                               feature_names=iris.feature_names,
                               class_names=iris.target_names,
                               filled=True, rounded=True,
                               special_characters=True)
graph = graphviz.Source(dot_data)
graph
```

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
from sklearn import tree
from sklearn import metrics
from sklearn import datasets

from matplotlib.colors import ListedColormap
import matplotlib.pyplot as plt

import warnings
warnings.filterwarnings("ignore")
```

Bu çalışma kapsamında "iris" veri seti kullanılacak !

```
In [2]: iris = datasets.load_iris()

X = iris.data
y = iris.target

print('Class labels:', np.unique(y))

Class labels: [0 1 2]
```

Verimizi normalize ediyoruz !

```
In [3]: from sklearn.preprocessing import StandardScaler

ss = StandardScaler()
ss.fit(X)
X = ss.transform(X)
```

Veri setimizi train ve test diye ikiye ayırıyoruz !

```
In [4]: from sklearn.cross_validation import train_test_split
X_train, X_test, y_train, y_test = train_test_split(X, y, test_size=0.3, random_state=0)
```

Karar Ağacı algoritması ve elde edilen sonuçlar !

```
In [5]: dtree = tree.DecisionTreeClassifier(criterion = 'entropy', random_state=0)
dtree.fit(X_train, y_train)

# generate evaluation metrics
print("Train - Accuracy :", metrics.accuracy_score(y_train, dtree.predict(X_train)))
print("Train - Confusion matrix :", metrics.confusion_matrix(y_train, dtree.predict(X_train)))
print("Train - classification report :", metrics.classification_report(y_train, dtree.predict(X_train)))
print("\n")
print("Test - Accuracy :", metrics.accuracy_score(y_test, dtree.predict(X_test)))
print("Test - Confusion matrix :", metrics.confusion_matrix(y_test, dtree.predict(X_test)))
print("Test - classification report :", metrics.classification_report(y_test, dtree.predict(X_test)))

Train - Accuracy : 1.0
Train - Confusion matrix : [[34 0 0]
 [ 0 32 0]
 [ 0 0 39]]
Train - classification report :              precision    recall  f1-score   support

     0       1.00      1.00      1.00         34
     1       1.00      1.00      1.00         32
     2       1.00      1.00      1.00         39

avg / total       1.00      1.00      1.00        105

Test - Accuracy : 0.977777777778
Test - Confusion matrix : [[16 0 0]
 [ 0 17 1]
 [ 0 0 11]]
Test - classification report :              precision    recall  f1-score   support

     0       1.00      1.00      1.00         16
     1       1.00      0.94      0.97         18
     2       0.92      1.00      0.96         11

avg / total       0.98      0.98      0.98         45
```

Şekil Ek.1 : Python Algoritma Ekran Görüntüsü

EK 2

Bakiye/faiz bandına göre artış azalış

Bakiye Bandı		Faiz Bandı		Hassaslık		
		Min	Max	Hassas	Normal	H. Değil
0	25.000	20	25	0	0	0
		17	20	0	0	0
		13	17	0	0	-0,25
		6	13	0	0	-0,25
		4	6	0	0	-0,5
25.000	50.000	21	25	0	0	0
		18	21	0	0	0
		14	18	0	0	-0,25
		7	14	0	0	-0,25
		5	7	0	0	-0,5
50.000	100.000	23	25	0,1	0	-0,2
		20	23	0,15	0	-0,3
		15	20	0,15	0	-0,5
		10	15	0,25	0	-0,75
		8	10	1	0	-1
100.000	250.000	23	25	0,2	0	-0,2
		21	23	0,5	0	-0,3
		19	21	0,5	0	-0,5
		16	19	0,5	0	-0,5
		8	16	1	0	-0,5
250.000	500.000	23	25	0,2	0	-0,2
		21	23	0,5	0	-0,3
		19	21	0,5	0	-0,5
		16	19	0,5	0	-0,5
		8	16	1	0	-0,5
500.000	1.000.000	23	25	0,2	0	-0,2
		21	23	0,5	0	-0,3
		19	21	0,5	0	-0,5
		16	19	0,5	0	-0,5
		8	16	1	0	-0,5
1.000.000	5.000.000	24	25	0,2	0	-0,2
		22,5	24	0,5	0	-0,3
		20,75	22,5	0,5	0	-0,5
		8	20,75	0,5	0	-0,5
		0	8	0	0	0

**Hesaplanan faize (Faiz arttırma/azaltma X Trende göre düzeltme)
uygulanan derinlik**

Bakiye Bandı		Son Faiz MIN			Son Faiz MAX		
		Hassas	Normal	H. Değil	Hassas	Normal	H. Değil
0	25.000	20	20	20	25	25	25
		17	17	17	20	20	20
		13	13	13	17	17	17
		6	6	6	13	13	13
		4	4	4	6	6	6
25.000	50.000	21	21	21	25	25	25
		18	18	18	21	21	21
		14	14	14	18	18	18
		7	7	7	14	14	14
		5	5	5	7	7	7
50.000	100.000	23	23	23	25	25	25
		20	20	20	23	23	23
		15	15	15	20	20	20
		10	10	10	15	15	15
		8	8	8	10	10	10
100.000	250.000	23	23	23	25	25	25
		21	21	21	23	23	23
		19	19	19	21	21	21
		16	16	16	19	19	19
		8	8	8	16	16	16
250.000	500.000	23	23	23	25	25	25
		21	21	21	23	23	23
		19	19	19	21	21	21
		16	16	16	19	19	19
		8	8	8	16	16	16
500.000	1.000.000	23	23	23	25	25	25
		21	21	21	23	23	23
		19	19	19	21	21	21
		16	16	16	19	19	19
		8	8	8	16	16	16
1.000.000	5.000.000	24	24	24	25	25	25
		22,5	22,5	22,5	24	24	24
		20,75	20,75	20,75	22,5	22,5	22,5
		8	8	8	20,75	20,75	20,75
		0	0	0	8	8	8

**Bir önceki temdit ve mevcut temditte bankamax değişmişse bunu müşteriye yansıtma
(Piyasa hareketini yansıtma)**

Bakiye Bandı		Faiz Bandı		Banka Max artarsa			Banka Max azalırsa		
				Hassaslık			Hassaslık		
		Min	Max	Hassas	Normal	H.	Hassas	Normal	H.
						Değil			Değil
0	25.000	20	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		17	20	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		13	17	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		6	13	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	6	30%	0%	0%	70%	100%	100%
25.000	50.000	21	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		18	21	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		14	18	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		7	14	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	7	30%	0%	0%	70%	100%	100%
50.000	100.000	23	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		20	23	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		15	20	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		10	15	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	10	30%	0%	0%	70%	100%	100%
100.000	250.000	23	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		21	23	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		19	21	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		16	19	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	16	30%	0%	0%	70%	100%	100%
250.000	500.000	23	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		21	23	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		19	21	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		16	19	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	16	30%	0%	0%	70%	100%	100%
500.000	1.000.000	23	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		21	23	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		19	21	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		16	19	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	16	30%	0%	0%	70%	100%	100%
1.000.000	5.000.000	24	25	50%	25%	0%	50%	75%	100%
		22,5	24	40%	0%	0%	60%	100%	100%
		20,75	22,5	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	20,75	30%	0%	0%	70%	100%	100%
		0	0	30%	0%	0%	70%	100%	100%

Vade Farkı Etkisi

Bakiye Bandı		Önceki Vade		Sonraki Vade					
		Min	Max	28	32	46	92	185	366
				32	46	92	185	366	1000
0	25.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
25.000	50.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
50.000	100.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
100.000	200.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
200.000	500.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
500.000	1.000.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
1.000.000	5.000.000	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1
		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	
5.000.000	9.999.999.999	28	32		0,25	-0,5	-0,5	-0,5	-1
		32	46	-0,5		-0,5	-0,5	-0,5	-1

		46	92	-0,5	0		0	0	-0,5
		92	185	-0,5	0	0		0	-0,5
		185	366	-0,5	0	0	0		-0,5
		366	1000	-0,5	0	0	0	0	

Bakiye sınıfı atlama

Önceki Bakiye		Atladığı Bakiye							
		0	25.000	50.000	100.000	200.000	500.000	1.000.000	5.000.000
Min	Max	25.000	50.000	100.000	200.000	500.000	1.000.000	5.000.000	-
0	25.000		0	0	0,15	0,3	0,45	0,6	0,75
25.000	50.000	0		0	0,15	0,3	0,45	0,6	0,75
50.000	100.000	0	0		0,15	0,3	0,45	0,6	0,75
100.000	200.000	-0,15	-0,15	-0,15		0,15	0,3	0,45	0,6
200.000	500.000	-0,3	-0,3	-0,3	-0,15		0,15	0,3	0,45
500.000	1.000.000	-0,45	-0,45	-0,45	-0,3	-0,15		0,15	0,3
1.000.000	5.000.000	-0,45	-0,45	-0,3	-0,15	-0,15	-0,15		0,15
5.000.000	-	-0,75	-0,75	-0,75	-0,6	-0,45	-0,3	-0,15	

Şekil Ek.2: Fiyatlandırma Parametreleri

EK 3

Müşteri	Vadeli Mevduat Bakiye Bandı	Temdit Edecek Bakiye/ Total Bakiye	Son 2 Dönem Faiz Değişikliği Tutarı (güncel-2 ay önceki)	Açılış Kanalı	Temdit Etmış mi?	Tahmin_1	Hata_1
1	3: 100-250K	>3/4	=0	Dijital	1	60%	40%
2	3: 100-250K	>3/4	<0	Şube	1	60%	40%
3	2: 50-100K	>2/4	>0	Şube	0	60%	-60%
4	2: 50-100K	>2/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
5	2: 50-100K	>3/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
6	6: 1-5M	>2/4	>0	Şube	1	60%	40%
7	1: 25-50K	>3/4	>0	Şube	1	60%	40%
8	5: 500K-1M	>2/4	=0	Dijital	0	60%	-60%
9	4: 250-500K	>2/4	=0	Şube	1	60%	40%
10	1: 25-50K	>1/4	=0	Dijital	1	60%	40%

Tahmin_1	Hata_1	Öğrenme Oranı	Tahmin_2	Hata_2	Tahmin_3	Hata_3
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%

Tahmin_1	Hata_1	Öğrenme Oranı	Tahmin_2	Hata_2	Tahmin_3	Hata_3	Tahmin_4	Hata_4
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%	44%	56%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%	44%	56%
60%	40%	10%	64%	36%	68%	32%	71%	29%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%	44%	56%
60%	-60%	10%	54%	-54%	49%	-49%	44%	56%

Şekil 3: Algoritma İterasyon Örnekleri